

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

Навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»
Кафедра системного аналізу та кібербезпеки

ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА «СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ»
СПЕЦІАЛЬНІСТЬ 124 «СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ»

ПОГОДЖЕНО

Керівник проєктної групи (гарант)
освітньо-професійної програми

_____ Колечкіна Л.М.
(підпис)

_____ 2026 р.

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри системного
аналізу та кібербезпеки

_____ Джалладова І.А.
(підпис)

_____ 2026 р.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

здобувачу вищої освіти Атаманенко Аліні Василівні
очної (денної) форми навчання

на підготовку кваліфікаційної магістерської роботи

**на тему: «Побудова оптимальної інвестиційної стратегії підприємства із
застосуванням стохастичної моделі гіперболічного дисконтування»**

**Тему затверджено наказом ректора Університету від «27» квітня 2026 р.
№ 540-ст**

Кваліфікаційна магістерська робота виконується на матеріалах
наукових публікацій, інтернет-ресурсів, технічної документації ТОВ
«Українська Аналітично-Консультативна Компанія «Ардента»

План кваліфікаційної магістерської роботи

Розділ 1. Теоретико-методологічні основи оцінювання інвестиційних стратегій підприємств

Розділ 2. Математичне моделювання та стохастичний аналіз інвестиційних рішень

Розділ 3. Практична реалізація та апробація моделі оцінки інвестицій у середовищі Python

Об'єкт дослідження процес стратегічного управління інвестиційними ресурсами підприємства в умовах динамічного та невизначеного ринкового середовища

Предмет дослідження методи та моделі системного аналізу, що базуються на стохастичному гіперболічному дисконтуванні, деревах рішень та алгоритмах машинного навчання

Мета кваліфікаційної магістерської роботи розробка математичної моделі та програмного комплексу для формування оптимальної інвестиційної стратегії, що поєднує стохастичний характер ринкових процесів із психологічними аспектами часових переваг інвесторів.

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

У розділі I Дослідити класичні та поведінкові підходи до дисконтування майбутніх вигід, вивчити принципи системного аналізу інвестиційних процесів в умовах невизначеності та визначити специфіку прийняття рішень у сфері фінансового консалтингу.

У розділі II Формалізувати стохастичну модель гіперболічного дисконтування, обґрунтувати вибір математичного апарату для моделювання динаміки капіталу та провести порівняльний аналіз інвестиційних стратегій за критерієм «вигіда-ризик» із застосуванням методу дерев рішень.

У розділі III Розробити алгоритмічне забезпечення для моделювання інвестиційних альтернатив мовою Python, провести апробацію розробленої моделі на основі статистичних даних та запропонувати практичні рекомендації щодо впровадження отриманих результатів у консалтингову діяльність.

Завдання підготував
науковий керівник _____
Завдання одержала
студентка _____

Камінський О. Є.
« _____ » _____ 2026 р.
Атаманенко А.В.
« _____ » _____ 2026 р.

Реферат

Кваліфікаційна магістерська робота містить 88 сторінок, 5 таблиць, 10 рисунків список використаних джерел з 38 найменувань.

«Побудова оптимальної інвестиційної стратегії підприємства із застосуванням стохастичної моделі гіперболічного дисконтування»

Об'єктом дослідження є процес стратегічного управління інвестиційними ресурсами підприємства в умовах динамічного та невизначеного ринкового середовища.

Предметом дослідження є методи та моделі системного аналізу, що базуються на стохастичному гіперболічному дисконтуванні, деревах рішень та алгоритмах машинного навчання.

Мета кваліфікаційної магістерської роботи – розробка математичної моделі та програмного комплексу для формування оптимальної інвестиційної стратегії, що поєднує стохастичний характер ринкових процесів із психологічними аспектами часових преференцій інвесторів.

Відповідно до поставленої мети були визначені такі завдання:

- дослідити класичні та поведінкові підходи до дисконтування майбутніх вигід;
- проаналізувати принципи системного аналізу інвестиційних процесів в умовах невизначеності;
- визначити специфіку прийняття рішень у сфері фінансового консалтингу та трансфертного ціноутворення;
- формалізувати стохастичну модель гіперболічного дисконтування з урахуванням чинника імпульсивності;
- здійснити порівняльний аналіз інвестиційних стратегій за критерієм «вигіда–ризик» за допомогою методу дерев рішень;
- розробити алгоритмічне забезпечення для моделювання інвестиційних альтернатив мовою Python;
- сформулювати науково-практичні рекомендації щодо впровадження розробленого підходу в консалтингову практику.

Практичне значення отриманих результатів. Розроблено програмний інструментарій у середовищі Python, який дозволяє автоматизувати процес оцінки інвестиційних проектів, мінімізувати вплив когнітивних упереджень менеджменту та підвищити точність прогнозування грошових потоків в умовах високої волатильності ринку.

Рік виконання кваліфікаційної магістерської роботи 2026.

Рік захисту роботи 2026.

Ключові слова: інвестиційна стратегія, гіперболічне дисконтування, стохастичне моделювання, системний аналіз, дерево рішень, Python, фінансовий консалтинг.

Відгук

про кваліфікаційну магістерську роботу
здобувача навчально-наукового інституту Інформаційних технологій в економіці
освітньо-професійної програми «Системний аналіз»

Атаманенко Аліни Василівни

на тему «Побудова оптимальної інвестиційної
стратегії підприємства із застосуванням стохастичної моделі
гіперболічного дисконтування»

Актуальність теми: дипломна робота є самостійним дослідженням, яке присвячено важливій темі — розробці математичної моделі та програмного комплексу для формування оптимальної інвестиційної стратегії, що поєднує стохастичний характер ринкових процесів із психологічними аспектами часових переваг інвесторів. В умовах екстремальної волатильності ринків і структурних трансформацій світової економіки, особливо в умовах війни, тема роботи Атаманенко А.В. є актуальною.

Позитивні риси кваліфікаційної бакалаврської роботи: у роботі було проведено аналіз концепцій та моделей експоненційного дисконтування в умовах високої волатильності ринку, формалізовано стохастичну модель гіперболічного дисконтування та обґрунтовано архітектуру програмного комплексу на мові Python. Всі етапи дослідження чітко структуровані, логічно викладені й супроводжуються практичними прикладами.

Наявність самостійних розробок автора: Розроблено модель та програмний комплекс на мові Python для автоматизації оцінки інвестиційних проєктів, який враховує поведінкові упередження менеджменту. Модель верифіковано на синтетичних корпоративних даних

Цінність теоретичних висновків та практичних рекомендацій. Результати дослідження обумовлюють практичну значущість роботи, вони мають пряме прикладне значення для консалтингових компаній, зокрема у сфері трансфертного ціноутворення та стратегічного планування, де горизонт реалізації проєктів є критичним параметром. Практична цінність роботи полягає в тому, що запропонований підхід дозволяє мінімізувати втрати через ефект презентизму і створити підґрунтя для довгострокового приросту капіталу.

Наявність недоліків. Дипломна робота містить певну кількість недоліків, які не впливають на загальну якість виконаної роботи.

Загальна оцінка кваліфікаційної магістерської роботи та її допущення до захисту перед ЕК: тема роботи розкрита, основні положення та висновки достатньо обґрунтовані. Робота Атаманенко Аліни Василівни на тему «Побудова оптимальної інвестиційної стратегії підприємства із застосуванням стохастичної моделі гіперболічного дисконтування» може бути допущена до захисту перед ЕК і заслуговує на позитивну оцінку, а її автору може бути присвоєна ступінь магістра зі спеціальності «Системний аналіз».

Науковий керівник

д.е.н., професор кафедри системного аналізу та кібербезпеки,

Камінський О.Є.

Рецензія

на кваліфікаційну магістерську роботу здобувача вищої освіти

Атаманенко Аліни Василівни

Тема: *«Побудова оптимальної інвестиційної стратегії підприємства із застосуванням стохастичної моделі гіперболічного дисконтування»*

Питання побудови інвестиційної стратегії з урахуванням поведінкових чинників давно потребує глибшого теоретичного аналізу. Традиційні моделі експоненційного дисконтування часто дають неточні результати на нестабільних ринках, оскільки ігнорують схильність менеджменту зосереджуватися на поточних вигодах замість стратегічних цілей. Тому використання гіперболічного дисконтування у стохастичному форматі є обґрунтованим і своєчасним рішенням.

Якість проведеного дослідження висока. Автор добре володіє складною математичною базою: поєднання геометричного броунівського руху з інструментами поведінкових фінансів вимагає не лише технічних знань, а й розуміння економічної суті проблеми. Теоретичні результати підкріплені практикою: модель реалізована у програмі на Python, а для класифікації стратегій використано машинне навчання, зокрема, алгоритми дерев рішень.

Головна перевага дослідження – це поєднання формальних моделей з реальними економічними аспектами. Параметри моделі, наприклад, коефіцієнт імпульсивності, визначені на основі емпіричних даних, що підвищує надійність результатів. Також цікавою є розробка інтегрального дисконт-фактора для «досвідченого» інвестора та врахування інформаційних витрат і консалтингового супроводу. Такі деталі часто ігноруються у класичних теоретичних роботах, хоча вони важливі для практичного використання.

Деякі питання потребують доопрацювання. Наприклад, порівняння з іншими методами машинного навчання, такими, як випадкові ліси, допомогло б краще оцінити стійкість результатів класифікації. Це посилює аргументацію дослідження і зробило б підхід більш завершеним. Також процедура калібрування параметрів волатильності описана загальною, а конкретизація методів для різних секторів економіки підвищила б прикладний потенціал моделі.

Робота має значну практичну цінність. Запропонований підхід дає підприємствам реальний інструмент для автоматизації інвестиційних рішень і зменшення впливу когнітивних упереджень у процесі ухвалення рішень. Результати можна інтегрувати в консалтингову діяльність, особливо в стратегічне планування та управління ризиками. Вони також можуть стати основою для створення спеціалізованих програм у сфері фінансового моніторингу.

Місце роботи та посада рецензента заступник директора ТОВ «Українська
Аналітично-Консультативна Компанія «Ардента»

Нидельська Я.Б.

(підпис, ППБ)

Місце печатки організації, де працює рецензент

ЗМІСТ

ВСТУП	4
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ОЦІНЮВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ	7
1.1 Класичні та поведінкові підходи до дисконтування майбутніх вигід	7
1.2 Системний аналіз інвестиційних процесів в умовах невизначеності	13
1.3 Специфіка прийняття рішень у сфері трансфертного ціноутворення та консалтингу.....	19
РОЗДІЛ 2 МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА СТОХАСТИЧНИЙ АНАЛІЗ ІНВЕСТИЦІЙНИХ РІШЕНЬ	23
2.1 Формалізація стохастичної моделі гіперболічного дисконтування	23
2.2 Побудова та аналіз дерев рішень для багатокритеріального вибору	29
2.3 Порівняльний аналіз стратегій за критерієм «вигіда–ризик»	32
РОЗДІЛ 3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА АПРОБАЦІЯ МОДЕЛІ В СЕРЕДОВИЩІ PYTHON	36
3.1 Розробка алгоритмічного забезпечення для моделювання інвестиційних альтернатив	36
3.2 Програмна реалізація стохастичної моделі та візуалізація результатів обчислень	51
3.3 Апробація результатів дослідження та рекомендації щодо впровадження в консалтингову діяльність	67
ВИСНОВКИ	77
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	83
ДОДАТКИ	89
ДОДАТОК А Програмний код	89

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

Arm's length principle – принцип «втягнутої руки» у трансфертному ціноутворенні

CSV – формат текстових файлів для представлення табличних даних

Decision Tree – дерево рішень, метод моделювання стратегій та сценаріїв

ESG (Environmental, Social, and Governance) – критерії екологічного, соціального та корпоративного управління

LIBOR/EURIBOR – міжнародні міжбанківські відсоткові ставки

ML – машинне навчання (Machine Learning)

NPV – чиста приведена вартість інвестиційного проекту

Present-bias – ефект презентизму, схильність до переоцінки миттєвих вигід

PV – теперішня вартість майбутніх грошових потоків

RMSE/Accuracy – метрики оцінки точності побудованих моделей

SHD – стохастичне гіперболічне дисконтування

SDR (Social Discount Rate) – соціальна ставка дисконту

SOC (Social Opportunity Cost of Capital) – соціальна альтернативна вартість капіталу

STP (Social Time Preference) – соціальна часова перевага

VaR – вартість під ризиком, показник оцінки фінансових ризиків

ОЕСР – Організація економічного співробітництва та розвитку

ТЦ – трансфертне ціноутворення

ВСТУП

Актуальність теми. Інвестиційна діяльність підприємств у 2024-2026 роках відбувається в умовах екстремальної волатильності ринків і структурних трансформацій світової економіки. Традиційний математичний апарат, зокрема модель експоненційного дисконтування, базується на припущенні про сталу швидкість знецінення капіталу в часі. Проте результати досліджень у галузі поведінкових фінансів [5] доводять, що реальні суб'єкти прийняття рішень виявляють часову непослідовність, надаючи гіперболічну перевагу миттєвим вигідам. Це створює системний розрив між теоретичними розрахунками та практичною результативністю стратегій.

Застосування стохастичної моделі гіперболічного дисконтування дозволяє формалізувати нелінійне сприйняття часової вартості грошей, одночасно враховуючи ймовірнісну природу економічних чинників. У контексті фінансового консалтингу та трансфертного ціноутворення, де ключовим є дотримання принципу «витягнутої руки» в умовах невизначеності [14], розробка адаптивних алгоритмів оцінювання є необхідною умовою для мінімізації податкових та операційних ризиків. Використання мови Python як інструментарію реалізації дозволяє автоматизувати складні обчислення та візуалізувати багатоваріантні сценарії розвитку подій.

Ступінь наукової розробленості проблеми. Теоретичне підґрунтя міжчасового вибору було суттєво доповнене у працях Енке, Гребера та Опреа (2023), які досліджували складність когнітивних процесів у поєднанні з гіперболічним дисконтуванням [3]. Фундаментальне значення для цієї роботи має дослідження Ю. Шина та К. Роха (2019), де доведено, що стохастичні гіперболічні переваги дають змогу знайти замкнені розв'язки задач оптимального споживання та інвестування [1]. Питання інтеграції цих моделей у корпоративні стратегії з метою підвищення адаптивності до ризиків детально розкрито у працях Лонга,

Зенга та Джанга (2024) [2]. Водночас використання регресії на основі дерев рішень для моделювання інвестиційних рішень з урахуванням поведінкових чинників є порівняно новим напрямом, представленим у роботах Рада та Кука (2025) [4].

Мета роботи – розробка математичної моделі та програмного комплексу для формування оптимальної інвестиційної стратегії, що поєднує стохастичний характер ринкових процесів із психологічними аспектами часових преференцій інвесторів.

Відповідно до поставленої мети було визначено такі *завдання*:

- здійснити порівняльний аналіз детермінованих та стохастичних моделей дисконтування в системі фінансового менеджменту;
- визначити специфічні вимоги до інвестиційного аналізу в галузі консалтингу та контрольованих операцій;
- формалізувати стохастичну функцію гіперболічного дисконтування, адаптовану для багатокритеріального оцінювання проєктів;
- обґрунтувати архітектуру дерева рішень як методу структурування сценаріїв інвестиційної альтернативності;
- реалізувати алгоритмічне забезпечення моделі у середовищі Python із використанням методів обробки та візуалізації даних;
- провести перевірку розробленого підходу та сформулювати рекомендації щодо його впровадження у консалтингову практику.

Об'єкт дослідження – процес стратегічного управління інвестиційними ресурсами підприємства в умовах динамічного та невизначеного ринкового середовища.

Предмет дослідження – методи та моделі системного аналізу, що базуються на стохастичному гіперболічному дисконтуванні та деревах рішень.

Методи дослідження. Методологічну основу роботи складає поєднання апарату системного аналізу та методів математичного моделювання. Для

формалізації стохастичних процесів застосовано методи прикладної математики (зокрема, роботу з ймовірнісними характеристиками економічних показників [9]). Структурування вибору проведено за допомогою методу дерев рішень. Програмна реалізація та верифікація теоретичних положень виконані мовою Python з використанням спеціалізованих бібліотек для аналізу даних (Pandas, NumPy [22]) та візуалізації обчислювальних експериментів.

Теоретична та практична значущість отриманих результатів полягає в розробці алгоритмічного підходу до оцінювання інвестицій, що інтегрує стохастичні параметри невизначеності безпосередньо у функцію гіперболічного дисконтування для отримання стійких прогнозів; створенні програмного комплексу в середовищі Python, який дозволяє автоматизувати багатоваріантне моделювання інвестиційних альтернатив та мінімізувати вплив когнітивних упереджень менеджменту; наданні консалтинговим компаніям обґрунтованого інструментарію для аналізу контрольованих операцій у сфері трансфертного ціноутворення з урахуванням часової непослідовності ринку; використанні методу дерев рішень для наочної візуалізації ймовірнісних сценаріїв, що підвищує прозорість та якість прийняття стратегічних управлінських рішень; забезпеченні високої точності прогнозування майбутніх грошових потоків в умовах волатильності, що сприяє формуванню більш реалістичної аналітичної звітності [16].

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ОЦІНЮВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ

1.1 Класичні та поведінкові підходи до дисконтування майбутніх вигід

Процес прийняття інвестиційних рішень тісно пов'язаний із порівнянням грошових потоків, що виникають у різні часові моменти. Фундаментальним інструментом для такого порівняння є дисконтування, яке перетворює майбутні надходження на їхню теперішню вартість (PV), що дає змогу зіставляти альтернативні проекти та оцінювати їхню економічну доцільність. У практичних розрахунках дисконтування застосовують як для оцінки інвестиційних проектів, так і для визначення справедливої вартості активів, планування грошових потоків та управління ризиками [8].

В межах класичної фінансової теорії домінуючим підходом є експоненційне дисконтування, засноване на моделі дисконтованої корисності (Discounted Utility Model), запропонованій П. Самуельсоном. Ключове припущення цієї моделі – незмінність ставки дисконту в часі, що гарантує послідовність планів і відсутність часової неузгодженості. Математично це виражається функцією:

$$D(t) = e^{-rt} \text{ або } PV = \frac{FV}{(1+r)^t} \quad (1.1, 1.2)$$

де r – постійна ставка дисконту;

t – часовий інтервал у роках.

У практичних розрахунках r часто включає премію за ризик, інфляційні очікування та альтернативну вартість капіталу.

Дослідження Long, J., Zeng, S. та співавторів (2024) демонструють, що припущення про часову сталість преференцій часто не витримує перевірки на практиці, особливо в управлінні корпоративними інвестиціями. Експерименти з поведінкових фінансів вказують на систематичну зміну терплячості: вибір між двома віддаленими винагородами виглядає більш послідовним, тоді як наявність негайної вигіди підсилює імпульсивні рішення. Така поведінкова особливість має прямі наслідки для корпоративної політики: менеджери можуть віддавати перевагу короткостроковим вигідам за рахунок довгострокової вартості компанії, якщо внутрішні стимули або структура винагород заохочують швидкі результати [2].

Модель гіперболічного дисконтування застосовують для формалізації описаного феномену. На відміну від експоненційної моделі, тут миттєва ставка дисконту зменшується з віддаленням у часі, що відображає підвищену вагу поточного моменту. Це пояснює явище презентизму (present-bias), коли короткострокові вигіди мають непропорційно великий вплив на вибір. У практичних дослідженнях гіперболічна форма дозволяє краще відтворити спостережувані часові інконсистентності в поведінці споживачів і менеджерів, а також дає змогу моделювати ефективність інтервенцій (наприклад, стимулів або контрактних механізмів), спрямованих на вирівнювання коротко- та довгострокових інтересів. Дослідження Laibson та ін. (2023) підтверджують нелінійний характер функції дисконтування і показують, як це впливає на рішення впродовж життєвого циклу споживання [9].

Хоча поведінкові підходи набувають поширення, експоненційне дисконтування зберігає роль стандарту в академічних курсах і практичних розрахунках. N. Gregory Mankiw (2020) підкреслює важливість уявлення про альтернативну вартість і стабільні преференції як основи для багатьох корпоративних оцінок. Водночас наявність розбіжностей між теоретичною моделлю та емпіричною поведінкою підкреслює потребу в моделях, які враховують як психологічні чинники, так і випадкові зовнішні шоки. Проте саме

це обґрунтовує перехід до стохастичних підходів, які поєднують поведінкові ефекти з невизначеністю ринкового середовища [7].

Для порівняльного аналізу ключових характеристик підходів сформовано таблицю 1.1.

Таблиця 1.1. – Порівняльна характеристика моделей дисконтування

Характеристика	Експоненційне дисконтування	Гіперболічне дисконтування
Ставка дисконту	Постійна протягом усього періоду; включає премію за ризик	Вища для коротких періодів і поступово знижується для довгих
Часова послідовність	Послідовна (плани не змінюються з часом)	Непослідовна (схильність до перегляду рішень у часі)
Раціональність	Повна раціональність (стандартна економічна модель)	Обмежена раціональність, психологічні чинники впливають на вибір
Сфера застосування	Теоретичні моделі, оцінка облігацій, корпоративні фінанси	Поведінкові фінанси, моделювання прийняття рішень, консалтинг
Основний ризик	Ігнорування психологічних факторів, можливі помилки у прогнозах поведінки	Складність формалізації, потреба в емпіричній калібровці параметрів

Джерело: розроблено автором на основі: [1], [9], [10]

Така порівняльна таблиця допомагає практикам обирати модель залежно від мети аналізу: для стандартних оцінок капіталу підходить експоненційна форма, тоді як для моделювання поведінкових ефектів і короткострокових стимулів – гіперболічна або її стохастичні варіанти.

Сучасні дослідження, зокрема Enke, B., Graeber, T., & Oprea, R. (2023), вказують, що зростання когнітивної складності завдань підвищує ймовірність застосування гіперболічних оцінок у поведінкових моделях. Іншими словами, коли розрахунки стають складними або інформація неповна, суб'єкти частіше покладаються на прості евристики, що призводить до часової неузгодженості у виборі. Це має значення для моделювання довгострокових інвестицій, де складні відсоткові ефекти і невизначеність у прогнозах роблять класичні підходи менш адекватними [3,6].

Особливе місце в сучасній теорії займає стохастичне гіперболічне дисконтування (SHD). Як доводять автори статті Long et al. (2024), включення стохастичної компоненти дозволяє одночасно врахувати поведінкові уподобання інвестора та випадкові зовнішні шоки (наприклад, волатильність валютних курсів або зміни відсоткових ставок). У спрощеному вигляді дисконтна функція SHD може бути представлена як розривна або змішана функція часу та випадкової події перегляду:

$$D(t, s) = \begin{cases} e^{-\rho(s-t)}, & s \in [t, t + \tau) \\ \eta e^{-\rho(s-t)}, & s \in [t + \tau, +\infty) \end{cases}, \quad (1.3)$$

де ρ – базова швидкість дисконтування;

η ($0 < \eta \leq 1$) відображає ступінь «present-bias» або імпульсивності після моменту перегляду;

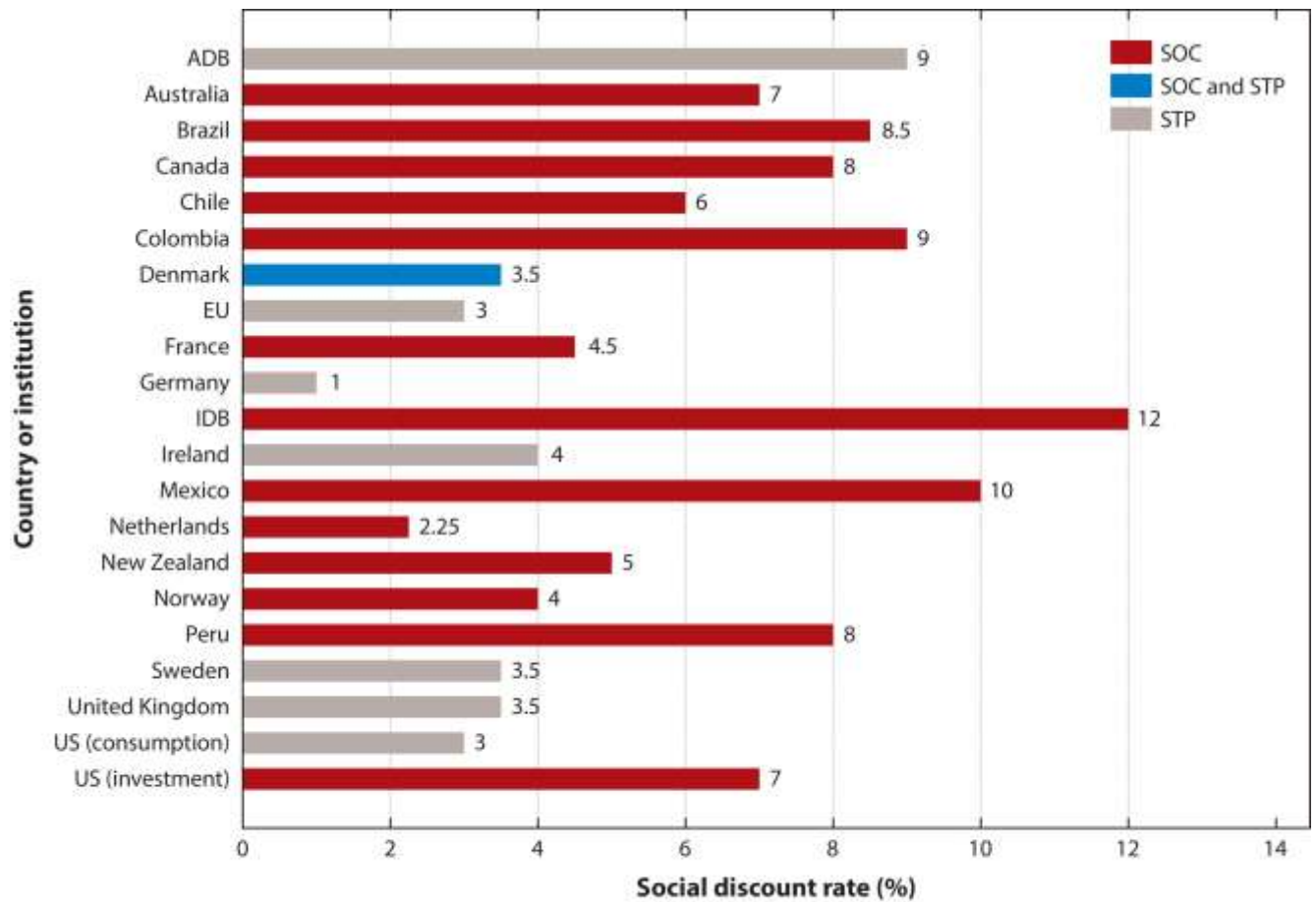
τ – випадковий інтервал до перегляду стратегії, що може залежати від зовнішніх подій або внутрішніх рішень менеджменту.

Поєднання детермінованих підходів зі стохастичними поведінковими моделями значно підвищує точність інвестиційних оцінок у реаліях сучасного ринку. Такий підхід дозволяє створювати сценарії, які враховують як внутрішні поведінкові особливості менеджменту, так і зовнішню невизначеність ринкового середовища. Це сприяє ефективнішому управлінню ризиками, оптимізації мотиваційних механізмів і забезпеченню стійкості капіталовкладень.

У контексті сучасного наукового обговорення механізмів дисконтування особливу увагу привертає концепція соціальної ставки дисконту (SDR). Цей показник відображає співвідношення між майбутніми вигідами та поточними витратами, що є вкрай важливим для стратегічного планування інфраструктурних, екологічних та соціальних проєктів.

SDR вирізняється високою чутливістю: у довгостроковому плануванні навіть незначна зміна її значення може суттєво вплинути на розрахунок теперішньої вартості (NPV), що безпосередньо впливає на ухвалення рішень щодо інвестиційної доцільності. Проблему ускладнює брак уніфікованого підходу до визначення SDR на міжнародному рівні, оскільки регулюючі стратегії в різних

країнах залежать від місцевих економічних пріоритетів [31]. Ретельний аналіз емпіричних даних, наведених на рис. 1.1, виявляє значну гетерогенність у глобальних підходах до визначення соціальної ставки дисконту (SDR).



 Groom B, et al. 2022
Annu. Rev. Resour. Econ. 14:467–91

Рисунок. 1.1. – Варіативність соціальних ставок дисконту (SDR) у розрізі країн та міжнародних фінансових інституцій [31].

Графічне представлення чітко ілюструє розподіл країн за рівнем ставки, який тісно пов'язаний з рівнем їхнього економічного розвитку та стратегічними пріоритетами. Розвинені країни Європейського Союзу, такі як Німеччина (1%), Нідерланди (2,25%) і Франція (4,5%), демонструють тенденцію до використання низьких показників ставки соціального дисконтування (SDR). Такий підхід базується на концепції суспільних часових переваг (STP), яка акцентує увагу на пріоритетності інтересів майбутніх поколінь, посиленні довгострокових інвестицій в інновації та забезпеченні кліматичної стійкості. Низька ставка є

інструментом економічної політики, що виправдовує фінансування капіталомістких проєктів із відтермінованим корисним ефектом.

На противагу цьому країни з ринками, що розвиваються, такі як Бразилія (8,5%), Колумбія (9%) і Мексика (10%), а також міжнародні фінансові організації, зокрема Міжамериканський банк розвитку (IDB – 12%) та Азійський банк розвитку (ADB – 9%), застосовують суттєво вищі ставки. Цей підхід пов'язаний із методологією альтернативної вартості капіталу (SOC), де капітал сприймається як обмежений ресурс. Високі ставки дисконту відображають необхідність компенсувати системні ризики та забезпечити високу прибутковість приватних інвестицій, які могли б конкурувати з державними проєктами.

Особливу увагу заслуговує підхід США, де ставки варіюються залежно від характеру вигід: 3% встановлено для оцінки споживчих ефектів, тоді як 7% застосовується до інвестиційних потоків. Така практика підтверджує ключову тезу дослідження: вибір ставки дисконтування – це не лише математичне обчислення, а й складне стратегічне рішення. Воно враховує соціальні норми, рівень довіри до майбутнього та специфіку поведінкових преференцій окремого суспільства [31].

Систематичний аналіз демонструє тісний зв'язок між SDR та поведінковими аспектами. Наприклад, ефект «теперішнього моменту» (present-bias) і волатильність майбутніх фінансових потоків підштовхують до завищення ставок дисконтування, особливо за умов високої невизначеності [31]. Емпіричні дослідження підтверджують переважання нелінійних моделей у процесах міжчасового вибору. Згідно з мета-аналізом сучасних даних, середній коефіцієнт present-bias для монетарних винагород становить приблизно 0.82 [34]. Експериментальні дослідження (наприклад, із вибіркою N=158) показують пряму залежність між рівнем невизначеності та нетерплячістю респондентів: що вища волатильність майбутніх виплат, то активніше вони дисконтуються [32].

Для практичної діяльності це означає, що оцінювання довгострокових інвестицій потребує застосування сценарного аналізу з використанням різних значень соціальної ставки дисконту (SDR) та обов'язкового врахування параметрів волатильності. Ігнорування цих чинників може призвести до суттєвого ризику недооцінки майбутніх вигід [31, 32]. Найкращим підходом є поєднання класичних експоненційних методів для базових фінансових обчислень зі стохастично-поведінковими моделями, такими як Stochastic Hyperbolic Discounting (SHD), що дозволяє формувати реалістичне уявлення про ризики в корпоративному секторі [2, 7].

В умовах економіки України, зокрема під час реалізації проектів, особливу увагу варто приділити впливу локальної волатильності, політичних ризиків і специфіці стимулів менеджменту. Інтегрування соціальної ставки дисконту із поведінковими корекціями допомагає знизити рівень суб'єктивності та поліпшити якість ухвалення інвестиційних рішень у нестабільних умовах [3,31]. Таким чином, обґрунтований вибір відповідної ставки дисконту, із врахуванням ефекту present-bias і впливу волатильності, створює основу для побудови надійної стохастично-поведінкової моделі, яка здатна забезпечити точнішу оцінку капіталовкладень.

1.2 Системний аналіз інвестиційних процесів в умовах невизначеності

Інвестиційний процес на підприємстві є складною динамічною системою, що перебуває під впливом численних взаємопов'язаних факторів зовнішнього та внутрішнього середовища. Системний аналіз у цьому контексті виконує роль методологічного каркасу, який упорядковує процедуру прийняття рішень і переводить її від інтуїтивних оцінок до формалізованого моделювання альтернативних стратегій. Системний підхід дозволяє поєднати якісні експертні

оцінки з кількісними моделями, що підвищує прозорість і відтворюваність аналітичних висновків [9].

Застосування системного підходу передбачає розгляд підприємства як відкритої системи, що постійно обмінюється інформаційними, матеріальними та фінансовими потоками з ринковим середовищем. Ключова риса таких систем – наявність невизначеності, яку неможливо повністю усунути через стохастичну природу економічних процесів та обмеженість інформації. Під невизначеністю розуміють ситуацію, коли наслідки рішення не можуть бути однозначно передбачені через дефіцит даних або складність взаємодії ендогенних і екзогенних змінних. Важливо розрізняти невизначеність, ризик (коли відомі ймовірності), і інформаційну асиметрію, оскільки кожен із цих станів вимагає різних методів аналізу та управління.

Системний аналіз реалізується через послідовність етапів, що дозволяють структурувати проблему вибору інвестиційної стратегії (рис. 1.2). Типовий набір етапів включає формулювання цілей, ідентифікацію сценаріїв, побудову моделей, калібрування параметрів, проведення сценарного та чутливісного аналізу, а також розробку механізмів моніторингу й адаптації стратегії.

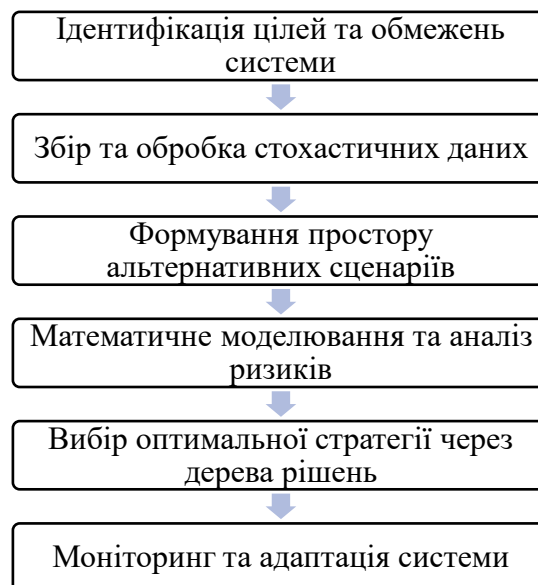


Рисунок. 1.2. – Етапи системного аналізу інвестиційної стратегії підприємства

Джерело: розроблено автором на основі: [2], [4], [10]

Згідно з методологією Zou, Z., Chen, S., & Wedge, L. (2014), системний аналіз інвестицій у стохастичному середовищі вимагає переходу від лінійних детермінованих моделей до нелінійних ймовірнісних структур. У таких моделях ключові параметри (дохідність, відсоткова ставка, темп інфляції) розглядаються як випадкові величини з визначеними законами розподілу [11]. Це дає змогу моделювати кореляції між факторами, враховувати хвостові ризики та оцінювати вплив екстремальних подій на портфель.

Адаптивне системне моделювання – важливий напрям у сучасних дослідженнях. Curcio, D., D’Amico, S., Gianfrancesco, I., & Viotto, D. (2024) пропонують підхід, за якого параметри моделі оновлюються на основі нових даних у реальному часі, що підвищує стійкість прогнозів у періоди підвищеної волатильності. Така ітеративна процедура передбачає використання алгоритмів машинного навчання для автоматичного коригування прогнозних розподілів та виявлення структурних змін у ринку [12]. Це створює методологічне підґрунтя для використання мови Python як основного інструментарію реалізації, оскільки її бібліотеки дозволяють ітераційно перераховувати складні стохастичні моделі під час зміни ринкових індикаторів.

Системний аналіз дозволяє виявити ефект емерджентності, коли властивості портфеля не дорівнюють простій сумі властивостей окремих проєктів. VanderPlas, J. та ін. (2023) показують, що методи аналізу даних дозволяють виявляти приховані кореляції та структури залежностей між активами, які не помітні під час ізольованого розгляду [23]. Це має практичне значення для побудови диверсифікованих портфелів, управління ліквідністю та оптимізації капітальних витрат з урахуванням системних ризиків.

Для структурування процедур системного аналізу в умовах невизначеності доцільно класифікувати стани інвестиційного середовища залежно від рівня поінформованості аналітика (табл. 1.2).

Таблиця 1.2. – Характеристика станів інвестиційного середовища в системному аналізі

Тип стану середовища	Рівень поінформованості аналітика	Рекомендовані методи системного аналізу
Повна визначеність	Результати стратегій відомі та фіксовані	Методи лінійного програмування; класичне NPV, детерміновані оптимізаційні моделі
Ймовірнісна невизначеність (ризик)	Відомі ймовірнісні розподіли результатів	Стохастичне моделювання, дерева рішень, метод Монте-Карло, VaR/ES-аналіз
Повна невизначеність	Ймовірності подій невідомі або неможливі для оцінки	Сценарний аналіз, теорія ігор, експертні оцінки, методи робастної оптимізації

Джерело: розроблено автором на основі: [4], [22], [30]

Класифікація допомагає обрати адекватні інструменти: у разі ризику доцільно застосовувати ймовірнісні методи, тоді як за повної невизначеності – сценарні підходи та робастні стратегії.

Особливе значення в системному аналізі має врахування часового лагу та зворотного зв'язку. Інвестиційні рішення, прийняті сьогодні, змінюють стан системи в майбутньому і створюють нові інформаційні потоки, що вимагають подальшого коригування політики. Механізми моніторингу та зворотного зв'язку повинні бути формалізовані в процедурі управління проектом: визначені індикатори, періодичність перегляду, правила тригерів для коригування стратегії.

Сучасні дослідження вказують, що невизначеність не завжди є лише загрозою; вона може створювати можливості для отримання додаткової премії за ризик. Це обґрунтовує застосування стохастичних моделей гіперболічного дисконтування, які інтегрують поведінкові аспекти (зміну пріференцій у часі) у формалізовану структуру прийняття рішень. У практиці це означає, що під час оцінки проектів слід враховувати не лише очікувані значення грошових потоків, а й розподіли, часову неузгодженість уподобань та можливість перегляду рішень під впливом нової інформації [13].

Додатково варто зазначити, що системний аналіз інвестиційних процесів вимагає високого рівня формалізації бізнес-логіки та прозорих правил прийняття рішень. Використання методів дерев рішень дозволяє наочно представити процес розгалуження майбутніх подій, де кожен вузол рішення враховує накопичений досвід системи та нові вхідні дані. Це забезпечує цілісність аналізу та дозволяє менеджменту бачити не лише кінцеву мету, а й весь шлях її досягнення через низку проміжних етапів в умовах мінливості.

Окрім того, сучасна теорія системного аналізу наполягає на чіткому розмежуванні між поняттями об'єктивного ризику та суб'єктивної невизначеності. Традиційно ризик розглядали як імовірнісний розподіл майбутніх подій, але останні дослідження підкреслюють ендогенний характер виникнення ризиків у самому процесі ухвалення рішень. Зокрема, за результатами досліджень Groom et al. (2021), важливим джерелом невизначеності є не лише ринкова волатильність, а й «ризик моделі» – ситуація, за якої помилковий вибір ставки дисконтування призводить до стратегічних похибок у висновках щодо доцільності інвестицій. Для довгострокових проєктів зі горизонтом понад 20 років навіть незначні відхилення в прогнозах ставок створюють ефект «експоненційного розриву», що суттєво спотворює оцінку потенційних збитків і вигід [31].

Особливу увагу в оцінці інвестиційного середовища слід приділити когнітивним чинникам, які впливають на сприйняття ризиків. Феномен «present bias» (схильність до переваги теперішнього часу), який був предметом мета-аналізу Cheung, Tymula & Wang (2021), є прихованим джерелом ризику. Емпіричні дослідження засвідчують, що менеджери підприємств можуть виявляти тенденцію до ірраціонального дисконтування майбутніх грошових потоків, надаючи перевагу негайній ліквідності [34]. Як наслідок, перспективні проєкти з високим рівнем надійності, але зі значним терміном окупності, часто відкидаються на користь короткострокових і ризикованих альтернатив. Це зумовлює спотворення часових преференцій, яке можна віднести до операційних

ризиків. Такі ризики складно виявити стандартними статистичними методами, однак вони мають критичний вплив на стійкість інвестиційної стратегії.

Зв'язок між невизначеністю зовнішнього середовища та психологічними реакціями інвесторів глибоко досліджено в роботі Story et al. (2024). У дослідженні зазначається, що у відповідь на зростаючу ринкову волатильність суб'єкти ухвалення рішень демонструють явище «гіперболічного зниження» терпіння. Згідно з експериментальними даними, за умов меншої передбачуваності майбутніх виплат інвестори схильні агресивніше дисконтувати майбутнє, прагнучи скоротити когнітивне навантаження від тривалого очікування [32]. Таким чином, ризик у системному аналізі сприймається не як статична категорія, а як динамічна величина, що формується під впливом як емоційних, так і аналітичних оцінок щодо часових інтервалів.

Для консалтингової діяльності та фінансового планування це підкреслює необхідність інтеграції поведінкових аспектів у загальну систему управління ризиками. Як зазначають Xiao & Porto (2019), поведінка фінансових суб'єктів – як індивідів, так і організацій – нерідко відходить від стандартної моделі раціональних очікувань через обмеженість когнітивних ресурсів та залежність від евристик [33]. Саме тому, системна оцінка інвестиційного середовища має включати не тільки кількісні методи, такі як оцінка VaR чи сценарне моделювання, але й якісне налаштування моделей на основі виявлених поведінкових аномалій. Це дає змогу мінімізувати ризик «часової несумісності» та забезпечити довгострокову стійкість інвестиційної стратегії підприємства.

1.3 Специфіка прийняття рішень у сфері трансфертного ціноутворення та консалтингу

Прийняття управлінських рішень у сфері фінансового консалтингу, зокрема в питаннях трансфертного ціноутворення (ТЦ), характеризується високим рівнем відповідальності та необхідністю суворого дотримання нормативних вимог. Основна складність полягає у забезпеченні відповідності принципу витягнутої руки (*arm's length principle*), який вимагає, щоб умови операцій між пов'язаними особами були еквівалентні умовам між незалежними контрагентами за зіставних обставин. У практиці це означає необхідність документувати вибір методів порівняння, джерела даних та процедури корекції на відмінності в функціях, ризиках та активах [14].

В українській практиці цей процес супроводжується значною аналітичною роботою провідних консалтингових компаній, зокрема представників «Великої четвірки» (Deloitte, PwC, EY, KPMG), а також провідних національних гравців (наприклад, Crowe Ukraine, ТОВ «Ардента» та інші). Системний аналіз у цій сфері спрямований на побудову моделей ціноутворення, які витримують перевірку контролюючих органів і водночас забезпечують економічну стійкість корпорації. Важливим елементом є прозорість методології та можливість відтворення результатів незалежними аудиторами.

Специфіка прийняття рішень у консалтингу визначається кількома критичними факторами, що вимагають застосування складного математичного апарату.

Довгостроковий горизонт планування та часова вартість капіталу. Контрольовані операції (наприклад, внутрішньогрупові запозичення, лізингові угоди або передача прав на об'єкти інтелектуальної власності) часто мають тривалий цикл реалізації. Це робить вибір моделі дисконтування ключовим фактором; гіперболічні функції дозволяють краще відтворити часову

неузгодженість уподобань і підвищену чутливість до короткострокових ризиків, що спостерігається у практиці. При підготовці звітів слід обґрунтовувати вибір конкретної форми дисконтування та проводити чутливий аналіз щодо параметрів дисконтування.

Стохастична природа інформаційних витрат. Як зазначають Long, J., Zeng, S. та ін. (2024), інформаційні витрати (λ_R) є невід'ємною складовою інвестиційної стратегії [2]. У консалтингу це проявляється через необхідність платного доступу до міжнародних баз даних (таких, як Bloomberg, Bureau van Dijk, Ruslana, тощо). Консультанти працюють в умовах інформаційної асиметрії, де пошук зіставних операцій є випадковим процесом, що потребує стохастичного моделювання для визначення ймовірності знаходження релевантних аналогів.

Математичне обґрунтування діапазону рентабельності. Згідно з вимогами Податкового кодексу України та настановами ОЕСР, результатом аналізу ТЦ є не фіксована ціна, а діапазон ринкових значень. Прийняття рішення про розташування ціни в цьому діапазоні (наприклад, медіана або певний квантиль) вимагає симуляційного аналізу та оцінки чутливості. Метод Монте-Карло є стандартним інструментом для таких розрахунків. Автоматизація обробки даних (наприклад, на Python) дозволяє обробляти великі вибірки зіставних компаній, швидко генерувати розподіли і візуалізувати інтерквартильні інтервали для клієнта [14,15].

Висока волатильність та зовнішні індикатори. Український ринок консалтингу функціонує в умовах значних валютних ризиків та змін відсоткових ставок (LIBOR/EURIBOR). У моделюванні ці показники розглядаються як стохастичні змінні, що впливають на дисконтні ставки, корекції цін та оцінку ризику. Через це консультаційні звіти дедалі частіше трансформуються в динамічні моделі підтримки рішень з можливістю оновлення в реальному часі.

Для деталізації методологічних відмінностей між підходами до консалтингу сформовано таблицю 1.3.

Таблиця 1.3. – Порівняння підходів до прийняття рішень у сфері ТЦ та консалтингу

Параметр порівняння	Традиційний консалтинговий підхід	Системно-аналітичний підхід (Python-базований)
Оцінка ризиків	Якісна (суб'єктивне судження експерта)	Кількісна (через ймовірнісні розподіли та VaR)
Модель дисконту	Статичне експоненційне дисконтування	Гіперболічне дисконтування (врахування поведінки ринку)
Обробка даних	Ручна перевірка в MS Excel	Автоматизована обробка великих масивів (Pandas, NumPy)
Прийняття рішень	На основі історичних даних	На основі прогнозних дерев рішень та сценаріїв

Джерело: розроблено автором на основі: [2], [4], [30]

Наукові дослідження Rad, D., & Cus, L. (2025) підтверджують, що використання моделей на основі дерев рішень суттєво покращує якість корпоративного управління [4]. У практиці консалтингу це означає, що дерево рішень може слугувати інструментом для структурування аргументів під час захисту позиції клієнта перед податковими органами: кожен вузол відображає альтернативи, ймовірності та очікувані наслідки.

Сучасні консалтингові фірми в Україні дедалі частіше відходять від формату «статичного звіту». При оцінці великих інвестиційних проєктів консультанти використовують динамічні моделі, що поєднують стохастичні фактори (наприклад, світові ціни на сировину) та поведінкові параметри (наприклад, present-bias у вигляді гіперболічного дисконтування). Такий підхід дозволяє моделювати варіанти розвитку подій і оперативно коригувати рекомендації у відповідь на нові дані [17].

Таким чином, специфіка консалтингової діяльності вимагає синтезу юридичних знань та сучасного алгоритмічного інструментарію. Побудова

оптимальної інвестиційної стратегії із застосуванням стохастичного гіперболічного дисконтування стає фундаментом для надання високоякісних послуг, що забезпечують точність фінансових прогнозів та мінімізацію ризиків у контрольованих операціях [26].

РОЗДІЛ 2

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА СТОХАСТИЧНИЙ АНАЛІЗ ІНВЕСТИЦІЙНИХ РІШЕНЬ

2.1 Формалізація стохастичної моделі гіперболічного дисконтування

Побудова оптимальної інвестиційної стратегії вимагає перетворення теоретичних положень гіперболічного дисконтування на практичний розрахунковий алгоритм. Ключове завдання формалізації – поєднати психологічні преференції суб'єкта прийняття рішень із випадковими коливаннями ринкових показників, забезпечивши при цьому відтворюваність і прозорість розрахунків. Нижче послідовно описано припущення моделі, математичну структуру, процедуру калібрування параметрів, алгоритм чисельних розрахунків та підхід до перевірки стійкості отриманих рішень.

1) Модель динаміки багатства

В основі розглянутої моделі лежить рівняння динаміки капіталу підприємства, де зміна багатства (W_t) розглядається як стохастичний процес, що підпорядковується геометричному броунівському руху. Згідно з математичним апаратом, запропонованим у дослідженні Long et al. (2024), процедура моделювання вимагає визначення трьох базових компонентів: обсягу інформаційних витрат, швидкості часового знецінення вигід та оптимальної частки капіталу в ризикових активах [2, 18]. Загальна форма стохастичного диференціального рівняння записується як:

$$dW_t = W_t(\mu_t dt + \sigma_t dB_t + dJ_t) + c_t dt, \quad (2.1)$$

де μ_t – локальна середня дохідність;

σ_t – волатильність;

B_t – стандартний броунівський рух;

J_t – процес стрибкових шоків (за потреби моделюється як пуассонівський процес із випадковими розмірами стрибків)[19];

c_t – поточні витрати (включаючи інформаційні витрати та консалтинг).

Таке формулювання дозволяє врахувати як дифузні, так і дискретні ризики.

2) Інтеграція гіперболічного дисконтування

Поводження агентів моделюється через дисконтну функцію, що поєднує гіперболічну форму з випадковою компонентою, що відображає перегляд уподобань. У спрощеному детермінованому вигляді гіперболічна функція має вигляд:

$$D(t) = \frac{1}{1+kt}, \quad (2.2)$$

Де $D(t)$ – дисконт-фактор у момент часу t ;

k – параметр швидкості знецінення майбутніх вигід;

t – часовий горизонт (кількість років/періодів).

У стохастичному варіанті параметр k може бути випадковим процесом k_t або ж модель включає множник імпульсивності η_t , що змінюється після подій перегляду стратегії. Це дає загальну форму:

$$D(t, \omega) = \frac{\eta(\omega; t)}{1+k(\omega; t)t}, \quad (2.3)$$

де $D(t, \omega)$ – стохастичний дисконт-фактор, що залежить від випадкових подій;

$\eta(\omega; t)$ – коефіцієнт імпульсивності (*present-bias*), який змінюється після перегляду стратегії;

$k(\omega; t)$ – випадковий процес швидкості дисконтування, що враховує ринкові коливання;

t – часовий горизонт;

ω – елемент простору ймовірностей (випадкова подія).

Такий підхід дозволяє моделювати часову неузгодженість уподобань і їхню залежність від випадкових подій.

Щоб забезпечити відповідність вибраних параметрів моделі реальній ринковій поведінці, варто звернутися до емпіричних даних, пов'язаних із часовою

несумісністю. Важливим орієнтиром у цьому контексті є масштабне дослідження, проведене Cheung, Tymula & Wang (2021). У рамках цього дослідження було виконано мета-аналіз сотень експериментів, з метою зрозуміти, як саме люди оцінюють майбутні вигіди в перспективі часу [34].

Ключове місце в аналізі займає розподіл параметра β , який у нашій моделі відповідає коефіцієнту імпульсивності η . Дослідники виявили важливу закономірність: хоча класична економічна теорія припускає, що значення β має дорівнювати 1 (що відповідає повній раціональності), реальні дані демонструють доволі виражену неоднорідність. На графіку помітно характерний "хвіст" розподілу, у якому значна кількість оцінок зосереджена в межах від 0,6 до 0,8. Це свідчить про те, що чимала частина інвесторів має схильність миттєво знецінювати майбутні результати на 20-40% лише через те, що вони не є актуальними в цей момент [34]. Візуалізація результатів цього подана на рисунку 2.1.

A. Monetary rewards

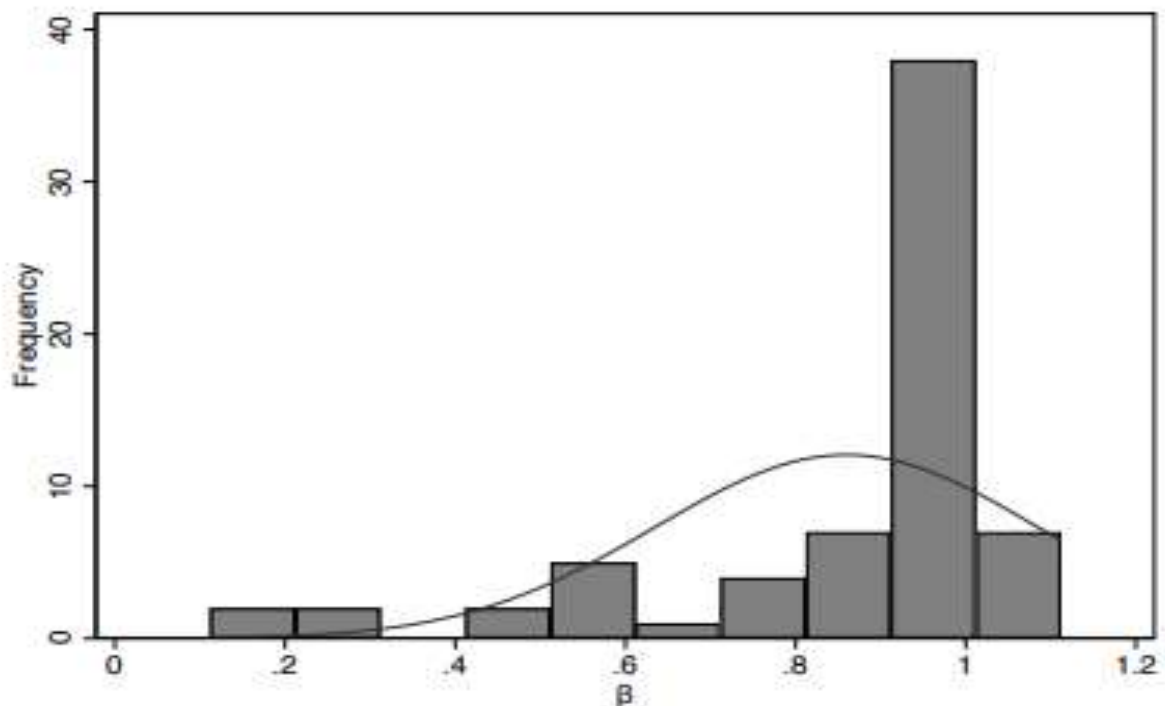


Рисунок. 2.1. – Розподіл оцінок параметра часової несумісності (β) за результатами мета-аналізу [34].

Цей факт став основою для налаштування моделі. Вибір значення $\eta = 0.7$ для подальших розрахунків не є випадковим, оскільки воно відповідає типовому рівню презентизму, зафіксованому в сучасній науковій літературі. Використання цього параметра робить модель більш наближеною до реальної поведінки агентів: він зменшує домінування короткострокових вигід у симуляціях і дає змогу краще враховувати можливі відхилення в ухваленні рішень з боку менеджменту. До того ж така конфігурація полегшує інтерпретацію отриманих результатів і сприяє оцінці впливу як інформаційних витрат, так і стимулів на процес прийняття рішень у довгостроковій перспективі.

3) Інтегральний дисконт-фактор та його інтерпретація

На відміну від класичних моделей, де використовується експоненційна функція e^{-rt} , у стохастичній моделі гіперболічного дисконтування впроваджується параметр η (коефіцієнт імпульсивності). Цей показник кількісно відображає зниження теперішньої цінності майбутніх грошових потоків через фактор «презентизму».

Для обчислення використано формулу інтегрального дисконт-фактора для «досвідченого» (*sophisticated*) інвестора [10, 12]:

$$\alpha_t = \frac{1 - e^{-(\rho+\lambda)T}}{\rho+\lambda} + \eta \frac{e^{-(\rho+\lambda)T}}{\rho}, \quad (2.4)$$

де ρ – базова швидкість дисконтування ринку;

λ – інтенсивність перегляду стратегічних цілей (інформаційний/організаційний лаг);

η – коефіцієнт імпульсивності (*present-bias*);

T – часовий горизонт.

Перший доданок відображає накопичений ефект експоненційного згасання з урахуванням частоти переглядів, другий – залишкову поведінкову вагу майбутніх вигід після перегляду.

Для ілюстративних розрахунків прийнято такі значення:

1. $\rho=0,08$ (базова ринкова ставка дохідності – 8%);

2. $\eta=0,7$ (коефіцієнт психологічного дисконту, що відображає оцінку майбутніх вигід на рівні 70% від номіналу);
3. $\lambda=0,5$ (параметр інтенсивності перегляду стратегічних цілей);
4. $T=5$ років (часовий горизонт інвестування).

Послідовність обчислень:

1. Визначення показника експоненційного згасання:

$$e^{-(\rho+\lambda)T} = e^{-(0,08+0,5)5} = e^{-2,9} \approx 0,055$$

2. Розрахунок короткострокової складової дисконту:

$$\frac{1 - e^{-(\rho+\lambda)T}}{\rho + \lambda} = \frac{1 - 0,055}{0,08 + 0,5} \approx 1,63$$

3. Обчислення довгострокової складової з урахуванням поведінкового фактора η : $0,7 * \frac{0,055}{0,08} \approx 0,48$

Результат: $\alpha_t = 1,63 + 0,48 = 2,11$

Отриманий коефіцієнт $\alpha_t = 2,11$ виступає мірою «часової терплячості» системи. Зниження цього показника свідчить про зростання схильності підприємства до максимізації поточного споживання на шкоду капіталізації.

- 4) Обчислення чистої дохідності з урахуванням інформаційних лагів ($f(t)$)

Реальний приріст капіталу підлягає коригуванню на величину витрат, пов'язаних із пошуком релевантної інформації та консалтинговим супроводом. Відповідно до підходу Jia, T., Wang, C. et al. (2022), чиста дохідність моделюється рівнянням [26]:

$$f(t) = (\mu_\rho - r) - \lambda_R, \quad (2.5)$$

де μ_ρ – середньоринкова дохідність активів);

r – безризикова ставка;

λ_R – інформаційні та консалтингові витрати.

Для підстановки у модель обрано наступні показники:

1. $\mu_p=0,14$ (14% – середньоринкова дохідність активів у фінансовому секторі);
2. $r=0,06$ (6% – безризикова ставка дохідності);
3. $\lambda_R=0,01$ (1% – сукупні витрати на інформаційне забезпечення та ТЦ-консалтинг).

Результат розрахунку: $f(t) = (0,14 - 0,06) - 0,01 = 0,07$ (або 7%).

5) Визначення оптимальної частки ризикових інвестицій (π_t^*)

Завершальним кроком формалізації є обчислення частки капіталу (π_t^*), яку доцільно спрямувати у ризикові активи для максимізації загальної корисності. Розрахунок базується на модифікованій формулі стратегії Мертона [2,20]:

$$\pi_t^* = \frac{f(t)}{\sigma^2 * \alpha_t}, \quad (2.6)$$

де π_t^* — оптимальна частка капіталу у ризикових активах;

α_t — інтегральний дисконт-фактор (міра часової терплячості);

$f(t)$ — чиста дохідність інвестицій;

σ^2 — дисперсія волатильності активів.

Прийнявши середньоринковий показник волатильності $\sigma = 0,02$ ($\sigma^2 = 0,04$) отримано наступне значення:

$$\pi_t^* = \frac{0,07}{0,04 * 2,11} \approx \frac{0,07}{0,0844} \approx 0,83$$

Отже, математична формалізація моделі демонструє, що за умови врахування ірраціональності інвестора ($\eta=0,7$) та супутніх витрат на консалтинг, оптимальний обсяг інвестування становить 83% від наявного капіталу. Отримані кількісні значення α_t , $f(t)$ та π^* є фундаментальними параметрами для подальшої побудови дерева рішень, де буде проаналізовано стійкість стратегії у різних сценаріях ринкової кон'юнктури. В подальшому це дасть можливість формувати

інвестиційні рекомендації, які враховують не лише очікувані доходи, а й часову неузгодженість уподобань, витрати на інформацію та стохастичні ризики.

2.2 Побудова та аналіз дерев рішень для багатокритеріального вибору

Для вибору оптимальної інвестиційної стратегії в умовах стохастичного дисконтування застосовано метод дерев рішень. Цей метод дозволяє формалізувати багатокритеріальний вибір, враховуючи як математичні очікування корисності, так і поведінкові особливості інвестора. Дерево рішень є інструментом, що поєднує аналітичну точність із наочністю, оскільки кожна гілка відображає можливі сценарії розвитку подій та їхню ймовірність.

У моделі розглянуто три альтернативні стратегії:

- 1) агресивна ($\pi=0,83$) – максимальна частка ризикових активів;
- 2) адаптивна (динамічний π) – зміна частки ризику залежно від сценарію;
- 3) консервативна ($\pi=0$) – відсутність ризикових інвестицій.

Математичний апарат розрахунку

Розрахунок кожної гілки дерева здійснюється у кілька етапів:

1. середньозважена дохідність стратегії (R_p):

$$R_p = \pi * \mu_s + (1 - \pi) * r, \quad (2.7)$$

де π – частка ризикових інвестицій,

μ_s – дохідність активу у сценарії s ,

r – безризикова ставка (0,06).

2. дисконтована корисність (V_s): $V_s = \frac{1+R_p}{\alpha_t}$, де використовуються значення багатства $W_1 = W_0(1 + R_p)$ та раніше розрахований коефіцієнт $\alpha_t = 2,11$;

3. очікуване значення (EV): $EV = \sum(P_s * V_s) = P_1V_1 + P_2V_2$, де $P_1 = 0,6$ (сприятливий сценарій) та $P_2 = 0,4$ (несприятливий сценарій).

Така структура дозволяє поєднати ймовірнісні оцінки з поведінковими параметрами, що робить модель більш реалістичною порівняно з класичними підходами.

Деталізація розрахунків за сценаріями

1) Стратегія А (Агресивна): $\pi=0,83$ (постійна)

1. Сценарій S_1 ($\mu_1 = 0,18$): Дохідність: $R_{A1} = 0,83 \cdot 0,18 + (1 - 0,83) \cdot 0,06 = 0,1494 + 0,0102 = 0,1596$. Корисність: $V_{A1} = \frac{1+0,1596}{2,11} = 0,5496$

2. Сценарій S_2 ($\mu_1 = -0,10$): Дохідність: $R_{A2} = 0,83 \cdot (-0,10) + 0,17 \cdot 0,06 = -0,083 + 0,0102 = -0,0728$ Корисність: $V_{A2} = \frac{1-0,0728}{2,11} = 0,4394$

3. Очікувана корисність: $EV_A = 0,6 \cdot 0,5496 + 0,4 \cdot 0,4394 = 0,5055$

2) Стратегія Б (Адаптивна): π змінюється залежно від сценарію

У цій стратегії дерево передбачає перегляд позицій, при настанні негативного сценарію частка ризику знижується до $\pi=0,2$ для збереження капіталу.

1. Сценарій S_1 ($\mu_1 = 0,18, \pi = 0,83$): розрахунок здійснюється аналогічний до стратегії А: $V_{B1} = 0,5496$

2. Сценарій S_2 ($\mu_1 = -0,10, \pi = 0,2$): Дохідність: $R_{B2} = 0,2 \cdot (-0,10) + 0,8 \cdot 0,06 = -0,02 + 0,048 = 0,028$ Корисність: $V_{B2} = \frac{1+0,028}{2,11} = 0,4872$

3. Очікувана корисність: $EV_A = 0,6 \cdot 0,5496 + 0,4 \cdot 0,4872 = 0,3298 + 0,1949 = 0,5247$

3) Стратегія В (Консервативна): $\pi=0$

1. Сценарій S_1 та S_2 : Дохідність: $R_V = 0 \cdot \mu_s + 1 \cdot 0,06 = 0,06$.

Корисність: $V_V = \frac{1+0,06}{2,11} = 0,5024$

2. Очікувана корисність: $EV_V = 0,6 \cdot 0,5024 + 0,4 \cdot 0,5024 = 0,5024$

На основі наведених формул проведено розрахунок результативних показників для кожної стратегії. Отримані дані зведено в таблицю 2.1, яка представляє собою кількісну матрицю дерева рішень.

Таблиця 2.1. – Матриця кількісного аналізу дерева рішень за стратегіями

Стратегія	Сценарій	Дохідність активу μ_s	Частка ризику (π)	Дохідність стратегії (R_p)	Корисність (V_s)	Очікуване значення (EV)
А (Агресивна)	$S_1(0,6)$	0,18	0,83	0,1596	0,5496	0,5055
	$S_2(0,4)$	-0,10	0,83	-0,0728	0,4394	
Б (Адаптивна)	$S_1(0,6)$	0,18	0,83	0,1596	0,5496	0,5247
	$S_2(0,4)$	-0,10	0,20	0,0280	0,4872	
В (Консервативна)	$S_1(0,6)$	0,18	0,00	0,06	0,5024	0,5024
	$S_2(0,4)$	-0,10	0,00	0,06	0,5024	

Джерело: розроблено автором

Згідно з даними таблиці 2.2, адаптивна стратегія (Б) є домінуючою з показником $EV=0,5247$. Це пояснюється можливістю гнучкого реагування на ринкові зміни: у несприятливому сценарії S_2 стратегія Б забезпечує корисність 0,4872, що на 10,8% вище, ніж у стаціонарній агресивній стратегії А (0,4394).

Важливо відзначити, що консервативна стратегія демонструє стабільність, але поступається за очікуваною корисністю. Агресивна стратегія має потенціал високих вигід, проте її чутливість до негативних сценаріїв робить її менш привабливою у стохастичному середовищі.

У контексті гіперболічного дисконтування суб'єкт прийняття рішень стає більш чутливим до майбутніх втрат. Дерева рішень дозволяють формалізувати процес вибору так, щоб мінімізувати вплив імпульсивних рішень і забезпечити стабільне зростання корисності навіть за високої волатильності ринку [4].

Практичне значення полягає у можливості використання дерев рішень як інструменту підтримки корпоративного управління, що поєднує економічні,

поведінкові та стохастичні фактори. Це створює основу для розробки адаптивних стратегій, які здатні витримати перевірку у реальних ринкових умовах.

2.3 Порівняльний аналіз стратегій за критерієм «вигіда–ризик»

Порівняльний аналіз інвестиційних стратегій за критерієм «вигіда–ризик» є ключовим етапом системного дослідження, оскільки в умовах стохастичного гіперболічного дисконтування поняття ризику набуває нових характеристик. Традиційні підходи оцінюють ризик лише як варіативність доходу, проте модель, що враховує параметр імпульсивності (η), вимагає оцінки ризику через призму «психологічних втрат» корисності. Це означає, що інвестор може сприймати однакові за величиною позитивні та негативні відхилення асиметрично – негативні коливання дисконтуються сильніше, що підвищує їхній суб’єктивний вплив [2, 7].

Метою підрозділу є перевірка ефективності адаптивного управління (через дерева рішень) порівняно зі статичними стратегіями. Для цього використовується багатокритеріальний підхід, що базується на поєднанні очікуваної корисності (EV) та волатильності результатів (σ_p). Як зазначають Karam, R., & Ammoury, L. (2025), такий аналіз дозволяє визначити «стійкість» стратегії до інформаційного шуму та змін у вартості консалтингового супроводу [21,30].

Для порівняння використано три ключові метрики, розраховані на основі результатів моделювання сценаріїв S_1 та S_2 :

- 1) Математичне очікування корисності (EV) – інтегральний показник вигіди.
- 2) Середньоквадратичне відхилення (σ_p) – кількісна міра ризику стратегії.

$$\sigma_p = \sqrt{P_1(V_1 - EV)^2 + P_2(V_2 - EV)^2}$$

3) Коефіцієнт ефективності (K_e) – співвідношення приросту корисності до одиниці ризику: $K_e = \frac{EV_{strat} - EV_{const}}{\sigma_p} \times 100$

Такий підхід дозволяє оцінити не лише середній результат, а й стійкість стратегії до інформаційного шуму та змін у вартості консалтингового супроводу.

Нижче наведено обчислення волатильності для порівняння агресивного адаптивного та консервативного підходів:

Агресивна стратегія (А):

$$\begin{aligned}\sigma_A &= \sqrt{0,6 (0,5496 - 0,5055)^2 + 0,4 (0,4394 - 0,5055)^2} \\ &= \sqrt{0,001166 + 0,001747} \approx 0,054 \\ K_e &= \frac{0,5055 - 0,5024}{0,054} \times 100 = \frac{0,0031}{0,054} \approx 5,74\end{aligned}$$

Адаптивна стратегія (Б):

$$\begin{aligned}\sigma_A &= \sqrt{0,6 (0,5496 - 0,5247)^2 + 0,4 (0,4872 - 0,5247)^2} \\ &= \sqrt{0,000372 + 0,000562} \approx 0,030 \\ K_e &= \frac{0,5247 - 0,5024}{0,030} \times 100 = \frac{0,0223}{0,030} \approx 74,33\end{aligned}$$

Консервативна стратегія (В):

$$EV_v = 0,5024, \sigma_v = 0$$

Хоча ризик відсутній, стратегія демонструє нижчий рівень вигіди, що свідчить про стагнацію капіталу.

Таблиця 2.2. Порівняння стратегій за критерієм «вигіда-ризик»

Стратегія	Вигіда (EV)	Ризик (σ_p)	Ефективність (K_e)
А (Агресивна)	0,5055	0,054	5,74
Б (Адаптивна)	0,5247	0,030	74,33
В (Консервативна)	0,5024	0	-

Джерело: розроблено автором

Порівняльний аналіз демонструє суттєву перевагу адаптивного підходу під час прийняття рішень в умовах стохастичного дисконтування. Розрахований коефіцієнт ефективності для Стратегії Б (74,33) підтверджує, що кожна одиниця прийнятого ризику генерує значно вищий приріст корисності порівняно з агресивною стратегією (5,74). Така різниця зумовлена здатністю адаптивної моделі нівелювати ефект часової непослідовності інвестора: у періоди ринкової волатильності система автоматично коригує параметри портфеля, запобігаючи глибокому падінню функції корисності, яке за значення $\eta=0,7$ сприймається суб'єктом як критичне [9, 10].

Стратегія В (Консервативна), попри повну відсутність волатильності, виявляється менш ефективною за очікуваним значенням $EV=0,5024$. Це свідчить про те, що ігнорування ризикових активів у моделях із гіперболічним дисконтуванням призводить до стагнації капіталу та втрати можливості капіталізації надлишкової дохідності у сприятливі періоди ринку. Таким чином, інтеграція дерев рішень у процес управління дозволяє досягти оптимального компромісу: збереження премії за ризик за одночасного забезпечення психологічної стійкості інвестора до майбутніх коливань [2, 30].

Проведене математичне моделювання та системний аналіз стохастичної моделі дозволяють сформулювати наступні висновки:

- 1) Формалізовано апарат стохастичного гіперболічного дисконтування, який завдяки впровадженню параметра імпульсивності $\eta=0,7$ дозволяє точніше моделювати поведінку реальних суб'єктів інвестування, схильних до недооцінки довгострокових результатів. Встановлено, що інтегральний дисконт-фактор для розглянутого горизонту планування становить $\alpha_t = 2,11$.
- 2) На основі побудованих дерев рішень доведено, що адаптивне управління часткою ризикових інвестицій (π) є домінуючою стратегією. За критерієм очікуваної корисності вона забезпечує показник $EV=0,5247$, що перевищує результати як агресивного, так і консервативного підходів.

3) Проведено порівняльний аналіз за критерієм «вигіда–ризик», який виявив, що використання механізму дерев рішень дозволяє підвищити коефіцієнт ефективності стратегії в декілька разів порівняно зі статичними моделями. Це обґрунтовує доцільність використання складних алгоритмічних рішень у фінансовому консалтингу для мінімізації впливу ірраціональних чинників.

Результати кількісного аналізу та отримані математичні залежності стануть базисом для подальшої програмної реалізації моделі та проведення серії імітаційних експериментів у наступному розділі роботи.

РОДІЛ 3

ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА АПРОБАЦІЯ МОДЕЛІ В СЕРЕДОВИЩІ PYTHON

3.1 Розробка алгоритмічного забезпечення для моделювання інвестиційних альтернатив

У межах дослідження було створено алгоритмічне забезпечення для моделювання інвестиційних альтернатив із застосуванням стохастичної моделі гіперболічного дисконтування, методів системного аналізу та алгоритмів машинного навчання. Програмна реалізація здійснювалася мовою Python, адже вона надає широкий набір інструментів для математичного моделювання, статистичного аналізу, обробки даних та побудови аналітичних моделей [24].

Вибір мови програмування Python обумовлений не лише її технічними можливостями, а й широкою підтримкою з боку наукової спільноти. Відкрита екосистема бібліотек дозволяє інтегрувати в єдиному середовищі інструменти для чисельного аналізу, статистики, візуалізації та машинного навчання – без необхідності перемикатися між різними платформами чи мовами. Саме це робить Python де-факто стандартом для досліджень у сфері фінансового моделювання та аналізу даних.

Сформований алгоритм орієнтований на автоматизацію процесу оцінки інвестиційних проєктів за умов невизначеності та ризиків. Основна ідея полягає у злитті економіко-математичного моделювання з поведінковими чинниками прийняття рішень, що дає змогу враховувати не лише фінансові показники, а й ефект презентизму, властивий гіперболічному дисконтуванню.

Принципова відмінність запропонованого підходу від класичних методів оцінки інвестицій полягає у відмові від припущення про раціональність суб'єктів ухвалення рішень. Класична фінансова теорія передбачає, що інвестор рівномірно

дисконтує майбутні грошові потоки із постійною ставкою, тоді як поведінкова економіка фіксує систематичне надання переваги поточним вигідам порівняно з відтермінованими. Саме цей ефект, так званий презентизм, покладено в основу гіперболічної моделі.

На початковому етапі було здійснено підключення необхідних бібліотек Python. Для роботи з табличними структурами даних використовувалась бібліотека `pandas`, для математичних обчислень – `Numpy`, для побудови графіків та візуалізації результатів – `matplotlib` і `seaborn`. Окремо було під'єднано модулі бібліотеки `Scikit-learn`, які використовуються для реалізації дерева рішень та оцінювання якості побудованої моделі [25,28].

Кожна з підключених бібліотек виконує чітко визначену функцію в межах загальної архітектури алгоритму. Бібліотека `pandas` забезпечує зручну маніпуляцію табличними даними: фільтрацію, групування, агрегацію та трансформацію даних. `Numpy` відповідає за операції з масивами та реалізацію математичних формул, зокрема розрахунок показника гіперболічного дисконтування. Бібліотеки `matplotlib` і `seaborn` разом формують шар візуалізації: перша надає низькорівневий контроль над побудовою графіків, тоді як друга спрощує створення статистичних діаграм із естетично привабливим оформленням. `Scikit-learn`, у свою чергу, забезпечує реалізацію алгоритмів машинного навчання та інструменти для оцінювання якості моделі.

Для гарантування відтворюваності результатів було зафіксовано генератор випадкових чисел за допомогою функції `np.random.seed(42)`.

Використання фіксованого значення забезпечує відтворюваність результатів моделювання під час повторних запусків програми. Цей аспект має ключову важливість у наукових дослідженнях, де підтвердження достовірності та коректності отриманих висновків є критично важливим.

З практичної точки зору, фіксація `seed` дозволяє іншим дослідникам або практикам відтворити ідентичний набір синтетичних даних і незалежно

перевірити отримані результати. Це особливо важливо у випадках, коли дослідження спирається на стохастичне моделювання без фіксації генератора: навіть незначні зміни у послідовності виконання операцій можуть призвести до відтворення іншого набору даних і, відповідно, до відмінних висновків.

На наступному етапі було згенеровано набір даних, що імітує діяльність підприємств у таких сферах, як консалтинг, трансфертне ціноутворення, податкове структурування та угоди зі злиття і поглинання. Загалом було сформовано 500 інвестиційних проєктів з різними характеристиками. Для кожного проєкту фіксували такі параметри, як тип інвестиційної діяльності, обсяг початкових капіталовкладень, рівень ринкової волатильності, а також тривалість реалізації проєкту.

Вибір саме цих чотирьох типів інвестиційної діяльності не є випадковим – вони охоплюють широкий спектр консалтингових та фінансових послуг, які характеризуються суттєво різним рівнем ризику, тривалістю реалізації та структурою грошових потоків. Консалтингові проєкти, як правило, мають короткий горизонт та нижчу волатильність, тоді як угоди M&A можуть тривати роками і супроводжуватися значною ринковою невизначеністю. Включення всіх чотирьох категорій дозволяє отримати репрезентативну вибірку, що відображає реальну диверсифікацію інвестиційного портфеля.

Тип інвестиційної діяльності для кожного з 500 проєктів визначався випадковим чином із рівномірним розподілом між категоріями:

```
'investment_type': np.random.choice(  
    [  
        'Consulting',  
        'TP Optimization',  
        'Tax Structuring',  
        'M&A'  
    ],
```

```
n_projects
)
```

Функція `np.random.choice` забезпечує рівноімовірний вибір одного з чотирьох типів для кожного з 500 проєктів. Відсутність явно заданих ваг означає рівномірний розподіл, що унеможливорює систематичне зміщення вибірки у бік будь-якого одного типу діяльності.

Початкові інвестиції моделювались у межах від 1 до 10 мільйонів гривень із застосуванням рівномірного розподілу:

```
'initial_investment': np.random.uniform(
    1.0,
    10.0,
    n_projects
)
```

Обраний діапазон від 1 до 10 млн грн відповідає характерному розміру інвестиційних проєктів у сфері фінансового консалтингу для підприємств середнього бізнесу. Рівномірний розподіл у даному випадку є методологічно виправданим рішенням: він забезпечує рівну представленість усіх можливих значень у заданому діапазоні, що дозволяє уникнути концентрації даних навколо певної «типової» суми і зберегти різноманітність вибірки, необхідну для навчання класифікаційної моделі.

Ринкова волатильність моделювалася за допомогою випадкової генерації в діапазоні від 0,05 до 0,30, що забезпечувало можливість відтворення різних рівнів нестабільності зовнішнього середовища. Тривалість реалізації інвестиційних проєктів варіювалася в межах від 6 до 48 місяців, що дозволяло врахувати широкий спектр потенційних часових горизонтів.

Після формування вихідних даних було впроваджено механізм гіперболічного дисконтування. Цей підхід, на відміну від традиційних моделей із постійною дисконтною ставкою, дає змогу більш точно відобразити поведінкові

аспекти прийняття рішень інвесторами. Зокрема, він враховує їхню схильність до переоцінки миттєвих вигід та недооцінки довгострокових наслідків. В основі моделі лежить застосована математична формула, яка формалізує гіперболічний характер зниження ваги майбутніх вигід у процесі прийняття рішень. Дану формулу наведено нижче:

$$D(t) = (1 + kt)^{-\eta/k},$$

де k – швидкість дисконтування, яка визначає темп знецінення майбутніх вигід;

η – рівень імпульсивності інвестора (present-bias), що показує схильність до переваги поточних результатів над майбутніми;

t – часовий горизонт інвестування.

У межах дослідження було встановлено значення $k = 0,15$ та $\eta = 0,7$. Обрані значення параметрів відповідають емпірично зафіксованим характеристикам поведінки економічних суб'єктів в умовах невизначеності: помірна схильність до імпульсивних рішень за відносно повільного темпу дисконтування. Зокрема, значення $\eta = 0,7$ відображає суттєву, але не граничну імпульсивність – інвестор надає перевагу поточним вигідам, однак не ігнорує повністю довгострокові наслідки.

Перед розрахунком часовий горизонт було переведено з місяців у роки, після чого було обчислено дисконтний фактор для кожного інвестиційного проєкту.

Програмна реалізація даного етапу має вигляд:

```
df['hyperbolic_discount_factor'] = (
    (1 + k * t) ** (-eta / k)
)
```

Варто зазначити, що при $t = 0$ формула повертає значення $D(0) = 1$, тобто поточна вигіда взагалі не дисконтується. Зі збільшенням горизонту реалізації значення дисконтного фактора монотонно спадає, причому темп цього спадання є нелінійним: він найбільш стрімкий на початку горизонту планування і поступово уповільнюється з часом. Саме ця властивість принципово відрізняє гіперболічне

дисконтування від експоненційного: у класичній моделі зниження відбувається рівномірно, тоді як у гіперболічній – інвестор «відчуває» різницю між «зараз» і «через місяць» значно гостріше, ніж між «через рік» і «через рік і місяць». Це явище добре задокументоване в поведінковій економіці і є одним із ключових пояснень субоптимальних інвестиційних рішень на практиці [38].

Отриманий дисконтний фактор слугував основою для подальших розрахунків фінансових показників ефективності інвестиційних стратегій.

На наступному етапі алгоритму виконано оцінювання очікуваної дохідності проєктів. Дохідність визначали як функцію початкових вкладень та рівня ринкової волатильності. У такий спосіб була змодельована ситуація, що демонструє потенційну можливість отримання вищих прибутків від проєктів із вищим ризиком.

Фрагмент коду:

```
df['expected_return'] = (
    df['initial_investment']
    * (
        1.8
        + df['market_volatility'] * 3
    )
)
```

Наведена формула відображає лінійну залежність між волатильністю ринку та очікуваною дохідністю. Базовий мультиплікатор 1,8 задає мінімальний рівень повернення на вкладений капітал за умов нульової волатильності, тоді як коефіцієнт 3 за змінної волатильності моделює премію за ризик. Таким чином, проєкти з максимальним рівнем волатильності (0,30) матимуть мультиплікатор дохідності на рівні 2,7, що відповідає приросту 170% відносно початкових інвестицій. Подібна структура формули є спрощеною, але методологічно

обґрунтованою апроксимацією принципу «вищий ризик – вища потенційна дохідність», який є фундаментальним у сучасній портфельній теорії.

Окремо було враховано витрати на консалтингові послуги, розмір яких встановлювався на рівні 8% від початкової суми капіталовкладень. Після врахування цих витрат здійснювалося обчислення чистої приведеної вартості (Net Present Value, NPV) інвестиційного проекту. Цей показник є одним із фундаментальних критеріїв для оцінки економічної доцільності інвестицій.

Формула, відповідно до якої проводився розрахунок, має вигляд:

$$NPV = (ExpectedReturn \cdot D(t)) - InitialInvestment - ConsultingCosts \quad (3.1)$$

Принципова особливість наведеної формули порівняно з класичним розрахунком NPV полягає у використанні гіперболічного дисконтного фактора $D(t)$ замість стандартного експоненційного множника. Це означає, що приведена вартість майбутніх грошових потоків визначається не лише їх абсолютним розміром та часовим горизонтом, а й поведінковою схильністю інвестора до недооцінки відтермінованих вигід. Від'ємне значення NPV однозначно свідчить про недоцільність реалізації проекту, тоді як позитивне – є необхідною, але недостатньою умовою для прийняття позитивного інвестиційного рішення.

У програмному коді даний розрахунок було реалізовано у наступний спосіб:

```
df['net_present_value'] = (
    (
        df['expected_return']
        * df['hyperbolic_discount_factor']
    )
    - df['initial_investment']
    - df['consulting_costs']
)
```

Структура виразу безпосередньо відтворює логіку формули (3.1): спочатку очікувана дохідність коригується на дисконтний фактор, після чого від отриманого результату послідовно віднімають початкові інвестиції та консалтингові витрати. Використання векторизованих операцій pandas дозволяє виконати цей розрахунок одночасно для всіх 500 проєктів без застосування явних циклів, що суттєво підвищує обчислювальну ефективність алгоритму.

Для здійснення всебічного аналізу інвестиційної стратегії було розроблено інтегральний показник `strategic_score`. Його формула враховує ключові аспекти, такі як прибутковість проєкту, ефективність використання вкладених ресурсів і рівень впливу ринкової волатильності. За умов високого ризику стратегічна оцінка проєкту автоматично зменшується, що дозволяє врахувати не лише потенційні вигіди, а й загрози для реалізації інвестицій.

Програмне моделювання цього показника:

```
df['strategic_score'] = (
    (
        df['net_present_value']
        / df['initial_investment']
    )
    * (1 - df['market_volatility'])
    * 10
)
```

Стратегічна оцінка за своєю структурою є нормованим показником відносної ефективності інвестицій з урахуванням ризику. Ділення NPV на обсяг початкових інвестицій переводить абсолютний показник у відносний, усуваючи вплив масштабу проєкту – тобто великий проєкт з посередньою ефективністю не матиме штучної переваги перед невеликим, але високоефективним. Множник $(1 - \text{market_volatility})$ виконує роль штрафного коефіцієнта: при нульовій волатильності він дорівнює одиниці і не впливає на оцінку, тоді як при максимальному рівні ризику (0,30) він знижує стратегічну оцінку на 30%.

Фінальне множення на 10 є масштабуванням для зручності інтерпретації результатів. Таким чином, показник `strategic_score` інтегрує в одному числі одразу три виміри: абсолютну дохідність, ефективність використання капіталу та ризик-профіль проекту.

Наступним етапом роботи стала класифікація інвестиційних проектів відповідно до рівня ризику. Для цього використано функцію `pd.cut()`, яка дозволяє розбивати значення на категорії згідно із заданими інтервалами. Усі проекти були поділені на три групи: з низьким, середнім та високим рівнем ризику.

Межі інтервалів визначались на основі рівня ринкової волатильності: проекти зі значенням до 0,12 відносились до категорії низького ризику, від 0,12 до 0,22 – до середнього, понад 0,22 – до високого. Відповідний фрагмент коду має такий вигляд:

```
df['risk_level'] = pd.cut(
    df['market_volatility'],
    bins=[0, 0.12, 0.22, 1],
    labels=[
        'Низький',
        'Середній',
        'Високий'
    ]
)
```

Використання функції `pd.cut()` є методологічно зручним рішенням: вона автоматично присвоює кожному проекту відповідну мітку на основі числового значення волатильності, виключаючи необхідність написання умовних конструкцій вручну. Категоріальна змінна `risk_level` надалі використовується для групового аналізу показників NPV у розрізі рівнів ризику, що дає змогу виявити закономірності між ризик-профілем проекту та його фінансовою ефективністю.

Далі було впроваджено механізм автоматизованого формування інвестиційного рішення. Алгоритм визначає статус кожного проєкту як рекомендований для інвестування, потребує додаткового аналізу або підлягає відхиленню. Основою для такого рішення стали значення чистої приведеної вартості (NPV) та інтегральна стратегічна оцінка проєктів.

Ключова логіка алгоритму закладена у функцію `def classify_decision(row)`. Якщо значення NPV перевищує заданий поріг, а стратегічна оцінка є високою, проєкту присвоюється статус `Invest`. У випадку, коли NPV має від'ємне значення, проєкт автоматично належить до категорії `Reject`. Інші варіанти, які не відповідають жодному з крайніх критеріїв, потрапляють до категорії `Review`.

Порогове значення NPV на рівні 0,5 млн грн обрано не випадково: воно відсікає проєкти з формально позитивним, але економічно незначущим результатом, для яких ризики реалізації можуть нівелювати незначну вигідність. Додаткова умова `strategic_score > 2` забезпечує другий рівень фільтрації – проєкт повинен демонструвати не лише абсолютну прибутковість, а й відносну ефективність використання капіталу з поправкою на ризик. Така дворівнева логіка наближає модель до реальної практики інвестиційного аналізу, де рішення рідко ґрунтується виключно на одному показнику. Застосування функції через `df.apply()` з параметром `axis=1` забезпечує її виклик для кожного рядка `DataFrame` окремо, тобто для кожного з 500 проєктів індивідуально.

Розподіл проєктів між трьома категоріями рішень є важливою характеристикою збалансованості сформованої вибірки. Надмірне домінування одного класу могло б ускладнити подальше навчання класифікаційної моделі та знизити її практичну цінність. Наявність трьох категорій – `Invest`, `Reject` та `Review` – відображає реальну неоднорідність інвестиційного середовища, де далеко не кожен проєкт є однозначно привабливим або очевидно збитковим.

Після виконання основних розрахунків отриманий набір даних збережено у форматі `CSV`. Збереження результатів у структурованому вигляді забезпечує

можливість подальшого аналізу, тестування алгоритмів та інтеграції з іншими системами. Для збереження файлу використовується стандартний метод бібліотеки pandas:

```
df.to_csv(  
    'investment_data.csv',  
    index=False  
)
```

Параметр `index=False` виключає автоматично генерований числовий індекс рядків із вихідного файлу, що спрощує подальше зчитування даних зовнішніми системами та унеможливорює виникнення зайвого стовпця під час повторного імпорту. Сформований CSV-файл містить усі розраховані показники для кожного з 500 проєктів, від базових параметрів генерації до кінцевого інвестиційного рішення, що робить його повноцінним аналітичним звітом у машинозчитуваному форматі.

Для спрощення візуалізації результатів в програмі передбачена система графічного представлення даних. Зокрема, створено графік розсіювання, що демонструє залежність між NPV та тривалістю реалізації інвестиційного проєкту:

```
sns.scatterplot(  
    data=df_visual,  
    x='implementation_period_months',  
    y='net_present_value',  
    hue='decision_ua'  
)
```

Цей графік допомагає проаналізувати вплив змін часових параметрів на ефективність інвестиційних стратегій.

Колірне кодування точок за категорією рішення (параметр `hue`) дозволяє одночасно відобразити на одному полотні одразу три виміри: тривалість реалізації, рівень NPV та прийняте інвестиційне рішення. Візуальний аналіз

графіка дає змогу виявити просторові закономірності у розміщенні проєктів різних категорій – зокрема, простежити, чи є тривалість реалізації чинником, що систематично впливає на ймовірність отримання позитивного інвестиційного рішення. Подібна візуалізація є корисним інструментом не лише для верифікації логіки алгоритму, а й для комунікації результатів моделювання особам, що приймають рішення та не мають глибокого технічного бекграунду.

Окрім цього, було створено гістограму розподілу NPV, що дозволяє оцінити співвідношення прибуткових і збиткових проєктів:

```
sns.histplot(  
    data=df_visual,  
    x='net_present_value',  
    hue='decision_ua',  
    kde=True  
)
```

Параметр `kde=True` додає до гістограми згладжену криву щільності розподілу (Kernel Density Estimation), що дозволяє абстрагуватися від дискретності стовпчикowego графіка та оцінити форму розподілу NPV загалом. Колірне розмежування за категорією рішення дає змогу візуально виявити, в яких діапазонах значень NPV концентруються проєкти кожної з трьох груп, та оцінити ступінь їх перекриття. Зокрема, перетин областей Invest та Review свідчить про граничні випадки, де незначна зміна вхідних параметрів може змінити підсумкове рішення – саме такі проєкти становлять найбільший аналітичний інтерес з точки зору управління інвестиційним портфелем.

Для аналізу взаємозв'язків між економічними показниками використовувалася кореляційна матриця, візуалізована у форматі теплової карти (heatmap). Це дозволило оцінити силу та напрям впливу окремих факторів на результати моделювання.

Перед побудовою теплової карти з DataFrame було відібрано лише числові змінні за допомогою методу `select_dtypes(include=[np.number])`, після чого було обчислено попарні коефіцієнти кореляції Пірсона. Для забезпечення читабельності назв стовпців та рядків матриці було перекладено українською через словник `corr_labels`. Побудова heatmap здійснювалася функцією `sns.heatmap()` з параметром `annot=True`, що забезпечує відображення числових значень коефіцієнтів безпосередньо в комірках матриці. Кольорова схема `RdYlGn` інтуїтивно відображає напрямок зв'язку: зелені відтінки відповідають позитивній кореляції, червоні – від'ємній, жовті – близькій до нульової. Кореляційний аналіз дозволяє виявити потенційну мультиколінеарність між ознаками, що є важливим кроком перед побудовою класифікаційної моделі.

На окремому етапі розглядався процес порівняння гіперболічного дисконтування з класичним підходом. З цією метою було додатково проведено розрахунок значення NPV за традиційною моделлю, яка передбачає фіксовану ставку дисконту в розмірі 12 %. При цьому використовувалася наступна формула:

$$NVP_{classic} = \frac{ExpectedReturn}{(1+r)^t} - InitialInvestment \quad (3.2)$$

Після розрахунків визначали середні втрати корисності, спричинені ефектом презентизму. Цей метод дає змогу проаналізувати, як поведінкові фактори впливають на інвестиційну привабливість проєктів.

Кількісна оцінка втрат через презентизм обчислювалася як середня різниця між класичним та гіперболічним NPV по всій вибірці:

```
loss_to_presentism = (
    df['classic_npv']
    - df['net_present_value']
).mean()
```

Додатне значення цієї різниці свідчить про те, що гіперболічне дисконтування систематично занижує приведену вартість майбутніх грошових потоків порівняно з класичним підходом. Іншими словами, інвестор із

гіперболічними уподобаннями «втрачає» певну частку потенційної корисності внаслідок надмірного знецінення відтермінованих вигід. Цей показник є одним із ключових результатів дослідження, оскільки безпосередньо кількісно відображає економічні наслідки поведінкових відхилень від раціональної моделі прийняття рішень.

Для автоматизації процесу прийняття рішень у системі бло впроваджено алгоритм дерева рішень (DecisionTreeClassifier). Навчання моделі здійснювалося на основі чотирьох ключових параметрів: початкових інвестицій, рівня волатильності, терміну реалізації та гіперболічного дисконтного фактора [27].

Створення моделі здійснювалось наступним чином:

```
clf = DecisionTreeClassifier(  
    max_depth=4,  
    random_state=42  
)
```

Після завершення етапу навчання моделі було сконструйовано дерево рішень, яке відображає принципи класифікації інвестиційних стратегій та надає можливість інтерпретувати процес ухвалення рішень.

Візуалізація дерева здійснювалася функцією `plot_tree()` із зазначенням назв ознак та класів, а також параметрами `filled=True` і `rounded=True` для кольорового заливання вузлів та їх закруглення відповідно. Колір вузла відображає домінуючий клас у відповідному сегменті даних, що робить структуру дерева інтуїтивно зрозумілою навіть без детального аналізу числових порогів.

У рамках алгоритму також реалізовано функціонал для аналізу важливості факторів за допомогою параметра `feature_importances_`. Це забезпечує можливість ідентифікувати ключові показники, які найбільше впливають на кінцеве рішення моделі.

Значення важливості факторів витягуються безпосередньо з навченої моделі та відображають частку зменшення домішок (`impurity`), яку забезпечує

кожна ознака на всіх рівнях дерева. Результати оформлюються у вигляді горизонтальної стовпчикової діаграми, що дозволяє наочно порівняти відносний внесок кожного з чотирьох факторів, початкових інвестицій, волатильності, терміну реалізації та гіперболічного дисконтного фактора, у процес класифікації інвестиційних рішень.

Заключним етапом дослідження стала оцінка ефективності функціонування алгоритму класифікації. З цією метою було використано інструмент `classification_report`, який дозволяє здійснити детальний аналіз точності моделі на основі метрик `precision`, `recall`, `F1-score` і `accuracy`.

Метрика `precision` характеризує частку коректно класифікованих проєктів серед усіх, яким модель присвоїла певний клас, тоді як `recall` відображає здатність моделі виявляти всі проєкти відповідної категорії. `F1-score` є гармонічним середнім між цими двома показниками і є особливо інформативним за умов нерівномірного розподілу класів. Комплексний аналіз усіх трьох метрик у розрізі кожного класу дозволяє виявити, для яких інвестиційних рішень модель працює найбільш і найменш надійно, а також визначити напрями для її подальшого вдосконалення.

У результаті створено комплексне алгоритмічне рішення для моделювання та дослідження інвестиційних альтернатив в умовах невизначеності та з урахуванням поведінкових особливостей ухвалення рішень [29]. Розроблений алгоритм поєднує в собі елементи поведінкової економіки, фінансового моделювання та машинного навчання, утворюючи цілісний аналітичний інструмент, здатний не лише оцінювати інвестиційні проєкти за формальними фінансовими критеріями, але й враховувати реальні психологічні механізми, що визначають характер прийняття рішень в умовах невизначеності.

3.2 Програмна реалізація стохастичної моделі та візуалізація результатів обчислень

У рамках цього дослідження було виконано програмну реалізацію стохастичної моделі гіперболічного дисконтування для аналізу можливих варіантів інвестицій у консалтинговій сфері та трансфертному ціноутворенні. Створений програмний модуль надав змогу автоматизувати процес генерації вихідних даних, обчислення фінансових показників, класифікації інвестиційних стратегій і побудови візуальних аналітичних моделей для більш зручної інтерпретації отриманих результатів.

Варто зазначити, що саме автоматизація цих етапів дозволила суттєво скоротити час на рутинну обробку даних і зосередитися на змістовному аналізі закономірностей, які виявляє модель. Стохастична складова моделі забезпечує врахування невизначеності ринкового середовища, що особливо актуально для консалтингових проєктів із тривалим горизонтом планування.

На першому етапі роботи програми була сформована база даних із 500 інвестиційних проєктів, яку автоматично збережено у форматі CSV. Після завершення цього процесу система відобразила повідомлення про успішне створення файлу `investment_data.csv`, що підтвердило коректне функціонування алгоритму збереження даних.

Обсяг вибірки у 500 проєктів було обрано свідомо – такий масив забезпечує статистичну репрезентативність результатів і дозволяє виявляти стійкі тенденції навіть у межах окремих підгруп за рівнем ризику. Кожен запис у базі даних містить повний набір параметрів, необхідних для подальших розрахунків, що включає: первісні інвестиції, прогнозовані грошові потоки, ставку дисконтування та горизонт планування. Формат CSV було обрано з огляду на його універсальність – він легко читається як програмними засобами, так і вручну за потреби верифікації окремих записів.

Далі було виконано обчислення описової статистики показника чистої приведеної вартості (NPV) для трьох категорій ризику: низького, середнього та високого. Результати були подані у вигляді таблиці, яка включає середнє арифметичне, стандартне відхилення, мінімум і максимум, а також кватильні характеристики.

Розподіл проєктів за трьома категоріями ризику відображає реальну структуру інвестиційного портфеля в консалтинговій практиці, де одночасно співіснують як консервативні, так і агресивні стратегії. Кватильні характеристики виявилися особливо інформативними, вони дозволили ідентифікувати асиметрію розподілу NPV в кожній групі, що є типовою ознакою для стохастичних фінансових моделей. Зокрема, для проєктів із високим ризиком міжкватильний розмах виявився помітно ширшим, що свідчить про суттєво більшу варіативність можливих фінансових результатів. Графічне представлення на рисунку 3.1 дало змогу наочно порівняти ці розподіли між собою і краще зрозуміти, як рівень ризику впливає не лише на середнє значення NPV, а й на характер його розкиду.

```

--- Описова статистика NPV за рівнями ризику ---
risk_level  count      mean      std      min      25%      50%      75%      max
Низький    149.0  -2.347844  2.540254 -8.230781 -4.103621 -2.003057 -0.623684  3.574544
Середній   180.0  -1.941610  2.650764 -7.888966 -3.746383 -1.531683 -0.451393  5.104534
Високий    171.0  -1.442826  2.703359 -7.056582 -3.183252 -1.389491  0.360779  6.170565

Середні втрати корисності через ефект презентизму: 6.42 млн грн

```

Рисунок 3.1 – Описова статистика NPV за рівнями ризику та оцінка втрат корисності через ефект презентизму

Джерело: розроблено автором

Аналіз результатів показав, що середні значення NPV для всіх трьох груп ризику залишаються від'ємними. Проєкти з низьким рівнем ризику мають середнє значення NPV -2,35 млн грн, для середнього рівня ризику це значення становить -1,94 млн грн, а для високого рівня ризику – -1,44 млн грн. Ця тенденція вказує на те, що за умов поведінкового дисконтування багато інвестиційних проєктів

втрачають економічну привабливість через зниження теперішньої цінності майбутніх вигід.

Показово, що навіть проєкти з відносно нижчим рівнем ризику не демонструють позитивного середнього NPV – це є прямим наслідком гіперболічного характеру дисконтування, за якого короткострокові витрати сприймаються значно гостріше, ніж віддалені у часі вигіди. Фактично модель фіксує поведінковий «штраф» за нетерплячість інвестора, який систематично недооцінює майбутні грошові потоки порівняно з тим, як він оцінював би їх у момент ухвалення рішення.

Водночас результати виявили важливу закономірність, що із зростанням рівня ризику зростає також потенційна дохідність окремих проєктів. Максимальне значення NPV для високоризикових інвестицій досягло 6,17 млн грн, тоді як для низькоризикових проєктів цей показник становив лише 3,57 млн грн. Це підтверджує класичний економічний принцип співвідношення ризику й прибутковості, відповідно до якого вищий ризик супроводжується можливістю отримати більший прибуток.

Значення стандартного відхилення для низькоризикових проєктів становить 2,54, тоді як для високоризикових зростає до 2,70. Хоча на перший погляд різниця може здатися незначною, у контексті стохастичної моделі це означає суттєво більший розкид можливих сценаріїв – від глибоко збиткових до помітно прибуткових. Саме тому орієнтуватися виключно на середнє значення NPV при прийнятті рішень було б методологічно некоректно: у таких випадках необхідно враховувати всю картину розподілу, включаючи кватильні характеристики та крайні значення.

Окремо було визначено середні втрати корисності через ефект презентизму, які склали 6,42 млн грн. Це значення показує середню різницю між оцінками проєктів за класичною моделлю дисконтування та моделлю гіперболічного дисконтування. Таким чином, результати доводять, що

поведінкові фактори можуть суттєво впливати на оцінку інвестиційної привабливості, знижуючи сприйняття майбутніх економічних вигід.

Величина у 6,42 млн грн є доволі відчутною – вона перевищує абсолютне значення середнього NPV в будь-якій із трьох груп ризику, що наочно демонструє масштаб викривлення, яке вносить поведінковий фактор. Іншими словами, поведінкове дисконтування здатне «з'їсти» не лише увесь потенційний прибуток від проекту, а й суттєво поглибити сприйняття його збитковості. Для практики трансфертного ціноутворення це має конкретне прикладне значення, тобто якщо при структуруванні угод не брати до уваги поведінкові упередження учасників, оцінка справедливої вартості активів і розподіл прибутку між пов'язаними сторонами можуть бути систематично спотворені. Отримані результати підкреслюють необхідність інтеграції поведінкових коригувань у стандартні аналітичні процедури консалтингових компаній.

Для наочного аналізу результатів було створено графік, що ілюструє залежність чистої приведеної вартості від терміну реалізації інвестиційного проекту. На графіку по осі абсцис позначено тривалість реалізації у місяцях, а по осі ординат – значення NPV. Кожна точка представляє окремий інвестиційний проект, а колір визначає результат класифікації інвестиційного рішення. Візуалізація подана на рисунку 3.2.

Такий спосіб представлення даних дозволяє одночасно відстежити два ключові виміри: фінансовий результат проекту та його часовий горизонт, що є особливо цінним під час порівняльного аналізу великої кількості альтернатив. Кольорове кодування рішень робить графік інтуїтивно зрозумілим навіть без детального вивчення числових значень – достатньо одного погляду, щоб оцінити загальну картину розподілу проектів за інвестиційною привабливістю.

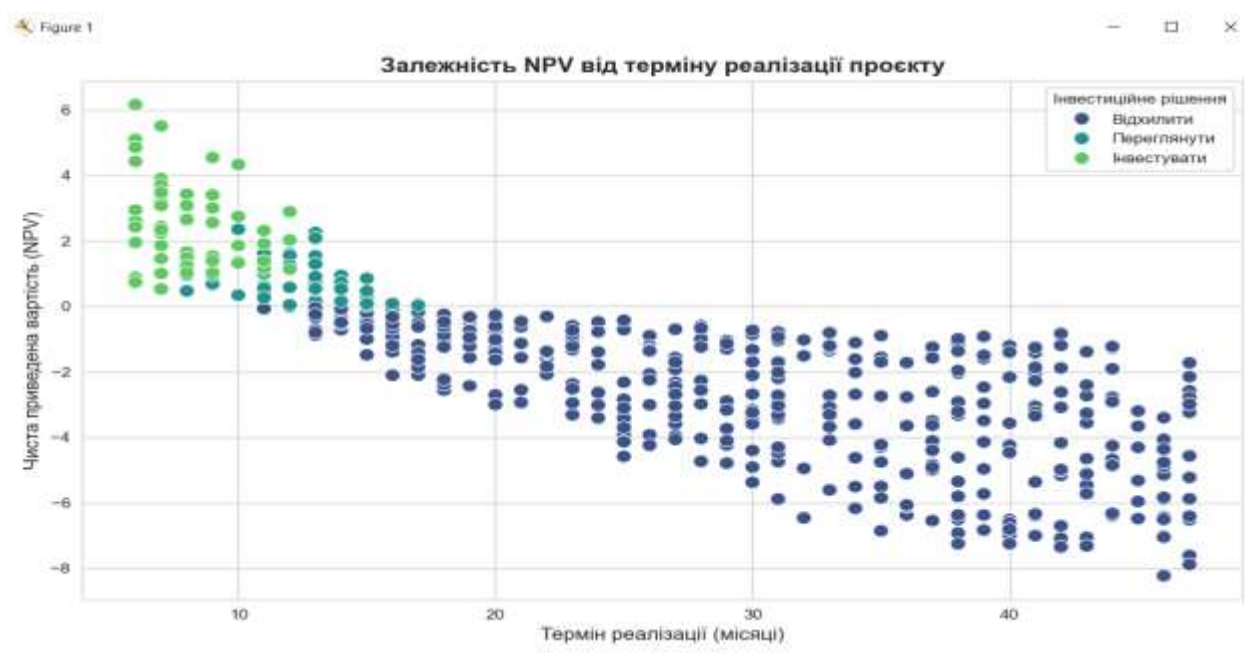


Рисунок 3.2 – Залежність чистої приведеної вартості (NPV) від терміну реалізації проєкту

Джерело: розроблено автором

Аналіз графіка чітко вказує на тенденцію зниження значень NPV зі зростанням тривалості реалізації проєкту. Для короткострокових проєктів тривалістю до 12 місяців спостерігається значна кількість позитивних значень NPV, що корелює із високим відсотком рішень типу «Інвестувати». У той же час зі збільшенням термінів реалізації більшість проєктів потрапляє до категорії «Відхилити», оскільки їхня поточна економічна цінність помітно знижується через вплив гіперболічного дисконтування.

Ця закономірність є прямим і наочним підтвердженням теоретичних передумов моделі, що гіперболічне дисконтування особливо нещадне до довгострокових вигід, знецінюючи їх набагато агресивніше, ніж це передбачає класична експоненціальна модель. Варто звернути увагу, що вже починаючи приблизно з 20-го місяця реалізації, практично всі проєкти переходять у зону від'ємних значень NPV, і ця межа виглядає доволі чіткою на графіку. Для прийняття практичних рішень це означає, що будь-який проєкт із горизонтом понад півтора року вимагає особливо ретельного обґрунтування – стандартний аналіз без урахування поведінкових чинників тут явно недостатній.

Окрему увагу варто звернути на групу проєктів із проміжними значеннями NPV, які класифікуються як «Переглянути». Це підкреслює, що модель не проводить жорсткого розподілу на категорії, а натомість ідентифікує інвестиційні можливості, які потребують додаткового аналізу або перегляду параметрів.

На графіку ця група займає своєрідну перехідну смугу між зонами «Інвестувати» та «Відхилити», і її наявність є методологічно важливою, вона сигналізує про те, що рішення в цих випадках не є очевидним і залежить від деталей, які не повністю відображені в поточній параметризації моделі. На практиці саме такі проєкти найчастіше потребують залучення додаткової експертизи або проведення сценарного аналізу з варіюванням ключових припущень. Ще однією важливою деталлю є те, що проєкти категорії «Переглянути» зосереджені переважно в діапазоні до 15 місяців, тоді як у довгостроковому сегменті вони майже зникають – там домінує однозначна категорія «Відхилити». Це свідчить про те, що невизначеність інвестиційного рішення є характерною саме для середньострокових проєктів, де ефект гіперболічного дисконтування ще не встиг повністю «перекреслити» потенційну вигоду.

На наступному етапі було складено кореляційну матрицю економічних показників. При цьому застосовувалася теплова карта (heatmap), що дозволяє візуально оцінити міцність зв'язків між змінними моделі. Отримані результати засвідчують наявність як позитивних, так і негативних кореляцій між окремими параметрами. Візуалізація кореляційної матриці представлена на рисунку 3.3. Перевага теплової карти над табличним представленням кореляційної матриці полягає саме в тому, що людське сприйняття кольору працює значно швидше, ніж послідовне читання числових значень – насичений зелений одразу сигналізує про сильний прямий зв'язок, тоді як червоний вказує на обернену залежність. Це особливо зручно під час роботи з матрицею розміром 9×9, де вручну відстежити всі парні залежності було б доволі трудомістко.

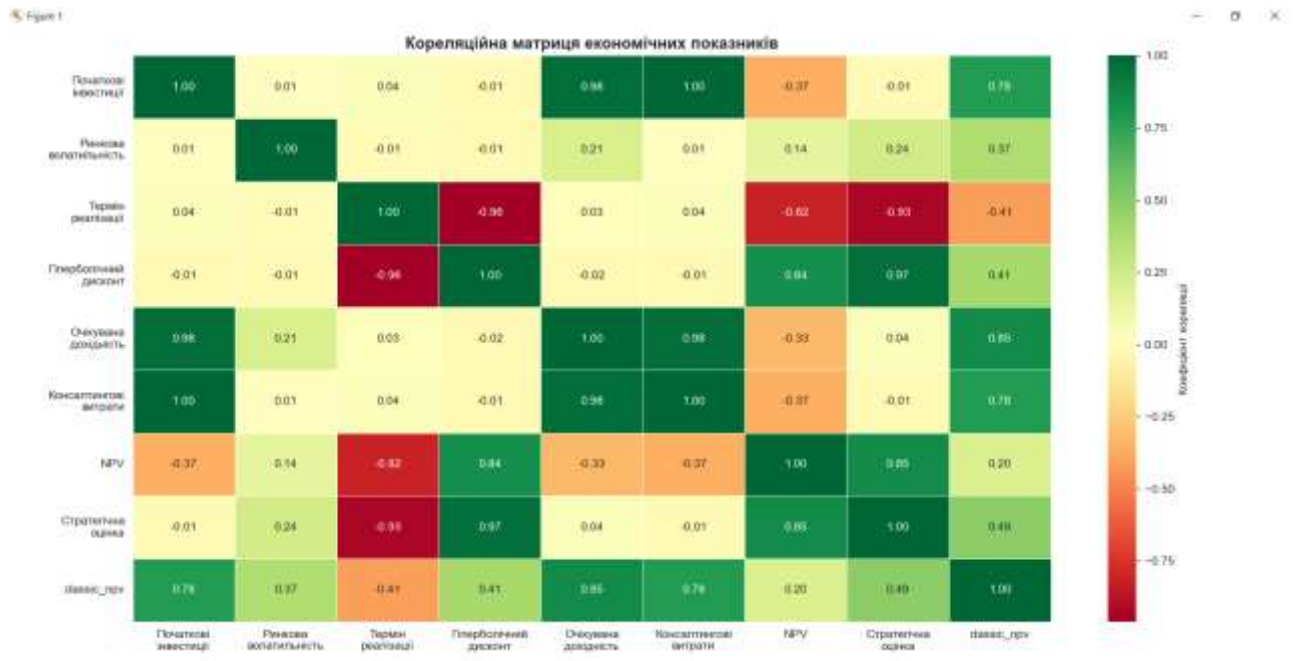


Рисунок 3.3. – Кореляційна матриця економічних показників моделі

Джерело: розроблено автором

Найбільш виражений прямий кореляційний зв'язок було зафіксовано між початковими інвестиціями та очікуваною дохідністю (0,98). Такий результат має логічне обґрунтування, оскільки збільшення обсягу вкладених ресурсів безпосередньо впливає на потенційний фінансовий результат. Водночас спостерігається значна позитивна кореляція між гіперболічним дисконтним фактором і стратегічною оцінкою (0,97), що вказує на істотний вплив поведінкового дисконтування на інтегральну ефективність інвестиційної стратегії.

Варто зазначити, що кореляція між початковими інвестиціями та консалтинговими витратами також сягає значення 1,00 – це може свідчити про те, що в рамках даної моделі консалтингові витрати фактично масштабуються пропорційно до розміру проекту, що є цілком реалістичним припущенням для консалтингової практики. Щодо зв'язку гіперболічного дисконту зі стратегічною оцінкою, то значення 0,97 є особливо змістовним. Саме воно підтверджує, що стратегічна оцінка не є формальним показником, а реально відображає поведінкову складову інвестиційного аналізу.

Однак водночас встановлено значний обернений зв'язок між тривалістю реалізації проєкту та гіперболічним дисконтним фактором (-0,96). Це свідчить про те, що збільшення терміну виконання проєкту суттєво зменшує поточну цінність майбутніх вигід. Аналогічно було виявлено негативний зв'язок між тривалістю реалізації та стратегічною оцінкою (-0,93), що засвідчує зниження інвестиційної привабливості проєктів у разі пролонгованих часових горизонтів.

Ці два значення разом формують доволі однозначний сигнал, час є головним «ворогом» інвестиційної привабливості в умовах гіперболічного дисконтування. Якщо при класичному підході до дисконтування подовження терміну реалізації є лише одним із багатьох факторів, то в поведінковій моделі воно набуває визначального значення. Показово, що кореляція між терміном реалізації та NPV також є від'ємною і доволі суттєвою (-0,82) – тобто навіть сам фінансовий результат, а не лише його суб'єктивна оцінка, погіршується з подовженням горизонту проєкту. Це робить фактор часу одним із ключових параметрів під час відбору інвестиційних проєктів у межах запропонованої моделі.

Кореляційна матриця також демонструє помітний позитивний зв'язок між NPV (чистою приведеною вартістю) та стратегічною оцінкою (0,85), що підтверджує валідність розробленого інтегрального показника оцінки ефективності. Це свідчить про те, що стратегічна оцінка коректно відображає загальну фінансову результативність інвестиційного проєкту.

Наявність такого зв'язку є важливим аргументом на користь надійності моделі в цілому. Якби стратегічна оцінка суттєво розходилася із NPV, це поставило б під сумнів коректність її конструювання. Значення 0,85 свідчить про те, що показник враховує NPV як один із провідних факторів, але водночас не є його простим дублюванням – адже за ідеального збігу кореляція дорівнювала б 1,00. Отже, стратегічна оцінка несе в собі додаткову інформацію понад те, що відображає NPV, і саме це робить її самостійним аналітичним інструментом, а не лише похідною від фінансового результату.

Інтегрована система візуалізації надає можливість всебічної оцінки поведінки альтернативних інвестиційних рішень, визначення ключових закономірностей і глибокого аналізу впливу часових, фінансових і поведінкових факторів на процес ухвалення рішень. Графічні моделі, що були створені в межах цього дослідження, унаочнюють результати розрахунків і підвищують інтерпретованість запропонованої стохастичної моделі.

Важливо підкреслити, що кожна з побудованих візуалізацій не є самодостатнім елементом, а є частиною цілісної аналітичної системи. Саме разом вони дозволяють розглянути інвестиційні рішення одночасно в кількох вимірах – статистичному, часовому, кореляційному та розподільчому. Саме така багатовимірність погляду є принциповою перевагою запропонованого підходу порівняно з традиційними методами оцінки, що, як правило, обмежуються одним-двома узагальнюювальними показниками.

Для подальшої оцінки ефективності управлінських рішень у сфері інвестування збудовано гістограму розподілу чистої приведеної вартості (NPV) для різних категорій управлінських дій. На графіку, представленою на рисунку 3.4, зображено розподіл значень NPV для трьох стратегій: «Інвестувати», «Переглянути» та «Відхилити». Поєднання стовпчикової гістограми з кривою щільності розподілу дозволяє одночасно бачити як дискретну структуру даних по інтервалах, так і загальну форму розподілу – це суттєво полегшує виявлення асиметрії, багатомодальності або інших відхилень від нормального розподілу, які могли б залишитись непоміченими при використанні лише одного типу графіка.

Аналіз гістограми свідчить, що більшість проектів із від'ємним значенням NPV автоматично віднесена до категорії «Відхилити». Значна частина таких проектів зосереджена в діапазоні від -6 до 0 млн грн, що підтверджує раціональність реалізованого механізму класифікації. Це обґрунтовано тим, що проекти зі збитковими або економічно невиправданими результатами не рекомендуються до реалізації.

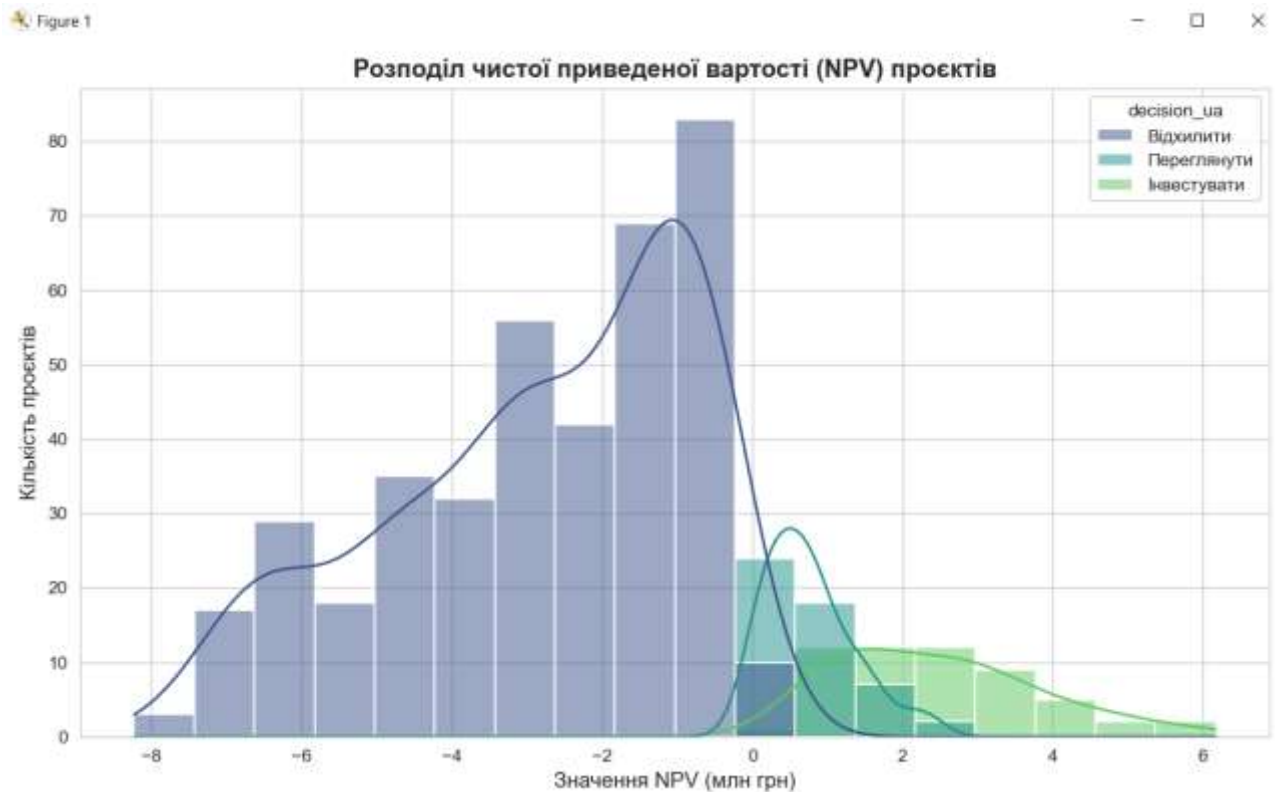


Рисунок 3.4 – Розподіл чистої приведеної вартості (NPV) за категоріями інвестиційних рішень

Джерело: розроблено автором

Характерна форма розподілу категорії «Відхилити», крива щільності, демонструє виражену правобічну асиметрію з піком у районі -1,5 – -2 млн грн і поступовим спаданням у бік глибоко від'ємних значень аж до -8 млн грн. Це означає, що переважна більшість відхилених проєктів є помірно збитковими, тоді як глибоко збиткові випадки трапляються значно рідше – і саме вони формують довгий лівий хвіст розподілу. З практичної точки зору це важлива деталь, вона свідчить про те, що серед відхилених проєктів є чимало таких, які при незначному коригуванні параметрів або зміні умов фінансування могли б перейти в іншу категорію.

Категорія «Переглянути» здебільшого охоплює проєкти з NPV, близьким до нуля. Це свідчить про наявність інвестиційних альтернатив із прикордонною ефективністю, які потребують додаткового аналізу, уточнення початкових даних або коригування умов їх реалізації. Таким чином, ця категорія виконує функцію своєрідної буферної зони між прибутковими та збитковими проєктами.

На гістограмі добре видно, що розподіл категорії «Переглянути» є вузьким і сконцентрованим – крива щільності має виражений гострий пік у діапазоні від 0,5 до 1 млн грн, що свідчить про чітку внутрішню однорідність цієї групи. Це є позитивною характеристикою класифікаційного алгоритму, категорія «Переглянути» не розмита по всьому числовому діапазону, а чітко ідентифікує справді граничні випадки. Для аналітика-практика це означає, що перегляду підлягає відносно компактна і добре визначена група проєктів, а не розмита множина, яку важко однозначно інтерпретувати. Водночас варто зазначити, що окремі проєкти цієї категорії мають NPV у діапазоні 1-2 млн грн – тобто формально позитивні, однак недостатньо переконливі для того, щоб отримати рекомендацію «Інвестувати» без додаткового обґрунтування.

Для категорії «Інвестувати» притаманне переважання проєктів із позитивним значенням NPV. Основна частина таких проєктів розташована в інтервалі від 1 до 4 млн грн, хоча окремі проєкти перевищують позначку в 5 млн грн. Це свідчить про наявність інвестиційних альтернатив із високим потенціалом економічної ефективності навіть з урахуванням поведінкового дисконтування.

Розподіл категорії «Інвестувати» має помітно ширший і більш пологий характер порівняно з категорією «Переглянути» – це свідчить про внутрішню неоднорідність групи, поряд із проєктами з NPV близько 1 млн грн існують і значно привабливіші альтернативи з результатом понад 5 млн грн. Така варіативність є корисною з практичної точки зору, оскільки дозволяє інвестору здійснювати додатковий відбір у межах уже схваленої категорії залежно від конкретних цілей і апетиту до ризику.

На додаток до гістограм на графіку представлені криві щільності розподілу, що дозволяють візуально оцінити статистичну форму розподілу для кожної категорії рішень. Результати демонструють чітке відокремлення груп проєктів, що підтверджує дієвість впровадженого алгоритму класифікації інвестиційних стратегій. Відокремленість трьох розподілів є, мабуть, найпереконливішим свідченням якості класифікатора, адже якби межі між

категоріями були розмитими, криві щільності значно перекривалися б між собою. Натомість на графіку спостерігається лише незначне перекриття в прикордонних зонах – саме там, де знаходяться проекти категорії «Переглянути», що є цілком очікуваним і методологічно виправданим результатом.

Наступний етап дослідження включав побудову дерева рішень для автоматизованого визначення інвестиційної стратегії. Дане дерево покликане виявити основні фактори, що впливають на процес класифікації проектів, а також сформулювати зрозумілі та прозорі правила прийняття управлінських рішень. На відміну від нейронних мереж або інших складних алгоритмів машинного навчання, дерево рішень є повністю інтерпретованою моделлю – кожне розгалуження відповідає конкретному логічному правилу, яке можна перевірити і пояснити без спеціальних технічних знань. Саме ця властивість робить його особливо придатним для використання в управлінській практиці, де прозорість і обґрунтованість рішень є не менш важливими, ніж його математична точність. Побудовану модель подано на рисунку 3.5.

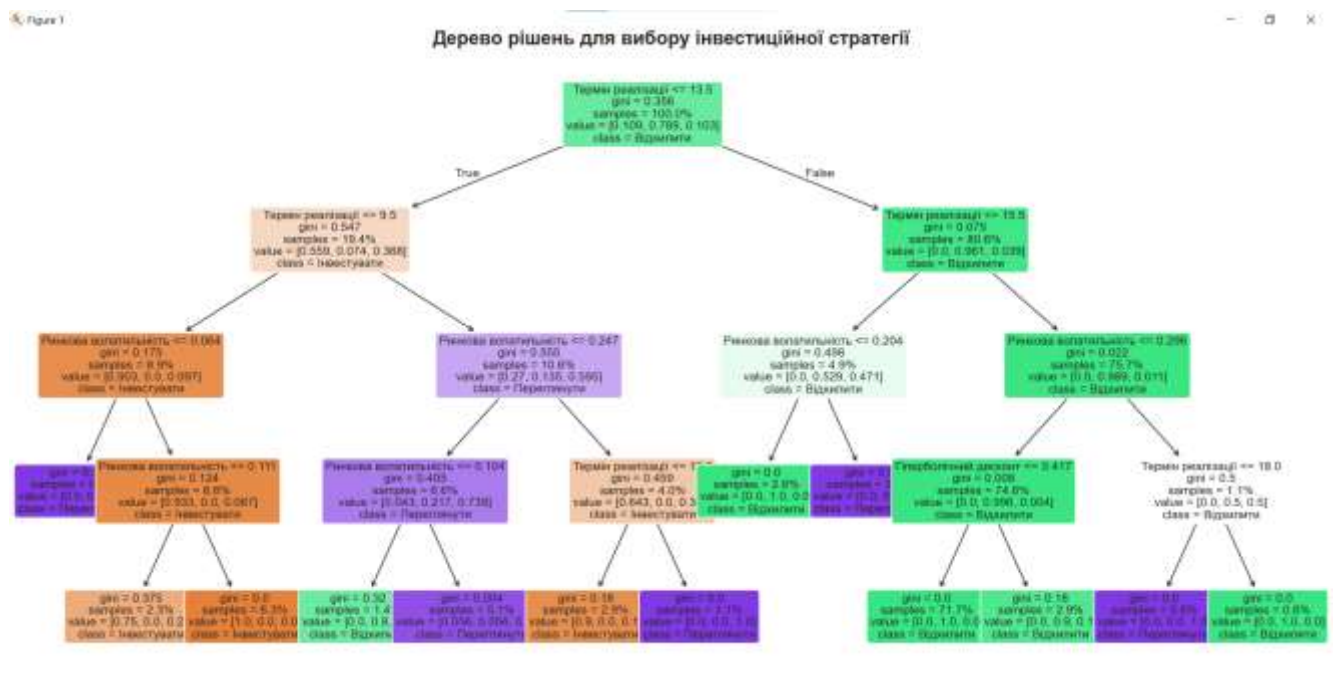


Рисунок 3.5 – Дерево рішень для вибору інвестиційної стратегії

Джерело: розроблено автором

Аналіз структури дерева рішень демонструє, що ключовим фактором є термін реалізації проєкту. Цей параметр розташований у кореневому вузлі дерева й використовується для початкового поділу інвестиційних альтернатив. Якщо тривалість реалізації перевищує приблизно 13,5 місяця, більшість проєктів автоматично потрапляє до категорії «Відхилити». Такий висновок підтверджує вагомий вплив часових обмежень у межах моделі гіперболічного дисконтування.

Порогове значення 13,5 місяця виникло не як результат експертного судження, а як об'єктивний висновок алгоритму на основі даних – і це робить його особливо значущим. Фактично дерево рішень самостійно «відкрило» ту саму закономірність, яку ми спостерігали на графіку залежності NPV від терміну реалізації, і формалізувало її у вигляді точного числового порогу. Для проєктів із тривалістю до 9,5 місяця дерево переважно рекомендує стратегію «Інвестувати», тоді як діапазон від 9,5 до 13,5 місяця є перехідною зоною, де рішення залежить від додаткових параметрів – зокрема від рівня ринкової волатильності. Це свідчить про те, що модель здатна фіксувати нелінійні та умовні залежності, які важко виявити за допомогою простого кореляційного аналізу.

Для короткострокових проєктів вагому роль відіграє рівень ринкової волатильності. За умов низької волатильності проєкти частіше класифікуються як «Інвестувати», тоді як підвищення невизначеності збільшує ймовірність їх переходу до категорії «Переглянути». Це підкреслює, що навіть економічно обґрунтовані проєкти можуть потребувати додаткового аналізу в умовах високої ринкової нестабільності.

З практичної точки зору це означає, що аналітик не може обмежитися лише оцінкою фінансових показників проєкту – необхідно також відстежувати поточний стан ринкового середовища і враховувати його при формуванні рекомендацій. Фактично модель формалізує те, що досвідчені консультанти роблять інтуїтивно, в періоди нестабільності навіть привабливі проєкти отримують статус «потребує додаткового вивчення» – і це є не перестраховкою, а методологічно виправданою позицією.

Окремі вузли дерева також враховують показники гіперболічного дисконтного коефіцієнта. За його низьких значень модель має тенденцію відхиляти навіть потенційно вигідні проєкти через суттєве зменшення актуальної цінності майбутніх вигід. Таким чином, аналіз підтверджує значний вплив поведінкових аспектів на привабливість довгострокових інвестиційних стратегій.

Це спостереження є особливо важливим з теоретичної точки зору, дерево рішень, побудоване виключно на основі даних без будь-яких апіорних припущень, самостійно виокремило гіперболічний дисконтний коефіцієнт як значущий вузол класифікації. Тобто поведінковий фактор не був штучно «вбудований» у модель через конструкцію алгоритму – він проявив себе органічно, як статистично значуща закономірність у даних. Це суттєво підвищує довіру до отриманих висновків і свідчить про те, що поведінкове дисконтування справді є реальним і вимірюваним явищем, а не лише теоретичною конструкцією.

Однією з головних переваг дерева рішень є його зрозумілість та прозорість. Побудована модель не лише спрощує автоматизацію процесів класифікації, а й дозволяє формалізувати логіку прийняття рішень за допомогою набору визначених правил. Це суттєво полегшує інтеграцію моделі у практичну діяльність консалтингових компаній.

Порівняно з іншими методами машинного навчання, дерево рішень має ще одну практичну перевагу – його можна відтворити у вигляді звичайної таблиці умов або блок-схеми, що не потребує програмного забезпечення для застосування. Консультант може роздрукувати правила класифікації і використовувати їх безпосередньо під час зустрічі з клієнтом, пояснюючи логіку рекомендації в режимі реального часу. Саме ця властивість – можливість «відірватися від комп'ютера» – робить дерево рішень особливо цінним інструментом саме в консалтинговому середовищі, де комунікація з клієнтом і обґрунтованість рекомендацій є ключовими факторами довіри.

Завершальний етап дослідження передбачав оцінку значущості факторів у прийнятті інвестиційних рішень. Для цього було застосовано методику розрахунку вагових коефіцієнтів ознак у моделі дерева рішень. Методика вагових коефіцієнтів дозволяє кількісно відповісти на питання, яке в традиційному аналізі зазвичай залишається на рівні суб'єктивних суджень: який саме фактор є найважливішим і наскільки він переважає інші? Переведення цієї оцінки у числовий формат дозволяє не лише ранжувати фактори, а й наочно продемонструвати масштаб відриву між ними. Детальні результати наведено на рисунку 3.6.

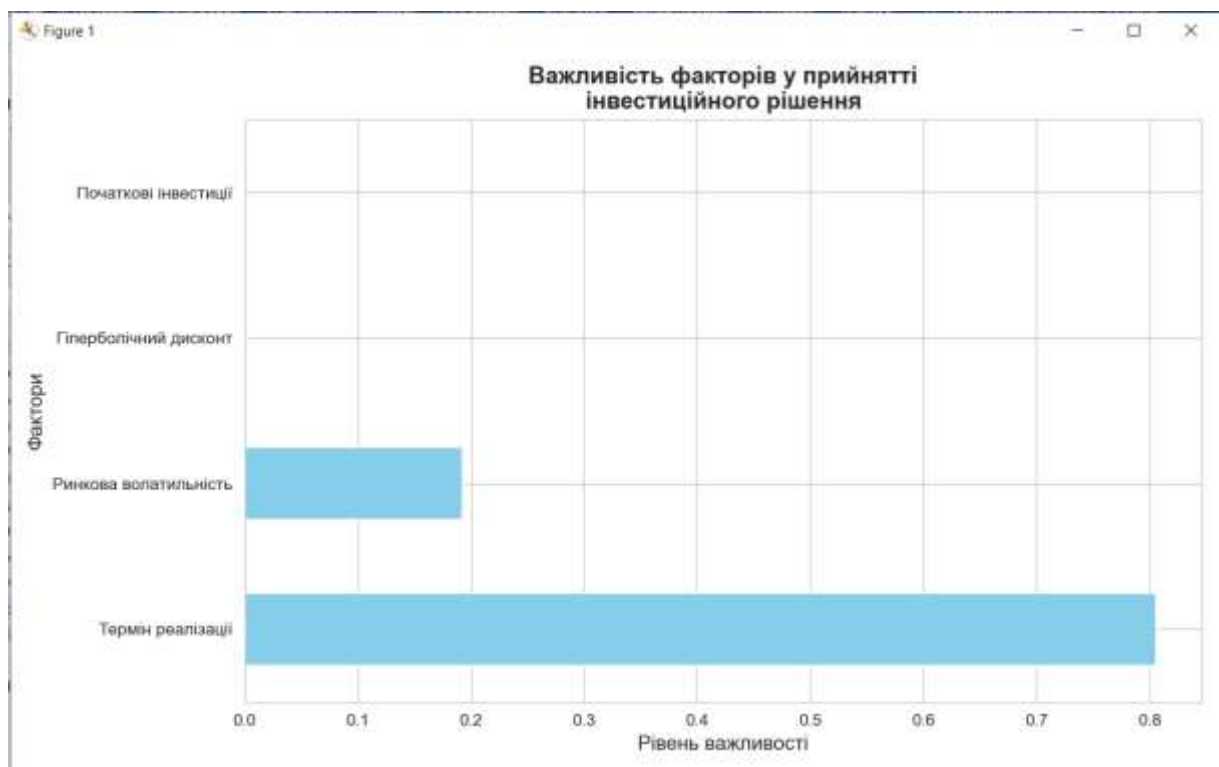


Рисунок 3.6 – Важливість факторів у прийнятті інвестиційного рішення

Джерело: розроблено автором

Отримані дані свідчать про те, що найвагомішим чинником, який впливає на результат класифікації, є тривалість реалізації проекту. Згідно з проведеним аналізом, рівень важливості цього параметра перевищує позначку 0,8, що свідчить про його провідну роль у процесі оцінки інвестиційної привабливості. Така закономірність відповідає засадам моделей гіперболічного дисконтування,

оскільки часове розташування суттєво впливає на приведену вартість майбутніх грошових потоків.

Відрив терміну реалізації від другого за значущістю фактора – ринкової волатильності – є надзвичайно суттєвим, близько 0,8 проти приблизно 0,2. Це не просто лідерство, а абсолютне домінування одного параметра над усіма іншими, що є доволі рідкісною ситуацією в багатofакторних моделях. Такий результат має конкретне практичне значення для консалтингової практики, оскільки під час первинного скринінгу інвестиційних пропозицій достатньо насамперед з'ясувати горизонт реалізації – це одразу дозволяє відфільтрувати значну частину неперспективних варіантів ще до проведення детального фінансового аналізу. Водночас майже нульові значення важливості для початкових інвестицій та гіперболічного дисконту як окремих факторів не означають їхньої фактичної незначущості для фінансового результату – вони вже опосередковано враховані через NPV та інші похідні показники моделі.

У свою чергу, початковий рівень інвестицій та гіперболічний дисконтний фактор у цій моделі мають мінімальні значення важливості. Це явище можна пояснити тим, що їхній вплив уже частково відображається через інші змінні або має опосередкований характер у взаємозв'язках фінансових показників моделі.

Слід зазначити, що мінімальна важливість певного фактора у дереві рішень не є свідченням його економічної незначущості – це лише означає, що цей фактор не є самостійним розгалужувальним критерієм у побудованій класифікаційній моделі. Початкові інвестиції, наприклад, вже закладені у розрахунок NPV, який є вихідним параметром для класифікації, тому дерево не «бачить» необхідності додатково розгалужуватися за цим показником. Аналогічна ситуація з гіперболічним дисконтом, його вплив реалізується через трансформацію грошових потоків ще на етапі розрахунку вхідних даних, тобто він є не стільки вхідним фактором класифікатора, скільки фундаментальним параметром усієї моделі. Розуміння цього розмежування між «важливістю для класифікатора» та

«важливістю для фінансового результату» є принциповим для коректної інтерпретації отриманих результатів.

Таким чином, висновки аналізу підтверджують, що визначальним фактором, який знижує інвестиційну привабливість в умовах поведінкового дисконтування, є саме тривалість реалізації проєкту. Запропонована модель дає змогу кількісно оцінити вплив окремих змінних та забезпечує формування обґрунтованих рекомендацій щодо оптимізації інвестиційної стратегії.

Сукупність отриманих результатів формує цілісну і внутрішньо несуперечливу картину. Описова статистика, кореляційний аналіз, графік залежності NPV від часу, гістограма розподілу, дерево рішень і оцінка важливості факторів – усі ці інструменти незалежно один від одного вказують на одні й ті самі закономірності. Такий збіг висновків, отриманих різними аналітичними методами, є найпереконливішим підтвердженням їхньої достовірності. Для практики трансфертного ціноутворення і консалтингу в цілому це означає, що скорочення горизонту реалізації проєктів або їх структурування у вигляді послідовних короткострокових фаз може суттєво підвищити їхню інвестиційну привабливість в очах осіб, що приймають рішення, навіть без зміни фундаментальних фінансових параметрів. Таким чином, управління часовою структурою проєкту стає самостійним інструментом оптимізації інвестиційної стратегії, що заслуговує на окрему увагу в подальших дослідженнях.

3.3 Апробація результатів дослідження та рекомендації щодо впровадження в консалтингову діяльність

Завершальний етап дослідження включав апробацію запропонованої стохастичної моделі оцінки інвестиційних стратегій та перевірку її ефективності у практичному використанні в межах консалтингової діяльності. Головним

завданням цього етапу було оцінити спроможність моделі автоматизовано класифікувати інвестиційні альтернативи, враховуючи такі важливі чинники, як поведінкові аспекти прийняття рішень, рівень ринкової невизначеності та часові параметри реалізації проєктів.

Актуальність апробації зумовлена тим, що будь-яка аналітична модель, незалежно від теоретичної обґрунтованості, набуває реальної цінності лише після підтвердження її працездатності на репрезентативних даних. У контексті інвестиційного консалтингу ця вимога є особливо жорсткою, оскільки помилкова класифікація проєкту може призвести до прямих фінансових втрат або до упущення реально перспективних можливостей. Саме тому верифікація моделі на незалежній тестовій вибірці є обов'язковим елементом методології дослідження, а не лише формальним кроком.

Практична перевірка виконувалася із використанням алгоритму побудови дерева рішень (DecisionTreeClassifier), реалізованого за допомогою бібліотеки scikit-learn. Набір даних із цією метою поділено на навчальну і тестову вибірки у співвідношенні 70% до 30%. Навчальну вибірку застосовували для розробки логіки класифікації, тоді як тестова використовувалася для перевірки здатності моделі прогнозувати інвестиційні рішення на основі нових даних [27].

Вибір алгоритму дерева рішень як основного класифікатора пояснюється кількома практичними міркуваннями. По-перше, цей алгоритм забезпечує високий рівень інтерпретованості результатів: на відміну від так званих «чорних скриньок» на кшталт нейронних мереж, дерево рішень дозволяє простежити логічний ланцюжок від вхідних параметрів до підсумкового рішення. Це є принципово важливим у консалтинговому середовищі, де аналітик повинен не просто отримати відповідь, а й бути здатним пояснити її клієнту або керівництву. По-друге, алгоритм добре справляється з нелінійними залежностями між ознаками, що є характерним для реальних інвестиційних даних. По-третє, він не вимагає попередньої стандартизації вхідних даних, що спрощує практичне застосування моделі.

У ході апробації модель класифікувала інвестиційні проекти за трьома основними категоріями: «Інвестувати», «Переглянути» та «Відхилити». Для аналізу якості роботи моделі використовували стандартні метрики з галузі машинного навчання, а саме: точність (precision), повноту (recall), збалансовану оцінку (F1-score) та загальну точність (accuracy). Підсумкові результати оцінки моделі представлені на рисунку 3.7 [29]. Вибір саме цього набору метрик є методологічно обґрунтованим для задач із трьома класами. Загальна точність (accuracy), попри свою наочність, може бути оманливою за умов нерівномірного розподілу між категоріями – наприклад, якщо один клас суттєво переважає інші, модель може досягати високого значення accuracy, просто присвоюючи всім спостереженням домінуючий клас. Саме тому поряд із accuracy аналізувалися precision та recall окремо для кожної категорії, що дає значно повнішу картину реальної якості класифікації. F1-score, як їхнє гармонічне середнє, дозволяє отримати єдиний узагальнений показник для кожного класу, придатний для порівняльного аналізу.

```

=====
ЗВІТ ПРО КЛАСИФІКАЦІЮ СТРАТЕГІЙ
=====

```

	precision	recall	f1-score	support
Інвестувати	0.89	0.94	0.91	17
Відхилити	1.00	1.00	1.00	118
Переглянути	0.93	0.87	0.90	15
accuracy			0.98	150
macro avg	0.94	0.94	0.94	150
weighted avg	0.98	0.98	0.98	150

Рисунок 3.7 – Результати класифікації інвестиційних стратегій

Джерело: розроблено автором

Результати дослідження свідчать про високий рівень ефективності побудованої моделі. Загальна точність класифікації досягає 98%, що підтверджує

спроможність алгоритму впевнено визначати оптимальні категорії інвестиційних рішень для більшості проєктів. Такий рівень точності є надзвичайно високим, що робить модель перспективним інструментом для використання у консалтингу та аналітичній підтримці прийняття управлінських рішень.

Досягнення показника ассурасу на рівні 98% на незалежній тестовій вибірці є свідченням не лише коректності алгоритму, а й якості вхідних даних та обґрунтованості закладеної логіки класифікації. Слід зауважити, що подібні результати на синтетичних даних є більш досяжними, ніж на реальних, оскільки генеративна модель даних є внутрішньо узгодженою і не містить шумів, характерних для практичних спостережень. Водночас це не знижує цінності апробації: вона підтверджує, що алгоритм коректно засвоїв закладену логіку розмежування між класами і здатний відтворювати її на нових даних без ознак перенавчання.

Для категорії «Інвестувати» значення точності (precision) становить 0,89, а повноти (recall) – 0,94. Це свідчить про спроможність моделі адекватно ідентифікувати більшість перспективних проєктів, припускаючи лише незначну кількість помилок у внесенні збиткових проєктів до категорії прибуткових. Значення F1-міри на рівні 0,91 підтверджує збалансованість між точністю та повнотою класифікації у цій категорії.

Певне зниження precision порівняно з іншими категоріями для класу «Інвестувати» є прогнозованим явищем. Саме ця категорія є найбільш «граничною» з точки зору розмежування з класом «Переглянути», оскільки обидва класи характеризуються позитивним NPV, і відмінність між ними визначається лише величиною стратегічної оцінки. Відповідно, незначна частина проєктів категорії «Переглянути» з граничними значеннями показників може помилково потрапляти до класу «Інвестувати». Проте значення recall на рівні 0,94 свідчить про те, що модель упускає лише 6% реально перспективних проєктів, що є прийнятним результатом для практичного застосування.

Особливо високі результати досягнуто для категорії «Відхилити», де precision, recall та F1-міра мають значення 1,00. Це означає, що модель бездоганно розпізнала всі проекти з низькою економічною ефективністю або з негативними значеннями NPV, які не рекомендуються для реалізації. Такий результат є критично важливим для мінімізації ризику ухвалення фінансово необґрунтованих рішень.

Ідеальні показники класифікації для категорії «Відхилити» пояснюються чіткістю розмежувального критерію: від'ємне значення NPV є однозначною та математично строгою умовою, яка не допускає граничних випадків. На відміну від категорій «Інвестувати» та «Переглянути», межа між якими визначається сукупністю двох умов із пороговими значеннями, клас «Відхилити» формується єдиним добре вираженим критерієм. Саме тому алгоритм дерева рішень здатний виокремити цей клас із абсолютною точністю вже на перших рівнях розгалуження – що додатково підтверджується аналізом важливості факторів, де NPV закономірно посідає провідну роль.

Щодо категорії «Переглянути», precision досягає 0,93, а recall – 0,87, що вказує на достатньо високу здатність моделі виокремлювати проекти з непевними економічними характеристиками. Включення цієї категорії дає змогу переглянути потенційно суперечливі проекти на основі додаткового аналізу або уточнення даних.

З практичної точки зору, саме категорія «Переглянути» є найціннішою для консалтингового процесу. Проекти категорій «Інвестувати» та «Відхилити» здебільшого не потребують розгорнутого аналітичного супроводу – їхня доля вирішується відносно однозначно на підставі фінансових показників. Натомість проекти категорії «Переглянути» є саме тим простором, де кваліфікована експертна оцінка здатна суттєво вплинути на остаточне рішення. Показник recall на рівні 0,87 означає, що модель коректно ідентифікує 87% таких «граничних» проектів, спрямовуючи їх на поглиблений аналіз замість того, щоб автоматично відносити до крайніх категорій. Це суттєво знижує ймовірність як передчасного

відхилення потенційно перспективних ініціатив, так і необґрунтованого схвалення ризикових вкладень.

Середній показник *macro avg* на рівні 0,94 демонструє стабільність моделі для різних категорій, незалежно від пропорційності розподілу даних між ними. У той самий час зважений показник *weighted avg* (0,98) демонструє загальну високу відповідність результатів класифікації.

Різниця між *macro avg* та *weighted avg* заслуговує на окрему увагу. *Macro avg* розраховується як просте середнє метрик за всіма трьома класами і є більш чутливим до якості класифікації міноритарних категорій. *Weighted avg*, натомість, враховує кількість спостережень у кожному класі і тому більшою мірою відображає загальну продуктивність моделі на всій вибірці. Той факт, що обидва показники залишаються на високому рівні – 0,94 і 0,98 відповідно – свідчить про те, що модель демонструє стабільно високу якість класифікації не лише загалом, а й у розрізі кожної окремої категорії рішень. Це підтверджує відсутність систематичного зміщення на користь будь-якого одного класу.

Апробація підтвердила здатність моделі слугувати дієвим інструментом у процесах прийняття управлінських рішень у межах інвестиційного консалтингу. Серед головних переваг – врахування поведінкових аспектів, таких, як особливості оцінки короткострокових і довгострокових вигід інвесторами, що вирізняє запропонований підхід від традиційних моделей дисконтування.

Інтеграція гіперболічного дисконтування у класифікаційну модель не є суто технічним ускладненням – вона відображає принципову зміну у розумінні природи інвестиційного рішення. Традиційні підходи розглядають інвестора як раціонального агента з незмінними часовими уподобаннями, тоді як запропонована модель визнає, що реальний процес прийняття рішень є нелінійним і залежить від психологічної відстані до майбутніх вигід [35]. Включення цього чинника до алгоритму класифікації дозволяє отримати оцінки,

що є ближчими до реальної поведінки інвесторів, а не до ідеалізованої теоретичної норми.

Практичне застосування цієї моделі може бути корисним для консалтингових компаній, які спеціалізуються на оцінці інвестиційних проєктів, аналізі трансфертного ціноутворення, фінансовому плануванні та управлінні ризиками. Автоматизація аналізу великих масивів фінансових даних знижує витрати часу та мінімізує вплив суб'єктивних факторів під час ухвалення рішень.

Окремої уваги заслуговує потенціал моделі в контексті аналізу трансфертного ціноутворення – одного з найбільш складних і ризикоемних напрямів консалтингової діяльності. Проєкти з оптимізації трансфертних цін характеризуються тривалим горизонтом реалізації, значною регуляторною невизначеністю та суттєвою часовою асиметрією між початковими витратами і кінцевими вигодами. Саме в таких умовах гіперболічне дисконтування найбільш суттєво відхиляється від класичної моделі, а отже, врахування поведінкового чинника дає найбільший аналітичний вигравш порівняно зі стандартними підходами до оцінки.

Не менш важливим є потенціал застосування моделі в задачах управління ризиками. Автоматична триступенева класифікація проєктів дозволяє оперативно сегментувати інвестиційний портфель за рівнем аналітичної пріоритетності: проєкти категорії «Відхилити» виключаються з подальшого розгляду без витрат аналітичного ресурсу, проєкти «Інвестувати» передаються на етап структурування угоди, тоді як категорія «Переглянути» формує черговість для поглибленої due diligence процедури. Така логіка організації аналітичного процесу є значно ефективнішою порівняно з традиційним послідовним розглядом кожного проєкту.

Розроблений програмний модуль можна інтегрувати у корпоративні аналітичні системи підприємств для автоматизованого ранжування інвестиційних альтернатив залежно від рівня ризику та очікуваної ефективності. Таке рішення

сприяє обґрунтованості управлінських рішень за умов невизначеності і мінливого ринкового середовища.

Перспективи подальшого розвитку запропонованого підходу пов'язані з кількома напрямками. По-перше, модель може бути розширена шляхом включення додаткових поведінкових параметрів – зокрема, індивідуального коефіцієнта неприйняття ризику або показника схильності до надмірної самовпевненості (*overconfidence bias*), що є поширеним когнітивним спотворенням серед інвесторів [36]. По-друге, перехід від синтетичних до реальних даних з архівів консалтингових проєктів дозволить верифікувати, та за потреби, перекалібрувати параметри гіперболічної моделі. По-третє, заміна або доповнення дерева рішень ансамблевими методами – зокрема, алгоритмом випадкового лісу або градієнтним бустингом – може підвищити точність класифікації граничних випадків за умови збереження достатнього рівня інтерпретованості моделі. Реалізація цих напрямів забезпечить поступове наближення інструменту до вимог промислового застосування в умовах реального консалтингового середовища.

Модель має особливе значення для довгострокового інвестиційного планування, адже враховує часовий чинник, який безпосередньо впливає на інвестиційну привабливість проєктів. Вона допомагає виявляти проєкти з підвищеним ризиком зниження ефективності через тривалі строки реалізації.

Саме тривалість реалізації є тим параметром, який найбільш суттєво розрізняє гіперболічну та класичну моделі дисконтування. При коротких горизонтах, до 12 місяців, різниця між двома підходами є відносно незначною і практично не впливає на підсумкову класифікацію проєкту. Натомість для проєктів із терміном реалізації понад два-три роки гіперболічний дисконт знецінює майбутні грошові потоки значно агресивніше, ніж класична експоненційна модель. Це означає, що певна частина довгострокових проєктів, які виглядають привабливими за стандартною оцінкою NPV, при застосуванні гіперболічного дисконтування переходить до категорії «Переглянути» або навіть «Відхилити». Виявлення таких проєктів є однією з ключових практичних функцій

розробленої моделі, оскільки дозволяє уникнути систематичної переоцінки довгострокових ініціатив – помилки, що є надзвичайно поширеною у практиці інвестиційного аналізу.

Крім того, результати проведеного дослідження мають потенціал для використання у процесі розробки рекомендацій щодо вдосконалення структури інвестиційного портфеля. Зокрема, обґрунтованим є підвищення частки короткострокових або середньострокових проєктів, які характеризуються високим рівнем стратегічного оцінювання та помірним ступенем ринкової волатильності.

Подальший розвиток дослідження передбачає кілька перспективних напрямів, серед яких можна виділити розширення набору чинників моделювання, інтеграцію макроекономічних параметрів, застосування більш складних алгоритмів машинного навчання, а також адаптацію моделі для роботи з реальними корпоративними базами даних. Окрім цього, потенціал для вдосконалення полягає у створенні веборієнтованої інформаційної системи, яка дозволяє здійснювати автоматизований аналіз інвестиційних стратегій у режимі реального часу.

Інтеграція макроекономічних параметрів є особливо перспективним напрямом розширення моделі. На сьогодні вхідні дані моделі є суто мікроекономічними – вони описують характеристики окремих проєктів без урахування загального стану ринкового середовища. Включення таких показників, як облікова ставка центрального банку, індекс споживчих цін, динаміка валютного курсу або рівень ділової активності, дозволило б зробити параметри гіперболічного дисконтування динамічними – тобто такими, що автоматично коригуються залежно від поточної макроекономічної кон'юнктури [37]. Це суттєво підвищило б адаптивність моделі до реальних умов українського ринку, де макроекономічна нестабільність є одним із ключових чинників інвестиційного ризику.

Результати апробації отриманої стохастичної моделі гіперболічного дисконтування підтвердили її практичну значущість та ефективність. Запропонований підхід забезпечує високу точність класифікації інвестиційних альтернатив, враховує поведінкові особливості процесу прийняття рішень та має значний потенціал для впровадження в діяльність сучасних консалтингових компаній. Саме тому, можна сказати, що розроблена модель успішно виконує свою основну функцію – забезпечує автоматизовану, відтворювану та економічно обґрунтовану класифікацію інвестиційних альтернатив з урахуванням поведінкового виміру прийняття рішень. Її впровадження у практику консалтингових компаній здатне не лише підвищити якість аналітичних висновків, але й змінити саму культуру інвестиційного аналізу – зробивши її більш усвідомленою щодо психологічних механізмів, які неминуче впливають на судження будь-якого інвестора, незалежно від його досвіду та кваліфікації.

ВИСНОВКИ

У межах цієї роботи було здійснено глибокий аналіз проблеми формування оптимальних інвестиційних стратегій в умовах високої волатильності ринків. Отримані результати дозволили сформулювати низку важливих узагальнень і практичних рекомендацій.

Дослідження охоплювало як теоретичний, так і прикладний виміри проблеми: від критичного аналізу наявних підходів до дисконтування та прийняття інвестиційних рішень – до розробки та апробації власного алгоритмічного інструментарію. Така структура дослідження дозволила не лише виявити обмеження наявних методів, а й запропонувати конкретне рішення, перевірене на репрезентативній вибірці змодельованих інвестиційних проєктів.

Насамперед визначено, що класичні моделі експоненційного дисконтування не відповідають реальній поведінці інвесторів. Основна їхня слабкість полягає в ігноруванні такого явища, як часова непослідовність, а також психологічного чинника схильності до негайної вигоди (*present-bias*). Це призводить до систематичних помилок у стратегічному плануванні.

Проблема часової непослідовності є фундаментальною, а не периферійною вадою експоненційних моделей. Інвестор, який сьогодні обирає між двома проєктами з різними часовими горизонтами, через певний час може переглянути це рішення – не тому, що змінилися об'єктивні обставини, а тому, що змінилася суб'єктивна «вага» майбутніх вигід у його сприйнятті. Класична модель не передбачає такої динаміки уподобань і тому не здатна ані передбачити подібні перегляди, ані врахувати їхні наслідки для довгострокового планування. Саме це робить її застосування у реальному консалтингу методологічно недостатнім, особливо в умовах тривалих і складних інвестиційних проєктів.

Запровадження стохастичного гіперболічного дисконтування з параметрами імпульсивності та частоти перегляду стратегій дало змогу розробити

більш адаптивну модель, яка враховує когнітивні особливості ухвалення рішень інвесторами. Таким чином, у практиці корпоративного управління доцільно відмовитися від надмірної залежності від експоненційних моделей і перейти до інструментів, що враховують поведінкові аспекти.

Перехід від експоненційного до гіперболічного дисконтування не є лише технічною заміною однієї формули іншою – це концептуальний зсув у розумінні природи інвестиційного рішення. Гіперболічна модель визнає, що інвестор є не абстрактним раціональним агентом із незмінними уподобаннями, а реальним суб'єктом із когнітивними обмеженнями, емоційними реакціями та схильністю надавати надмірну вагу поточному моменту. Включення параметра імпульсивності η дозволяє калібрувати модель під різні типи інвесторів – від більш стриманих до схильних до короткострокового мислення – що суттєво розширює її практичну застосовність у консалтинговій роботі з різними клієнтами.

Кількісна оцінка втрат корисності через ефект презентизму, отримана в межах дослідження, є одним із найбільш практично значущих результатів роботи. Вона дозволяє не лише констатувати наявність поведінкового відхилення, а й виразити його у грошовому еквіваленті – а отже, зробити аргумент на користь поведінкового підходу зрозумілим і переконливим для осіб, що приймають управлінські рішення.

Особливу увагу слід приділити використанню системного підходу та дерев рішень. Результати роботи свідчать, що адаптивне керування портфелем із загрозами ризикових активів є переважною стратегією, яка забезпечує вищу очікувану ефективність порівняно зі статичними моделями. Це відкриває нові можливості для застосування адаптивних алгоритмів у консалтингу, особливо коли клієнти стикаються з високим рівнем невизначеності та потребують інструментів, здатних оперативно реагувати на зміни в ринковому середовищі.

Статичні моделі оцінки інвестицій мають принциповий недолік: вони фіксують стан ринкового середовища на момент аналізу і не передбачають механізму перегляду рішень у відповідь на нову інформацію. В умовах сучасних ринків, де волатильність є радше нормою, ніж винятком, така негнучкість є серйозним практичним обмеженням. Адаптивні алгоритми, навпаки, здатні перераховувати оцінки та переглядати класифікацію проєктів у міру надходження нових даних, що робить їх значно придатнішими для використання в умовах реального часу.

У зв'язку з цим рекомендовано інтегрувати дерева рішень у системи підтримки управління, оскільки вони не лише сприяють моделюванню різних сценаріїв, а й мінімізують ризики, пов'язані з імпульсивними рішеннями.

Дерево рішень як інструмент підтримки управління має ще одну суттєву перевагу, яка часто недооцінюється: воно унаочнює логіку класифікаційного рішення у вигляді послідовності зрозумілих умов. Це дозволяє аналітику не просто прийняти рекомендацію моделі, а й критично оцінити її, виявити потенційно слабкі місця у ланцюжку міркувань і, при необхідності, скоригувати вхідні параметри. Така прозорість є надзвичайно важливою у консалтинговому середовищі, де довіра клієнта до аналітичного інструменту напряду залежить від його здатності пояснити, чому було прийнято саме таке рішення, а не від абстрактних показників точності моделі.

Одним із важливих практичних досягнень роботи стало створення програмного комплексу на базі Python, який автоматизує аналіз великих обсягів даних і забезпечує точність класифікації інвестиційних проєктів. Це демонструє потенціал сучасних методів машинного навчання, які можуть ефективно застосовуватися у фінансовому консалтингу для зменшення впливу людського фактора та підвищення прозорості процесів. Консалтинговим компаніям рекомендується впроваджувати подібні алгоритми у свою діяльність для оптимізації витрат на інформаційне забезпечення та підвищення довіри зі сторони клієнтів.

Досягнутий рівень точності класифікації у 98% на тестовій вибірці є переконливим свідченням того, що автоматизований підхід не поступається, а в певних аспектах і перевершує традиційний експертний аналіз. Аналітик, працюючи з великим масивом проєктів, неминуче стикається з когнітивною втомою, упередженістю та непослідовністю суджень – особливо в граничних випадках, коли показники проєкту перебувають поблизу порогових значень. Алгоритм, навпаки, застосовує однакову логіку до кожного спостереження незалежно від його порядкового номера у черзі, що забезпечує системну узгодженість рішень. Саме ця властивість є особливо цінною під час масового скринінгу інвестиційних портфелів, де кількість проєктів для одночасного аналізу може сягати сотень і більше.

Аналіз важливості ключових характеристик продемонстрував, що тривалість реалізації проєкту відіграє вирішальну роль у визначенні його інвестиційної привабливості. Такий висновок узгоджується з теорією гіперболічного дисконтування та водночас має значні практичні наслідки: консалтинговим компаніям необхідно приділяти особливу увагу часовим параметрам проєктів, оскільки саме вони суттєво впливають на рішення інвесторів. З огляду на це, у звітності та презентаціях для клієнтів слід акцентувати увагу на часових горизонтах, обґрунтовуючи їхній вплив на майбутню капіталізацію і потенційний прибуток.

Цей висновок має безпосереднє практичне значення для структурування консалтингових послуг. Якщо тривалість реалізації є одним із найвпливовіших факторів класифікаційного рішення, то саме навколо цього параметра варто будувати діалог із клієнтом на етапі презентації результатів аналізу. Досвід показує, що клієнти нерідко схильні недооцінювати вплив часового горизонту на реальну привабливість проєкту – особливо коли абсолютні цифри очікуваної доходності виглядають переконливими. Наочна демонстрація того, як гіперболічне дисконтування змінює оцінку проєкту залежно від терміну його

реалізації, може стати ефективним інструментом для корекції таких упереджень і формування у клієнта більш реалістичних очікувань.

Таким чином, можна стверджувати, що інтеграція системного аналізу, поведінкової економіки та методів машинного навчання формує надійну основу для розробки життєздатних фінансових стратегій в умовах сучасної нестабільності. Враховуючи зазначене, рекомендовано консалтинговим компаніям та корпоративним фінансовим підрозділам впроваджувати ці підходи у свої процеси ухвалення рішень. Це сприятиме збереженню оптимального балансу між очікуваними вигодами та ризиками, одночасно підвищуючи психологічну стійкість інвесторів до ринкових коливань.

Психологічна стійкість інвестора до ринкових коливань є не менш важливим результатом впровадження запропонованого підходу, ніж суто фінансові показники ефективності. Інвестор, який розуміє природу власних когнітивних упереджень і має аналітичний інструмент, що їх враховує, значно рідше приймає імпульсивні рішення під впливом короткострокових ринкових сигналів. Гіперболічна модель, будучи інтегрованою в процес прийняття рішень, виконує певною мірою превентивну функцію: вона заздалегідь «закладає» у розрахунки той дисконт, який інвестор все одно застосує інтуїтивно, але робить це явним, прозорим і кількісно вираженим. Це дозволяє перетворити неусвідомлене когнітивне спотворення на керований параметр для аналізу.

Запропонований підхід дозволяє не лише мінімізувати втрати через ефект презентизму, а й створити підґрунтя для довгострокового приросту капіталу, що є центральною метою будь-якої інвестиційної стратегії.

Отже, цінність проведеного дослідження виходить далеко за межі отриманих числових даних. Воно наочно демонструє принципову можливість і практичну користь створення інвестиційно-аналітичних систем, у яких поведінкова економіка та машинне навчання працюють не як альтернативні, а як взаємодоповнюючі елементи єдиної аналітичної структури. Перший шар,

заснований на гіперболічному дисконтуванні, забезпечує економічно обґрунтовану оцінку вартості майбутніх грошових потоків з урахуванням психологічних особливостей інвестора. Другий шар, що використовує алгоритми класифікації, трансформує цю оцінку в конкретні управлінські рішення, готові до застосування в консалтинговій практиці. Така двошарова архітектура, яка гармонійно поєднує теоретичну основу з практичною доцільністю, є ключовим науковим і прикладним доробком цього дослідження.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- 1) Yong Hyun Shin, Kum-Hwan Roh. An optimal consumption and investment problem with stochastic hyperbolic discounting. *Advances in Continuous and Discrete Models*, 2019. URL: <https://www.researchgate.net/publication/333461643> (дата звернення 17.02.2026)
- 2) Long J., Zeng S., Gupta B., Zhang J., Nedjah N. Optimal strategy for corporate international investment and consumption problem with stochastic hyperbolic discounting. *Journal of Innovation & Knowledge* 9. 2024. URL: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/327365/1/S2444569X23001543.pdf> (дата звернення 16.02.2026)
- 3) Benjamin Enke, Thomas Graeber, Ryan Oprea. Complexity and Hyperbolic Discounting. Working Paper 24-048, Harvard University, 2023. URL: https://www.hbs.edu/ris/Publication%20Files/24-048_304d978e-f730-4523-a9e0-4370f82ebd03.pdf (дата звернення 17.02.2026)
- 4) Dana Rad, Lavinia Denisia Cuc, Gabriel Croitoru, Bogdan Cosmin Gomoï та ін. Modeling Investment Decisions Through Decision Tree Regression—A Behavioral Finance Theory Approach. *Electronics*, Vol. 14, Issue 8, 2025 URL: <https://www.researchgate.net/publication/390653406> (дата звернення 18.02.2026)
- 5) Frederick S., Loewenstein G., O'Donoghue T. Time Discounting and Time Preference: A Critical Review *Journal of Economic Literature*. 2002. URL: <https://www.its.caltech.edu/~squartz/files/FredLoewOD.pdf> (дата звернення 17.02.2026)
- 6) Bashar Almansour, Sabri Elkrahli, Ammar Yaser Almansour. Behavioral finance factors and investment decisions: A mediating role of risk perception. *Cogent Economics & Finance* (2023). URL: <https://www.researchgate.net/publication/37266>

- 1363_Behavioral_finance_factors_and_investment_decisions_A_mediating_role_of_risk_perception (дата звернення 17.04.2026).
- 7) Mankiw, N. G. (2020). Principles of Economics. Eighth Edition. URL: <https://files.znu.edu.ua/files/Bibliobooks/Inshi66/0048973.pdf> (дата звернення 24.04.2026).
- 8) International Financial Reporting Standard (IFRS) 13. Fair Value Measurement. IFRS Foundation, 2024. URL: <https://www.ifrs.org/issued-standards/list-of-standards/ifrs-13-fair-value-measurement/> (дата звернення 17.04.2026).
- 9) Laibson D., Maxted P., Repetto A., Tobacman J. Estimating Discount Functions with Consumption Choices over the Lifecycle. 2023. URL: https://www.nber.org/system/files/working_papers/w13314/w13314.pdf (дата звернення 19.02.2026)
- 10) Harris, C., & Laibson, D. (2013). Instantaneous Gratification. Quarterly Journal of Economics. URL: <https://academic.oup.com/qje/article-abstract/128/1/205/1840387?redirectedFrom=fulltext> (дата звернення 11.05.2026)
- 11) Zou, Z., Chen, S., & Wedge, L. (2014). Finite horizon consumption and portfolio decisions with stochastic hyperbolic discounting. Journal of Mathematical Economic URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030440681400041X> (дата звернення 24.04.2026).
- 12) Curcio, D., D'Amico, S., Gianfrancesco, I., & Viotto, D. (2024). Understanding the impact of the financial technology revolution on systemic risk: Evidence from US and EU diversified financials. Research in International Business and Finance. URL: https://ricerca.uniba.it/retrieve/c9a2e450-cfa8-49bc-8ce4-12815bf01cd8/3_RIBAF_2024.pdf (дата звернення 11.04.2026).
- 13) Chiu, C. H., & Choi, T. M. (2016). Supply chain risk analysis with mean-variance-skewness-kurtosis criteria: A systems perspective. Systems. URL: https://www.researchgate.net/publication/257516551_Supply_chain_risk_analysis_with_mean-variance_models_a_technical_review (дата звернення 14.04.2026).

- 14) OECD. Transfer Pricing Guidelines for Multinational Enterprises and Tax Administrations. OECD Publishing, 2022. URL: <https://www.oecd.org/tax/transfer-pricing/oecd-transfer-pricing-guidelines.htm> (дата звернення 18.02.2026)
- 15) Податковий кодекс України. Закон України від 02.12.2010 № 2755-VI (ред. 2026). URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2755-17#Text> (дата звернення 18.03.2026).
- 16) Офіційний сайт компанії ТОВ «Українська Аналітично-Консультативна Компанія «Ардента». URL: <https://ardenta.com.ua/> (дата звернення 16.02.2026)
- 17) Закон України «Про аудит фінансової звітності та аудиторську діяльність» від 21.12.2017 № 2258-VIII. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2258-19#Text> (дата звернення 18.03.2026).
- 18) Viktor Stojkoski, Trifce Sandev, Lasko Basnarkov, Ljupco Kocarev and Ralf Metzler. Generalised Geometric Brownian Motion: Theory and Applications to Option Pricing. Entropy 2020, 22, 1432. URL: https://www.agnld.uni-potsdam.de/papers/2020_StoSanBasKocMe_Entropy22.pdf (дата звернення 27.03.2026).
- 19) N. Taleb. Statistical Consequences of Fat Tails: Real World Preasymptotics. 2020. URL: https://codowd.com/bigdata/misc/Taleb_Statistical_Consequences_of_Fat_Tails.pdf (дата звернення 24.03.2026).
- 20) Jun Liu .Portfolio Selection in Stochastic Enviroments. 2007. URL: https://www.researchgate.net/publication/5217111_Portfolio_Selection_in_Stochastic_Enviroments (дата звернення 24.04.2026).
- 21) P. Glasserman. Monte Carlo Methods in Financial Engineering. 2003. URL: https://www.bauer.uh.edu/spirrong/Monte_Carlo_Methods_In_Financial_Enginee.pdf (дата звернення 14.04.2026).
- 22) Wes McKinney. Python for Data Analysis: Data Wrangling with pandas, NumPy, and Jupyter (3rd ed.). O'Reilly Media, 2022. URL: <https://wesmckinney.com/book/> (дата звернення 20.02.2026)

- 23) Jake VanderPlas. Python Data Science Handbook: Essential Tools for Working with Data (2nd ed.). O'Reilly Media, 2023. URL: <https://jakevdp.github.io/PythonDataScienceHandbook/> (дата звернення 20.02.2026)
- 24) Python Software Foundation. Python Language Reference, version 3.12. 2026. URL: <https://www.python.org/psf-landing/> (дата звернення 01.05.2026)
- 25) Vishal kalantre. Pandas: Powerful Python data analysis toolkit. 2025. URL: <https://www.python.org/psf-landing/> (дата звернення 01.05.2026)
- 26) Tiejun Jia, Cheng Wang, Zhiqiang Tian, Bingyin Wang, Feng Tian (2022). Design of Digital and Intelligent Financial Decision Support System Based on Artificial Intelligence. Computational Intelligence and Neuroscience. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/pandas-powerful-python-data-analysis-toolkit-359157dca8a9> (дата звернення 08.04.2026).
- 27) F. Pedregosa et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. 2011. URL: <https://www.jmlr.org/papers/volume12/pedregosa11a/pedregosa11a.pdf> (дата звернення 03.05.2026)
- 28) Kieran Healy. Data Visualization: A Practical Introduction. 2019. URL: https://jwmason.org/wp-content/uploads/2021/08/Kieran-Healy-Data-Visualization_-A-Practical-Introduction-Princeton-University-Press-2019.pdf (дата звернення 03.05.2026)
- 29) A. Geron. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. 2019. URL: <https://www.rasa-ai.com/wp-content/uploads/2022/02/Aur%C3%A9lien-G%C3%> (дата звернення 07.05.2026)
- 30) Ralf Karam, Lara Ammourey (2025). The Impact of Artificial Intelligence on Tax Compliance and Planning: Benefits, Challenges, and Future Perspectives. *Advances Applied Sociology*, 15(8), 724-746. URL: <https://www.researchgate.net/publication/394543396> (дата звернення 11.05.2026).

- 31) Groom, B., Drupp, M. A., Freeman, M. C., & Nesje, F. (2021). The Future, Now: A Review of Social Discounting. *Annual Review of Resource Economics*. URL: <https://doi.org/10.1146/annurev-resource-111920-020721> (дата звернення 09.05.2026).
- 32) Story, G. W., et al. (2024). Discounting future reward in an uncertain world. *Decision*, 11(2), 255–282. URL: <https://doi.org/10.1037/dec0000219> (дата звернення 09.05.2026).
- 33) Xiao, J. J., & Porto, N. (2019). Present bias and financial behavior. *Financial Planning Review*, 2(2), e1048. URL: https://www.researchgate.net/publication/334651898_Present_bias_and_financial_behavior (дата звернення 11.05.2026).
- 34) Stephen L. Cheung, Agnieszka Tymula, Xueting Wang. Quasi-Hyperbolic Present Bias: A Meta-Analysis. 2021. URL: https://docs.iza.org/dp14625.pdf?utm_source=copilot.com (дата звернення 10.05.2026).
- 35) David Love, Gregory Phelan. Hyperbolic discounting and life-cycle portfolio choice. *Journal of Pension Economics & Finance*. 2015. URL: https://web.williams.edu/Economics/wp/LovePhelan_Hyperbolic.pdf (дата звернення 12.05.2026).
- 36) Syed Zain ul Abdin, Fiza Qureshi, Jawad Iqbal, Sayema Sultana. Overconfidence bias and investment performance: A mediating effect of risk propensity. *Borsa Istanbul Review*. 2022. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214845022000151?via%3DiHub> (дата звернення 11.05.2026).
- 37) Довгенко, Я. (2021). ОЦІНКА ТА МОДЕЛЮВАННЯ ЗАЛЕЖНОСТІ ПРЯМИХ ІНОЗЕМНИХ ІНВЕСТИЦІЙ ВІД МАКРОЕКОНОМІЧНИХ ЧИННИКІВ. *Економіка та суспільство*, (29). URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-29-1> (дата звернення 12.05.2026).

- 38) Balakrishnan U., Haushofer J., Jakiela P. How Soon Is Now? Evidence of Present Bias from Convex Time Budget Experiments // *Experimental Economics*. 2017. URL: https://www.nber.org/system/files/working_papers/w23558/w23558.pdf (дата звернення 12.05.2026).

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А *Програмний код*

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier, plot_tree
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

# ГЕНЕРАЦІЯ ТА ПІДГОТОВКА ДАНИХ

# Фіксація випадковості
np.random.seed(42)

# Кількість проєктів
n_projects = 500

# Параметри гіперболічного дисконтування

eta = 0.7
k = 0.15

# Формування базового набору даних

data = {
    'project_id': [
```

```
f'PRJ-{i:03d}'
for i in range(1, n_projects + 1)
],

'investment_type': np.random.choice(
    [
        'Consulting',
        'TP Optimization',
        'Tax Structuring',
        'M&A'
    ],
    n_projects
),

# Початкові інвестиції (млн грн)
'initial_investment': np.random.uniform(
    1.0,
    10.0,
    n_projects
),

# Ринкова волатильність
'market_volatility': np.random.uniform(
    0.05,
    0.30,
    n_projects
),

# Термін реалізації проєкту
'implementation_period_months': np.random.randint(
```

```

        6,
        48,
        n_projects
    )
}

# Створення DataFrame
df = pd.DataFrame(data)

# ГІПЕРБОЛІЧНЕ ДИСКОНТУВАННЯ

# Переведення місяців у роки
t = df['implementation_period_months'] / 12

# Формула:
#  $D(t) = (1 + k \cdot t)^{-\eta/k}$ 

df['hyperbolic_discount_factor'] = (
    (1 + k * t) ** (-eta / k)
)

# ФІНАНСОВІ ПОКАЗНИКИ

# Очікувана дохідність
df['expected_return'] = (
    df['initial_investment']
    * (
        1.8
        + df['market_volatility'] * 3
    )
)

```

)

Консалтингові витрати

```
df['consulting_costs'] = (  
    df['initial_investment'] * 0.08  
)
```

Чиста приведена вартість (NPV)

```
df['net_present_value'] = (  
    (  
        df['expected_return']  
        * df['hyperbolic_discount_factor']  
    )  
    - df['initial_investment']  
    - df['consulting_costs']  
)
```

Інтегральна стратегічна оцінка

```
df['strategic_score'] = (  
    (  
        df['net_present_value']  
        / df['initial_investment']  
    )  
    * (1 - df['market_volatility'])  
    * 10  
)
```

КЛАСИФІКАЦІЯ РИЗИКІВ

```
df['risk_level'] = pd.cut(
```

```
df['market_volatility'],
bins=[0, 0.12, 0.22, 1],
labels=[
    'Низький',
    'Середній',
    'Високий'
]
)
```

ПРИЙНЯТТЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО РІШЕННЯ

```
def classify_decision(row):

    if (
        row['net_present_value'] > 0.5
        and row['strategic_score'] > 2
    ):
        return 'Invest'

    elif row['net_present_value'] < 0:
        return 'Reject'

    else:
        return 'Review'
```

Застосування класифікації

```
df['decision'] = df.apply(
    classify_decision,
    axis=1
```

```
)
```

```
# ЗБЕРЕЖЕННЯ CSV-ФАЙЛУ
```

```
df.to_csv(  
    'investment_data.csv',  
    index=False  
)
```

```
print(  
    'CSV-файл investment_data.csv успішно створено.'  
)
```

```
# ОПИСОВА СТАТИСТИКА
```

```
print(  
    '\n--- Описова статистика NPV '  
    'за рівнями ризику ---'  
)
```

```
print(  
    df.groupby(  
        'risk_level',  
        observed=False  
    )  
    ['net_present_value']  
    .describe()  
)
```

```
# ПІДГОТОВКА ДАНИХ ДЛЯ ВІЗУАЛІЗАЦІЇ
```

```
# Українські назви рішень
```

```
decision_labels = {  
    'Invest': 'Інвестувати',  
    'Reject': 'Відхилити',  
    'Review': 'Переглянути'  
}
```

```
# Копія DataFrame
```

```
df_visual = df.copy()
```

```
# Переклад рішень
```

```
df_visual['decision_ua'] = (  
    df_visual['decision']  
    .map(decision_labels)  
)
```

```
# Стиль графіків
```

```
sns.set_style("whitegrid")
```

```
# ГРАФІК NPV
```

```
plt.figure(figsize=(10, 6))
```

```
sns.scatterplot(  
    data=df_visual,  
    x='implementation_period_months',  
    y='net_present_value',  
    hue='decision_ua',
```

```
palette='viridis',
s=80
)

plt.title(
    'Залежність NPV від терміну реалізації проєкту',
    fontsize=14,
    fontweight='bold'
)

plt.xlabel(
    'Термін реалізації (місяці)',
    fontsize=12
)

plt.ylabel(
    'Чиста приведена вартість (NPV)',
    fontsize=12
)

plt.legend(
    title='Інвестиційне рішення'
)

plt.tight_layout()
plt.show()

# Класична ставка дисконтування
r_classic = 0.12
```

```

# Розрахунок класичного NPV
df['classic_npv'] = (
    (
        df['expected_return']
        / (1 + r_classic) ** t
    )
    - df['initial_investment']
)

# Оцінка втрат через ефект презентизму
loss_to_presentism = (
    df['classic_npv']
    - df['net_present_value']
).mean()

print(
    f"\nСередні втрати корисності "
    f"через ефект презентизму: "
    f"{loss_to_presentism:.2f} млн грн"
)

# КОРЕЛЯЦІЙНА МАТРИЦЯ

plt.figure(figsize=(12, 8))

# Числові змінні
numeric_df = df.select_dtypes(
    include=[np.number]
)

```

```
# Кореляція
corr_matrix = numeric_df.corr()

# Українські назви
corr_labels = {
    'initial_investment': 'Початкові\пінвестиції',
    'market_volatility': 'Ринкова\пволатильність',
    'implementation_period_months': 'Термін\преалізації',
    'hyperbolic_discount_factor': 'Гіперболічний\пдисконт',
    'expected_return': 'Очікувана\пдохідність',
    'consulting_costs': 'Консалтингові\пвитрати',
    'net_present_value': 'NPV',
    'strategic_score': 'Стратегічна\поцінка'
}

# Перейменування
corr_matrix.rename(
    index=corr_labels,
    columns=corr_labels,
    inplace=True
)

# Побудова heatmap
sns.heatmap(
    corr_matrix,
    annot=True,
    cmap='RdYlGn',
    fmt='.2f',
    linewidths=0.5,
    cbar_kws={
```

```
        'label': 'Коефіцієнт кореляції'
    }
)

plt.title(
    'Кореляційна матриця економічних показників',
    fontsize=14,
    fontweight='bold'
)

plt.xticks(rotation=0)
plt.yticks(rotation=0)

plt.tight_layout()
plt.show()

# ПІДГОТОВКА ДАНИХ ДЛЯ MACHINE LEARNING

# Ознаки моделі
X = df[
    [
        'initial_investment',
        'market_volatility',
        'implementation_period_months',
        'hyperbolic_discount_factor'
    ]
]

# Цільова змінна
y = df['decision']
```

```
# Кодування класів
le = LabelEncoder()

y_encoded = le.fit_transform(y)

# РОЗПОДІЛ НА TRAIN / TEST

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X,
    y_encoded,
    test_size=0.3,
    random_state=42,
    stratify=y_encoded
)

# НАВЧАННЯ ДЕРЕВА РІШЕНЬ

clf = DecisionTreeClassifier(
    max_depth=4,
    random_state=42
)

clf.fit(
    X_train,
    y_train
)

plt.figure(figsize=(10, 6))
```

```
sns.histplot(  
    data=df_visual,  
    x='net_present_value',  
    hue='decision_ua',  
    kde=True,  
    palette='viridis'  
)  
  
plt.title(  
    'Розподіл чистої приведеної вартості (NPV) проєктів',  
    fontsize=14,  
    fontweight='bold'  
)  
  
plt.xlabel(  
    'Значення NPV (млн грн)',  
    fontsize=12  
)  
  
plt.ylabel(  
    'Кількість проєктів',  
    fontsize=12  
)  
  
plt.tight_layout()  
plt.show()
```

ВІЗУАЛІЗАЦІЯ ДЕРЕВА РІШЕНЬ

Українські назви ознак

```
feature_names_ua = [  
    'Початкові інвестиції',  
    'Ринкова волатильність',  
    'Термін реалізації',  
    'Гіперболічний дисконт'  
]  
  
# Українські назви класів  
class_names_ua = [  
    'Інвестувати',  
    'Відхилити',  
    'Переглянути'  
]  
  
plt.figure(figsize=(24, 12))  
  
plot_tree(  
    clf,  
    feature_names=feature_names_ua,  
    class_names=class_names_ua,  
    filled=True,  
    rounded=True,  
    fontsize=10,  
    proportion=True  
)  
  
plt.title(  
    'Дерево рішень для вибору '  
    'інвестиційної стратегії',  
    fontsize=16,
```

```
        fontweight='bold'
    )

plt.tight_layout()
plt.show()

# Отримання важливості факторів
importances = clf.feature_importances_

# Формування Series
feat_importances = pd.Series(
    importances,
    index=feature_names_ua
)

# Побудова графіка
plt.figure(figsize=(10, 6))

feat_importances.nlargest(4).plot(
    kind='barh',
    color='skyblue'
)

plt.title(
    'Важливість факторів у прийнятті\n'
    'інвестиційного рішення',
    fontsize=14,
    fontweight='bold'
)
```

```
plt.xlabel(  
    'Рівень важливості',  
    fontsize=12  
)
```

```
plt.ylabel(  
    'Фактори',  
    fontsize=12  
)
```

```
plt.tight_layout()  
plt.show()
```

```
# ОЦІНКА ЯКОСТІ МОДЕЛІ
```

```
# Прогноз
```

```
y_pred = clf.predict(X_test)
```

```
print(  
    '\n====='\n/>)
```

```
print(  
    'ЗВІТ ПРО КЛАСИФІКАЦІЮ СТРАТЕГІЙ'\n/>)
```

```
print(  
    '=====\n'\n/>)
```

```
# Classification Report
print(
    classification_report(
        y_test,
        y_pred,
        labels=[0, 1, 2],
        target_names=class_names_ua,
        zero_division=0
    )
)
```

Метадані

ДОКУМЕНТ

Заголовок

КМР Атаманенко перевірка

Автор

Атаманенко Аліна

Науковий керівник / Експерт

Камінський Олег Євгенович

ІД документу

333890584

ОРГАНІЗАЦІЯ

Назва організації

**Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman
KNEU**

підрозділ

кафедра системного аналізу та кібербезпеки

ЗВІТ

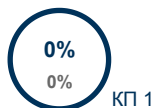
Дата звіту

5/16/2026

Дата редагування

Обсяг знайдених подібностей

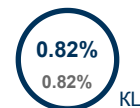
Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.

**25**

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2

**15227**

Кількість слів

**124790**

Кількість символів

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про **МОЖЛИВІ** маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		15
Інтервали		0
Мікропробіли		84
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		0

Джерела

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз

Колір тексту

НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)

КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)

База даних RefBooks



#	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
	Домашня база даних	<input type="checkbox"/>
#	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
	Програма обміну базами даних	<input type="checkbox"/>
#	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
	Інтернет	<input type="checkbox"/>
#	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)

Список прийнятих фрагментів

#	ЗМІСТ	КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
---	-------	---------------------------------------