

КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА
Економічний факультет
Кафедра економічної кібернетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

**Оптимізація інвестиційного портфеля на основі AI підходу в умовах
систематичного ризику**

студента 4-го курсу
спеціальності 051 «Економіка»
ОП «Економічна кібернетика»
денної форми навчання
Христік Павла Вікторовича

Науковий керівник:
д.е.н., професор
Камінський Андрій Борисович

Засвідчую, що в цій роботі немає запозичень із праць
інших авторів без відповідних посилань

Студент _____

Роботу допущено до захисту перед ЕК рішенням
кафедри економічної кібернетики від 12 червня
2025 р., протокол № 15 Завідувач кафедри:
доктор економічних наук, професор Ляшенко
Олена Ігорівна _____

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ УПРАВЛІННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИМ ПОРТФЕЛЕМ.....	5
1.1. Сутність та класифікація фінансових інвестицій у сучасних економічних умовах.....	5
1.2. Методологічні підходи до формування інвестиційних портфелів.....	7
1.3. Оптимізаційні моделі в інвестиційному менеджменті.....	13
2 КОНЦЕПТУАЛЬНІ ОСНОВИ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ІНВЕСТИЦІЙНОМУ МЕНЕДЖМЕНТІ.....	16
2.1. Методологія та інструментарій штучного інтелекту в фінансовій сфері.....	16
2.2. Методи кластеризації в аналізі фінансових інструментів.....	20
2.3. Типологія кризових циклів та їх ідентифікація методами штучного інтелекту.....	22
3 АЛГОРИТМІЗАЦІЯ ФОРМУВАННЯ ОПТИМАЛЬНОГО ПОРТФЕЛЯ.....	30
3.1. Відбір та первинна обробка даних ринку S&P500.....	30
3.2. Розробка алгоритму ідентифікації кризових патернів та їх інтеграція в кластеризаційну модель.....	33
3.3. Формування та оцінка інвестиційних портфелів на основі кластерів рецесій.....	38
ВИСНОВКИ.....	42
СПИСОК ДЖЕРЕЛ.....	44

ВСТУП

У сучасному світі фінансові ринки виступають ключовим елементом розвитку глобальної економіки, створюючи підґрунтя для залучення та перерозподілу капіталу. Ефективне управління інвестиційними портфелями становить фундаментальну основу як для індивідуальних інвесторів, так і для великих фінансових установ, що прагнуть забезпечити оптимальне співвідношення ризику та прибутковості.

Актуальність теми дослідження зумовлена стрімким розвитком фінансових ринків та потребою у вдосконаленні методів управління інвестиційними портфелями. В умовах глобальної економічної турбулентності постає нагальна потреба розробки новітніх підходів до аналізу ринкових тенденцій, зокрема врахування різних типів криз (U-, V-, W-, L-подібних), що безпосередньо впливають на прибутковість та ризиковість інвестицій. Стрімкий поступ технологій штучного інтелекту відкриває неосяжні можливості для поглибленого аналізу фінансових даних та автоматизації процесу прийняття інвестиційних рішень. Особливої ваги набуває використання кластеризаційних моделей для групування активів за спільними характеристиками, що дозволяє формувати збалансовані портфелі з оптимальним співвідношенням ризику та дохідності.

Мета дослідження полягає у розробці комплексної системи формування оптимального інвестиційного портфеля із застосуванням методів машинного навчання, що враховує типи криз та системні ризики.

Задля досягнення поставленої мети визначено такі завдання:

- Дослідити теоретико-методологічні засади інвестиційного менеджменту, зокрема принципи формування та оптимізації інвестиційних портфелів;
- Проаналізувати існуючі методи застосування штучного інтелекту в інвестиційному менеджменті;
- Розробити модель кластеризації фінансових інструментів з урахуванням типів кризових циклів (U-, V-, W-, L-);
- Сформувати оптимальні інвестиційні портфелі для визначених кластерів;
- Оцінити ефективність побудованих портфелів за допомогою метрики K-ratio.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в удосконаленні методології формування інвестиційних портфельів шляхом інтеграції типів кризових циклів у процес кластеризації фінансових інструментів. У попередніх дослідженнях розглядалися загальні принципи оптимізації, однак недостатньо уваги приділялося врахуванню характеру економічних криз при формуванні портфельів. Запропонований підхід дозволяє більш точно виявляти закономірності поведінки активів у різних ринкових умовах та формувати стійкіші до системних ризиків портфелі.

Практичне значення одержаних результатів визначається можливістю застосування розробленої системи як досвідченими інвесторами, так і початківцями для формування інвестиційних стратегій з урахуванням системних ризиків. Впровадження даної методології сприятиме підвищенню ефективності управління інвестиційними портфелями в умовах нестабільності фінансових ринків. Особливу цінність розробка має для вітчизняних інвесторів, які працюють на ринках з високою волатильністю та системними ризиками.

Об'єктом дослідження виступає система управління інвестиційним портфелем та функціонування фондового ринку з використанням методів штучного інтелекту для автоматичного перерахунку інвестиційних рішень під час кризових явищ різних типів (V-, U-подібних) на основі кластеризації даних.

Предметом дослідження є розробка та застосування методів машинного навчання для побудови системи управління інвестиційним портфелем.

Методи дослідження охоплюють інструментарій машинного навчання, насамперед кластеризаційні моделі, а також математичні методи оптимізації портфельів та оцінки їхньої ефективності.

Структура роботи складається зі вступу, трьох основних розділів, висновків та списку використаних джерел. У першому розділі розглянуто теоретико-методологічні основи інвестиційного менеджменту. Другий розділ присвячено концептуальним засадам застосування штучного інтелекту в інвестиційному менеджменті. У третьому розділі представлено алгоритмізацію формування оптимального портфеля з урахуванням різних типів кризових циклів.

1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ УПРАВЛІННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИМ ПОРТФЕЛЕМ

1.1. Сутність та класифікація фінансових інвестицій у сучасних економічних умовах

У сьогоденних реаліях економічного розвитку фінансові інвестиції постають ключовим рушієм зростання як окремих суб'єктів господарювання, так і національних економік загалом. Фінансові інвестиції представляють собою вкладення коштів у різноманітні фінансові інструменти з метою отримання прибутку або досягнення інших економічних чи неекономічних переваг.

Концептуально фінансові інвестиції слід розглядати як багатовимірне економічне явище, що охоплює процес розміщення капіталу у фінансові активи з очікуванням примноження вартості у майбутньому. Такі вкладення характеризуються специфічним механізмом генерування доходу, який принципово відрізняється від реальних інвестицій тим, що не передбачає безпосереднього створення матеріальних активів.[1]

Класифікація фінансових інвестицій здійснюється за низкою критеріїв, що дозволяє систематизувати їх за суттєвими ознаками:

1. За терміном утримання:

- короткострокові (до одного року);
- довгострокові (понад один рік).

2. За характером участі в інвестуванні:

- прямі (безпосередня участь у діяльності об'єкта інвестування);
- портфельні (придбання цінних паперів без значного впливу на діяльність емітента).

3. За об'єктами вкладення коштів:

- вкладення у цінні папери (акції, облігації, деривативи тощо);
- вкладення у банківські депозити;
- вкладення у валютні цінності;

- вкладення у страхові поліси.

4. За рівнем ризику:

- низькоризикові;
- середньоризикові;
- високоризикові.

5. За метою інвестування:

- дохідні (спрямовані на отримання прибутку);
- реструктуризаційні (націлені на зміну структури активів);
- спекулятивні (короткострокові операції з отримання швидкого прибутку).

Фінансові інструменти як об'єкти інвестування характеризуються різним потенціалом дохідності та ризику. Ринок цінних паперів представляє широкий спектр інвестиційних можливостей, де акції забезпечують потенційно вищу дохідність за рахунок підвищеного ризику, тоді як державні облігації вважаються інструментами з нижчим рівнем ризику та, відповідно, меншою дохідністю.[2]

Сучасний фінансовий ринок характеризується зростаючою складністю та диверсифікацією інструментів. Досягнення балансу між дохідністю та ризиком становить фундаментальний принцип формування інвестиційної стратегії. Важливим аспектом є оцінка часової вартості грошей та прогнозування майбутніх грошових потоків від інвестицій. Ліквідність фінансових інвестицій, тобто можливість їх швидкого конвертування у грошові кошти без суттєвих втрат вартості, виступає важливим критерієм для інвесторів, особливо в умовах економічної нестабільності. Управління ліквідністю інвестиційного портфелю потребує стратегічного підходу та постійного моніторингу ринкової кон'юнктури.

Диверсифікація інвестиційного портфелю через розподіл коштів у різноманітних фінансових інструментах дозволяє суб'єктам економічної діяльності мінімізувати потенційні збитки, які могли б виникнути при концентрації капіталу в одному напрямку. Флуктуації процентних ставок здатні суттєво вплинути на дохідність облігацій чи майнових активів, а суб'єкти господарювання подекуди стикаються з ризиком банкрутства. Особи передпенсійного віку зазвичай

схиляються до консервативних фінансово-інвестиційних стратегій з низьким рівнем волатильності. Взаємозалежність між потенційною дохідністю та рівнем ризику характеризується прямою пропорційністю. Індивідуальні інвестори з низьким порогом толерантності до ризику тяжіють до надійних, хоча й малоприбуткових інструментів фінансування. Зважаючи на те, що інвестування спрямоване на примноження капіталу в майбутньому часовому горизонті, елемент невизначеності є неминучим супутником цього процесу. Деякі учасники фінансового ринку можуть свідомо наражатися на ризик втрати основної суми вкладень заради шансу отримати надприбутки. При формуванні інвестиційної стратегії особливої ваги набуває самооцінка власного апетиту до ризику. Вкладення з підвищеним коефіцієнтом ризику мають корелювати з відповідно вищим рівнем компенсаційної винагороди за прийняття цього ризику. [3]

1.2. Методологічні підходи до формування інвестиційних портфелів

Фінансовий простір пропонує інвесторам широкий спектр можливостей для примноження капіталу. Втім, раціональне розподілення коштів між різними класами активів потребує чіткого розуміння теоретичних засад портфельного інвестування та практичних механізмів їх застосування. Методологічні підходи до формування інвестиційних портфелів охоплюють як класичні концепції, що заклали фундамент сучасної інвестиційної науки, так і новітні моделі, які враховують комплексні економічні реалії сьогодення.

Базисем портфельного інвестування вважається теорія, розроблена у 1952 році Г. Марковіцем, що запропонувала математичний апарат для пошуку оптимального співвідношення активів у портфелі. Ця концепція ґрунтується на двох фундаментальних показниках: очікуваній дохідності та ризику. Згідно з цією теорією, раціональний інвестор прагне максимізувати прибутковість портфеля при заданому рівні ризику або мінімізувати ризик при бажаному рівні дохідності. Спочатку підхід Марковіца розглядав лише ризикові активи, але згодом був розширений через додавання можливості інвестування в безризикові активи. Це також називається теоремою про інвестування у 2 фонди. Згідно з нею, інвестор, що

керується принципом квадратичної корисності, може реалізувати стратегію розподілу активів у два етапи: спершу визначити дотичний портфель (ДП) ризикових активів з максимальним значенням відношення Шарпа (ВШ), а згодом, враховуючи власну толерантність до ризику, встановити оптимальне співвідношення між визначеним ДП та безризиковими активами.[4, с. 1] Важливим доповненням стало також врахування можливості залучення позикових коштів за певною відсотковою ставкою, що розширило інвестиційні можливості. Це узагальнення дозволило інвесторам створювати портфелі з N активів, включаючи $(N-1)$ ризиковий актив та один безризиковий, що суттєво змінило ефективний границя інвестиційних можливостей.[5]

Головними завданнями інвестиційного портфелю є не лише принесення прибутку інвестору, але й зниження ризику та оптимізація співвідношення ризик-доходність. Для виконання цих завдань потрібно створити такий оптимальний інвестиційний портфель, з відповідним рівнем ризикованості та рівнем прибутку. Процес підбору цінних паперів для портфелю називають формування або створення інвестиційного портфелю. Процес відбору портфелю складається з п'яти основних кроків:

Крок 1: Визначення активів, які будуть розглянуті для створення портфелю.

Крок 2: Створення необхідних вхідних даних для вибору портфелю; це передбачає оцінку очікуваної прибутковості, відхилень для всіх розглянутих активів.

Крок 3: Визначення ефективного портфелю.

Крок 4: Враховуючи рівень терпимості інвестора до ризику, вибір оптимального портфелю з точки зору: активів, які будуть зберігатися; та пропорцію наявних коштів, які мають бути виділені кожному. [6 с. 220-221]

Крок 5: Оцінка ефективності. На цьому етапі відбувається обчислення реалізованої дохідності портфелю і зіставлення одержаного результату з обраним базисним показником. За базисного показника може бути обраний будь-який загальновідомий фондовий індекс.[7]

Для побудови інвестиційного портфелю існує багато підходів, серед яких можна виділити два основних. Перший — це традиційний спосіб, що використовувався до 1950-х років, коли виникла портфельна теорія. У цьому підході потреби інвестора щодо доходу та приросту капіталу аналізуються, і для їх задоволення вибираються відповідні цінні папери. Загальною практикою традиційного підходу є комплексна оцінка всього фінансового плану особи. Другий підхід — сучасний, що з'явився після 1950-х років. Його суть полягає в тому, що портфелі формуються таким чином, щоб максимізувати очікуваний прибуток для визначеного рівня ризику. Цей підхід розглядає створення портфеля крізь призму оптимізації співвідношення між очікуваним прибутком і ризиком, пов'язаним з його отриманням.

Розпочнемо з традиційного підходу. Традиційний підхід в основному має справу з двома основними рішеннями, проте важливо зазначити, що в ньому диверсифікація не має чітких правил і часто базується на суб'єктивних оцінках інвестора. Рішення поділяються на:

- Визначення цілей портфоліо
- Вибір цінних паперів для включення в портфель.

Більш у подробицях цей метод зображено на рис. 1.1.



Рис. 1.1 Кроки в традиційному підході до створення інвестиційного портфелю [8]

1. До аналізу обмежень належать:
 - Максимізація доходу. Потреба в доході означає, що для інвестора потрібний стабільний та постійний грошовий потік для формування та підтримки інвестиційного портфелю.
 - Ліквідність. Потреба інвестиції в ліквідності є індивідуальним поняттям. Якщо інвестор віддає перевагу високій ліквідності, тоді кошти слід інвестувати у високоякісні короткострокові боргові зобов'язання, такі як фонди грошового ринку, комерційні папери та акції, тобто ті, які широко і швидко продаються.
 - Безпека основного капіталу. Для інвестора варто враховувати при інвестиції, як давно компанія в яку інвестуються кошти знаходиться на ринку.
2. Загальні цілі були описані раніше, але можна додати, що прибуток, якого вимагає інвестор, і ступінь ризику, який він готовий прийняти, залежать від обмежень. Цілі портфелю варіюються від прибутку до приросту капіталу.
3. Вибір портфелю. Вибір портфелю залежить від різних цілей інвестора.
4. Оцінка ризику та доходів. Процес аналізу ризику та доходів при створенні портфелю базується на певних припущеннях. Однією з них є те, що інвестори віддають перевагу вищому доходу від цінних паперів, що вимагає більшого ризику. Здатність отримати більший дохід залежить від оцінки інвестором ризику та готовності взяти на себе певні ризики, такі як процентна ставка, купівельна спроможність, фінансовий і ринковий ризики. Оцінюючи різні ступені ризику, інвестор може створити портфель.
5. Диверсифікація. Після визначення відповідної суміші активів і аналізу пов'язаних ризиків і прибутків завершальним кроком в управлінні портфелем є диверсифікація. Хоча фінансовий ризик можна мінімізувати шляхом інвестування у високоякісні облігації, ці цінні папери, як правило, пропонують слабкий захист від інфляції. Навпаки, акції, як правило, забезпечують кращий захист від інфляції, але більш сприйнятливі до фінансових ризиків. Щоб збалансувати фінансовий ризик і ризик купівельної спроможності,

високоякісні конвертовані цінні папери можуть бути хорошим варіантом. Диверсифікація портфеля повинна базуватися на потребах інвестора в доходах і рівні толерантності до ризику. [8]

Традиційний підхід – це комплексна фінансова стратегія інвестора. Він враховує індивідуальні потреби, такі як житло, страхування життя, пенсійні плани, тощо. Але ці підходи до фінансового планування не застосовуються в модерному підході, або підході Г. Марковіца. Г. Марковіц приділяє більше уваги процесу підбору портфолію. Акції не вибираються на основі потреби в доході. Вибір ґрунтується на аналізі ризику та прибутку. Прибуток включає ринковий дохід і дивіденди. Інвестор потребує прибуток, і він може бути у формі ринкового доходу або дивідендів. Наприклад, зі списку акцій, що котируються на фондовій біржі, інвестор вибирає приблизно якусь групу акцій із 10 або 15 акцій. Для цих акцій буде розраховано очікуваний дохід і ризик. Передбачається, що інвестор має на меті максимізувати очікуваний прибуток і мінімізувати ризик. Крім того, передбачається, що інвестори підуть на ризик у ситуації, коли вони отримають за це відповідну винагороду. Це означає, що люди віддадуть перевагу портфелю з найвищим очікуваним прибутком за певного рівня ризику. У сучасному підході останнім кроком є процес розподілу активів, тобто вибір портфеля, який відповідає вимогам інвестора. Основною вимогою від інвесторів, за Г. Марковіцем, це є ризик. [7, 8]

Новітні методології портфельного інвестування часто поєднують класичні підходи з елементами поведінкових фінансів, враховуючи ірраціональну поведінку учасників ринку. Також значний розвиток отримали підходи, що враховують "важкі хвости" розподілів дохідності активів та екстремальні події на ринках.

Повернемось до диверсифікації. Диверсифікація залишається основою для побудови інвестиційних портфелів. Сучасні дослідження розрізняють кілька типів диверсифікації:

- За класами активів – диверсифікація інвестиційного портфеля шляхом розподілу капіталу між гетерогенними інструментами (нерухомими активами, цінними паперами, банківськими депозитними продуктами, дорогоцінними

металами). Така стратегія мінімізує систематичні ризики окремих секторів економіки.

- За валютною структурою – оптимізація портфеля через включення монетарних інструментів різних валютних зон, що забезпечує хеджування від флуктуацій на міжнародному валютному ринку (диверсифікована алокація у доларах США, євро та національній валюті).
- За країною диверсифікацією – алокація ресурсів у фінансові інструменти різних країн та регіональних ринків. Даний методологічний підхід набуває особливої актуальності в умовах асинхронності економічних циклів різних макрорегіонів.
- За галузевою приналежністю – розподіл інвестиційних ресурсів між диверсифікованими секторами економіки (енергетичним комплексом, торговельною сферою, технологічним сектором, ринком нерухомості). Такий підхід мінімізує галузеві ризики та підвищує стабільність дохідності портфеля.
- За часовим горизонтом – комплексна стратегія формування портфеля з різними термінами інвестування, що дозволяє балансувати між ліквідністю короткострокових інструментів та потенціалом довгострокового зростання капіталу. [6, с. 223-225]

Розвиток комп'ютерних технологій та аналітичних інструментів істотно розширив можливості для оптимізації інвестиційних портфелів. Сучасні програмні комплекси дозволяють проводити стохастичне моделювання, використовувати методи машинного навчання для прогнозування ринкових тенденцій та виконувати багатокритеріальну оптимізацію портфелів. Особливу популярність набувають числові методи оптимізації, що використовують алгоритми на кшталт генетичних, мурашиних колоній або імітації відпалу для пошуку глобального оптимуму в складному просторі можливих портфельних комбінацій. Ці методи здатні ефективно застосовуватись з нелінійними обмеженнями та цільовими функціями, що більш точно відображають реальні умови інвестування.

Роботизовані платформи для інвестування (робо-едвайзери) автоматизують процес формування та ребалансування портфелів, роблячи складні методології доступними для широкого кола інвесторів. Такі системи зазвичай будують портфелі на основі обмеженого набору ETF (біржових індексних фондів), забезпечуючи низькі затрати та високий рівень диверсифікації. [9]

Сучасні дослідження у сфері портфельного інвестування розвиваються у напрямку інтеграції елементів штучного інтелекту, глибинного аналізу великих даних та урахування факторів сталого розвитку (ESG-факторів). Зростає також увага до концепції "чорних лебедів" – непередбачуваних подій з критичним впливом на ринки, що вимагає розробки стійких до таких потрясінь інвестиційних стратегій.

У цьому контексті методологія формування портфелів еволюціонує від класичної оптимізації співвідношення ризик-дохідність до більш комплексних підходів, що враховують множинні критерії оцінки ефективності, включаючи ліквідність, податкову ефективність та соціальний вплив інвестицій. [10]

1.3. Оптимізаційні моделі в інвестиційному менеджменті

Питання ефективного розподілу інвестиційного капіталу між різними активами з метою досягнення оптимального співвідношення ризику та прибутковості залишається центральним у сучасній теорії портфельних інвестицій. Ця модель ґрунтується на ідеї, що інвестори приймають рішення на основі очікуваної дохідності та ризику, а ризик вимірюється стандартним відхиленням або дисперсією дохідності портфеля.

Центральним елементом класичної теорії портфельних інвестицій є ефективна межа — крива, яка графічно зображує множину портфелів, що забезпечують найвищу очікувану дохідність для заданого рівня ризику. Математично задача оптимізації портфеля формулюється як задача квадратичного програмування з певними обмеженнями.

У свою чергу, коефіцієнт Шарпа, запропонований у 1966 році економістом Вільямом Ф. Шарпом, став одним із фундаментальних інструментів оцінки інвестиційних рішень. Першопочатково цей показник мав назву "співвідношення

винагороди до мінливості" (reward-to-variability ratio) і був розроблений як розширення моделі оцінки капітальних активів (САРМ). Внесок Шарпа у фінансову теорію був належним чином оцінений науковою спільнотою – у 1990 році він отримав Нобелівську премію з економіки за свої наукові праці. [11]

У розвиток класичної теорії портфеля були запропоновані різноманітні модифікації та альтернативні моделі. Модель максимізації коефіцієнта Шарпа стала популярним інструментом для оцінки ефективності портфеля. Основний принцип цього коефіцієнта полягає в математичному вираженні концепції, що надмірна дохідність протягом певного періоду може бути індикатором не лише інвестиційної майстерності, але й підвищеної волатильності та ризику. Показник фактично вимірює премію за ризик на одиницю прийнятого ризику, дозволяючи порівнювати різні інвестиційні стратегії та портфелі з урахуванням їх ризикованості. Максимізація цього коефіцієнта дозволяє знайти портфель з найкращим співвідношенням ризик-дохідність, що відповідає оптимальному розташуванню на ефективній границі інвестиційних можливостей.[12]

Розвитком ідей класичної портфельної теорії стали різноманітні підходи з використанням альтернативних мір ризику. Замість дисперсії, яка однаково враховує як позитивні, так і негативні відхилення дохідності, почали застосовувати напівдисперсію, VaR (Value at Risk) та CVaR (Conditional Value at Risk), які зосереджуються на вимірюванні ризику втрат. Оптимізація портфеля з використанням цих мір ризику дозволяє більш точно врахувати специфіку інвестиційних преференцій.[13]

Інноваційним підходом до оптимізації портфеля є метод, що базується на максимізації К-коефіцієнта (K-ratio). Цей коефіцієнт враховує тенденцію зростання капіталу та може бути особливо корисним для оцінки довгострокових інвестиційних стратегій. K-ratio розраховується як відношення нахилу найкращої лінійної апроксимації логарифмічного графіка капіталу до стандартної похибки цієї апроксимації. Портфелі, оптимізовані за K-ratio, часто демонструють кращу довгострокову стабільність, ніж портфелі, оптимізовані за стандартними метриками.[14]

З розвитком обчислювальних можливостей та появою нових методів аналізу даних, в інвестиційний менеджмент активно інтегруються методи машинного навчання та штучного інтелекту. Сучасні підходи включають використання нейронних мереж для прогнозування ринкових трендів, алгоритми кластеризації для групування активів з подібними характеристиками, генетичні алгоритми та еволюційне програмування для знаходження оптимальних портфелів. Ці методи дозволяють враховувати нелінійні взаємозв'язки між активами та адаптуватися до мінливих ринкових умов.

Особливу увагу в сучасних дослідженнях приділяють робастній оптимізації портфеля, яка враховує невизначеність вхідних параметрів моделі. Класичні методи оптимізації часто критикують за чутливість до помилок в оцінці очікуваних дохідностей та коваріаційної матриці. Робастні методи передбачають оптимізацію з урахуванням найгіршого можливого сценарію в межах певного довірчого інтервалу для параметрів моделі, що робить отримані портфелі більш стійкими до помилок прогнозування.[15, 16]

У нашому дослідженні ми плануємо застосувати комплексний підхід до оптимізації інвестиційних портфелів, поєднуючи класичні методи з сучасними технологіями машинного навчання. Особливу увагу буде приділено алгоритмам ідентифікації кризових патернів у динаміці цін акцій та їх вплив на формування оптимальних портфелів. Комбінація кластерного аналізу для групування активів за їх реакцією на кризові явища з оптимізацією за K-ratio дозволить сформувати портфелі, що демонструватимуть кращу стійкість в умовах ринкової нестабільності.

2 КОНЦЕПТУАЛЬНІ ОСНОВИ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ІНВЕСТИЦІЙНОМУ МЕНЕДЖМЕНТІ

2.1. Методологія та інструментарій штучного інтелекту в фінансовій сфері

Глобальна фінансова екосистема в останній період зіткнулася з потужними метаморфозами та перспективами, зумовленими експансією штучного інтелекту. Штучний інтелект перетворюється на каталізатор інноваційних трансформацій у сфері фінтеху, формуючи вплив на множинні параметри галузі: від алгоритмічних конструкцій та діджитал-модернізації до автоматизованих процесів прийняття рішень, економічної результативності й аналітичних фінансових моделей.

Попри очевидні переваги інтелектуальних технологій, залишається низка невирішених головоломок щодо імплементації ШІ до фінансового простору. Особливо гострими постають питання гармонізації новітніх технологічних рішень з наявним нормативно-правовим каркасом, гарантування захисту від кіберзагроз та оптимізації економічної віддачі від впровадження таких систем. Фінансові установи змушені балансувати між впровадженням передових технологій та дотриманням регуляторних вимог, що створює своєрідний тиск на щоденну операційну діяльність. Водночас, інтеграція ШІ відкриває шлях до безпрецедентного зростання продуктивності та ефективності, даючи гравцям ринку змогу "перестрибнути" традиційні обмеження та розкрити новий потенціал фінансової екосистеми. [17]

Основні напрями застосування штучного інтелекту у фінансовій галузі

- Алгоритмічні торговельні системи: Інтелектуальні обчислювальні моделі імплементуються для розробки біржових алгоритмів, здатних до блискавичного опрацювання масивів історичних котирувань та ринкової кон'юнктури, що забезпечує виконання трансакцій із надлюдською швидкістю та точністю, нівелюючи емоційну складову прийняття рішень.
- Комплексна аналітика надвеликих даних: Когнітивні системи демонструють безпрецедентну спроможність до екстракції прихованих закономірностей та кореляцій із гетерогенних інформаційних потоків, що уможливорює

формування кристалізованих інсайтів стосовно фінансової поведінки ринку, недоступних при традиційному людському аналізі.

- **Предиктивне моделювання:** Імплементация математичних нейромереж дозволяє фінансовим установам здійснювати проактивне прогнозування ринкових тенденцій, потенційних флуктуацій та поведінкових патернів клієнтів, створюючи підґрунтя для випереджаючих стратегічних рішень в умовах невизначеності.
- **Детекція аномальних трансакцій:** Інтелектуальні алгоритми забезпечують превентивний захист від фінансових зловживань шляхом ідентифікації нетипових операційних шаблонів та підозрілих поведінкових моделей, підвищуючи рівень безпеки електронних платіжних систем та онлайн-банкінгу.
- **Багатовимірне управління ризиками:** Адаптивні системи здійснюють комплексну оцінку потенційних загроз через аналіз різномірних даних, сприяючи формуванню збалансованого підходу до оцінювання ризикових факторів та створення стабільнішого фінансового середовища.
- **Оптимізація інвестиційних портфелів:** Штучний інтелект здійснює скрупульозний аналіз макроекономічних індикаторів та ринкових сигналів для вдосконалення інвестиційних стратегій, розширюючи горизонт планування та підвищуючи якість управлінських рішень щодо розподілу активів.[18]

У сфері інвестиційного менеджменту штучний інтелект забезпечує автоматизацію процесів управління портфелем, оптимізацію структури активів та прогнозування ринкових трендів. Алгоритмічна торгівля, що ґрунтується на технологіях ШІ, дозволяє миттєво реагувати на зміни ринкової кон'юнктури та виконувати велику кількість операцій за короткий проміжок часу, недосяжний для людини. [19]

Машинне навчання є наріжним каменем більшості фінансових застосувань штучного інтелекту. Алгоритми машинного навчання можна поділити на три основні категорії: навчання з учителем, навчання без учителя та навчання з підкріпленням. [20] У фінансовому секторі найпоширенішим є навчання з учителем,

коли модель тренується на розмічених даних для виявлення закономірностей та прогнозування майбутніх подій. Глибинне навчання, як підмножина машинного навчання, використовує багат шарові нейронні мережі для обробки складних даних. У фінансовій сфері глибинне навчання застосовується для аналізу неструктурованих даних, таких як новини, звіти компаній, повідомлення в соціальних мережах. Це дозволяє виявляти приховані закономірності та зв'язки, недоступні для традиційних методів аналізу. [19]

Згорткові нейронні мережі (CNN) успішно застосовуються для аналізу фінансових часових рядів та прогнозування цінових трендів. Рекурентні нейронні мережі (RNN), зокрема їх різновид LSTM (Long Short-Term Memory), ефективні для моделювання послідовних даних, що робить їх цінним інструментом для прогнозування фінансових показників з урахуванням їхньої часової динаміки.

Штучні нейронні мережі стали потужним інструментом для прогнозування фінансових показників завдяки своїй здатності моделювати складні нелінійні залежності. На відміну від традиційних статистичних методів, нейронні мережі не потребують попередніх припущень щодо характеру зв'язків між змінними, що робить їх особливо цінними для аналізу фінансових ринків з їхньою високою волатильністю та непередбачуваністю. Багат шарові перцептрони (MLP) широко використовуються для прогнозування курсів валют, цін на акції та інші фінансові інструменти. Вони здатні виявляти складні закономірності у часових рядах, які неможливо виявити за допомогою лінійних моделей. Нейронні мережі також успішно застосовуються для оцінки ризиків портфеля та оптимізації його структури. Гібридні моделі, що поєднують різні типи нейронних мереж з традиційними методами аналізу, дозволяють досягти вищої точності прогнозування та надійності управління інвестиціями. [20]

Генетичні алгоритми представляють собою евристичні методи оптимізації, натхненні процесами природного відбору та еволюції. У фінансовій сфері вони широко застосовуються для розв'язання складних оптимізаційних задач, зокрема для формування інвестиційних портфелів з оптимальним співвідношенням ризику та доходності. На відміну від традиційних методів оптимізації, генетичні алгоритми не

потребують диференційованості цільової функції та можуть працювати з дискретними змінними, що робить їх особливо корисними для задач з обмеженнями, характерними для фінансового сектору. Через розмноження особин, види пристосовуються до мінливих умов протягом тривалого часу. Цей природний процес штучно відтворюється у комп'ютерних програмах, де якість різних параметрів і рішень оцінюється за допомогою функцій пристосованості, щоб забезпечити порівнянність і добір найкращих варіантів. Повторення цього циклу триває доти, доки не буде досягнуто визначеної умови завершення. Результатом такого природного добору стає розв'язок із найвищим показником пристосованості. У торгівлі фінансовими інструментами генетичні алгоритми використовуються для оптимізації параметрів торгових стратегій та пошуку найефективніших комбінацій індикаторів технічного аналізу. Це дозволяє створювати адаптивні торгові системи, що пристосовуються до змін ринкових умов. [21]

Розвиток пояснюваного штучного інтелекту (ХАІ) стає особливо важливим у фінансовому секторі, де регуляторні вимоги та необхідність обґрунтування інвестиційних рішень вимагають прозорості алгоритмів. Використання ХАІ дозволяє зрозуміти логіку прийняття рішень моделями ШІ, що є критично важливим у контексті фінансового управління та інвестиційного менеджменту. Моделі ШІ, здатні пояснювати логіку своїх висновків, набувають все більшої ваги, оскільки дозволяють користувачам розуміти чинники, що вплинули на конкретне рішення. [22]

Штучний інтелект кардинально трансформує фінансовий сектор, пропонуючи нові методології та інструменти для аналізу даних, прогнозування ринкових трендів та прийняття інвестиційних рішень. Технології машинного та глибинного навчання, нейронні мережі та генетичні алгоритми стають невід'ємною частиною сучасної фінансової екосистеми, забезпечуючи підвищення ефективності, зниження ризиків та оптимізацію бізнес-процесів. Подальший розвиток ШІ у фінансовій сфері спрямований на підвищення прозорості алгоритмів, забезпечення етичного використання даних та розширення можливостей персоналізації фінансових послуг.

2.2. Методи кластеризації в аналізі фінансових інструментів

Наявний для нас аналіз фінансових інструментів неможливий без використання методів кластеризації, які допомагають знаходити приховані закономірності та впорядковувати різні дані фінансового ринку. Найпопулярнішим методом залишається K-means, який цінують за швидкість роботи та зрозумілий принцип дії. Суть методу проста: розділити n елементів на k груп так, щоб кожен елемент потрапив до групи з найближчим середнім значенням. При вивченні цінних паперів K-means дозволяє згрупувати активи за співвідношенням ризику та прибутку, що допомагає створювати різноманітні інвестиційні портфелі з найкращими показниками. Проте метод має недоліки при роботі з фінансовими даними: треба заздалегідь знати кількість груп та він погано справляється з нестандартними значеннями, що може спотворити результати, особливо під час ринкових потрясінь. Ці проблеми вирішують за допомогою методів визначення оптимальної кількості груп, таких як метод силуету, а також попередньою обробкою даних для усунення викидів [23, 24].

Алгоритм DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) набуває все більшої популярності у фінансовому аналізі завдяки здатності знаходити групи будь-якої форми та ефективно виявляти нетипові значення. На відміну від попередніх методів, DBSCAN визначає групи як області з високою щільністю точок, розділені ділянками з низькою щільністю, що робить його ідеальним для виявлення незвичайних ринкових ситуацій [25]. У сфері управління фінансовими ризиками DBSCAN використовують для виявлення підозрілих операцій, розпізнавання ринкових бульбашок та передбачення можливих криз. Алгоритм не потребує попереднього визначення кількості груп, проте вимагає налаштування двох важливих параметрів: ϵ (радіус пошуку) та MinPts (мінімальна кількість точок у групі). Підбір оптимальних значень цих параметрів залишається складним завданням при роботі з мінливими фінансовими даними [26].

Самоорганізаційні карти Кохонена (Self-organizing map) представляють підхід на основі нейронних мереж, що забезпечує потужну візуалізацію багатовимірних фінансових даних. SOM проектує складний простір фінансових показників на

двовимірну карту, зберігаючи структурні властивості вихідних даних, що полегшує розуміння взаємозв'язків між різними фінансовими інструментами. Особлива цінність самоорганізаційних карт виявляється при роботі з нелінійними зв'язками, характерними для фінансових ринків. Проте складність налаштування параметрів мережі та тлумачення результатів вимагає глибокого розуміння як алгоритму, так і особливостей фінансових даних [27].

Успіх кластеризації фінансових інструментів багато в чому залежить від вибору підходящої міри відстані. Звичайна евклідова відстань, попри широке використання, часто не відображає правильно особливості фінансових даних. Для часових рядів доходності активів краще використовувати кореляційну відстань, яка точніше враховує подібність змін, а не абсолютні значення. Манхеттенська відстань показує хороші результати при роботі з фінансовими показниками різних масштабів, тоді як відстань Махаланобіса дозволяє враховувати структуру взаємозв'язків даних, що дуже важливо при аналізі взаємопов'язаних фінансових інструментів. Для оцінки подібності облігацій та інструментів з фіксованим доходом доцільно застосовувати спеціальні міри, що враховують тривалість та кредитний ризик [28].

Нечітка кластеризація, особливо алгоритм Fuzzy C-means, відкриває нові можливості для аналізу фінансових інструментів в умовах невизначеності ринку. На відміну від класичних методів, де кожен актив строго належить до однієї групи, нечітка кластеризація дозволяє активу частково належати до кількох груп з різним ступенем приналежності. Цей підхід, який зображений на рис. 2.1 відображає реальну ситуацію на фінансових ринках, де багато активів мають змішані характеристики і можуть поводитися по-різному залежно від ринкових умов. Наприклад, деякі акції можуть проявляти властивості як захисних, так і циклічних активів у різні періоди. Нечітка кластеризація особливо корисна при створенні адаптивних інвестиційних стратегій, що враховують плавні переходи між ринковими режимами.[29]

Порівняння чіткої та нечіткої кластеризації

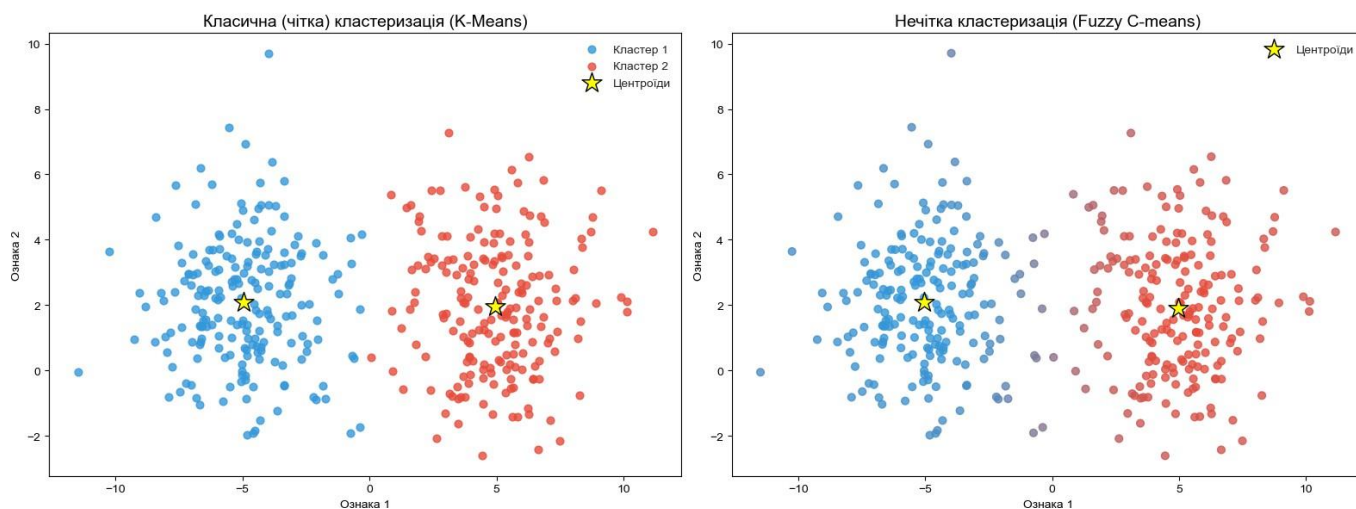


Рис. 2.1. Порівняння чіткої кластеризації (K-Means) з нечіткою (Fuzzy C-Means)

Ансамблеві методи кластеризації набувають все більшого значення у фінансовому аналізі, дозволяючи подолати обмеження окремих алгоритмів та підвищити стабільність результатів. Суть підходу полягає в об'єднанні результатів кількох різних методів кластеризації для отримання більш надійної загальної картини. У практиці аналізу фінансових ринків ансамблеві методи допомагають виявити стійкі групи активів, що зберігають подібність при застосуванні різних алгоритмів та параметрів.[30] Це особливо важливо при аналізі динамічних фінансових даних, де результати окремих методів можуть значно відрізнятися. Поєднання, наприклад, K-means, ієрархічної кластеризації та DBSCAN у єдиний ансамбль дозволяє отримати більш повне уявлення про структуру ринку та підвищити точність класифікації активів для подальшого формування інвестиційних портфелів.

2.3. Типологія кризових циклів та їх ідентифікація методами штучного інтелекту

Економічні кризи супроводжують людство протягом усієї історії розвитку господарських відносин, демонструючи циклічність та різноманітність проявів. У сучасному економічному дискурсі виокремлюють специфічні типи кризових циклів, що характеризуються унікальними траєкторіями розвитку та відновлення. Особливого значення набуває спроможність завчасно розпізнавати та класифікувати

такі цикли, використовуючи передові методи обчислювальної аналітики та штучного інтелекту.

Економічна теорія класифікує кілька основних типів кризових циклів, що графічно відображають динаміку економічного спаду та відновлення. V-подібні кризи характеризуються різким падінням економічних показників з подальшим швидким відновленням до докризового рівня. Цей тип економічної кризи вважається найменш деструктивним для господарської системи, оскільки період рецесії є мінімальним, а повернення до висхідної траєкторії розвитку відбувається у короткі терміни.

Рецесія 1953 року в США є показовим прикладом V-подібного відновлення. Ця економічна криза була відносно нетривалою та помірною, що супроводжувалась зниженням ВВП лише на 2,2% та зростанням рівня безробіття до 6,1%. [31]

V-подібна рецесія та відновлення економіки обумовлені швидкістю та різкістю змін макроекономічних показників. Емпіричні дані свідчать, що після гострого скорочення економічної активності може настати швидке відновлення до докризових значень. Такий сценарій розвитку вважається оптимальним для національних економік у кризовий період, оскільки процес відновлення відбувається без додаткових макроекономічних ускладнень.

При V-подібному відновленні економіка демонструє різкий спад з наступним стрімким поверненням до докризового рівня, права частина типово є більш пологою у таких випадках. Це можливо, коли економічні порушення, що спричинили рецесію, мають короткостроковий характер. Дана ситуація може виникати під час сезонних коливань, коли працівники тимчасово втрачають зайнятість, але роботодавці зберігають робочі місця. Альтернативно, ефективна імплементація монетарних та фіскальних інструментів може успішно мінімізувати негативні наслідки рецесії. [31, 32] На рис. 2.2 зображено характерний вигляд V-подібної рецесії.

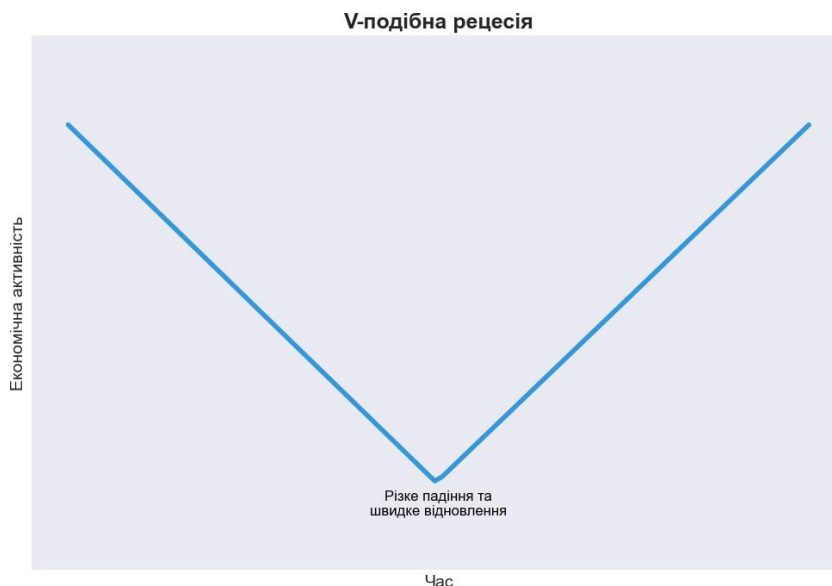


Рис. 2.2. V-подібна рецесія[32]

U-подібні кризи виявляють зтяжний характер економічного спаду, коли після різкого падіння фінансових показників настає довгий період застою з наступним неквапливим відродженням ділової активності. Така форма кризи завдає значної шкоди економічному організму, породжуючи тривалі проблеми на ринку, погіршення інвестиційного середовища та занепад купівельної спроможності громадян.

Під час U-подібної кризи фінансовий ринок зазнає крутого падіння в рецесію, нагадуючи V-подібний сценарій, але шлях до колишніх висот відбувається більш розтягнуто. Така ситуація означає, що фінансовий ринок перебуває у скрутному становищі довший час, доки темпи росту не почнуть знову набирати оберти.

U-подібне криза вирізняється тим, що фаза занепаду зазвичай триває декілька трьохмісячних періодів із неспішним поверненням до економічного зростання. Це трапляється, коли економіка проходить крізь рецесію з етапом завмирання, після якого відбувається сходження до максимальних значень.[33, 32] На рис. 2.3 продемонстровано типовий приклад такої рецесії.



Рис. 2.3. U-подібна рецесія[32]

W-подібні рецесії характеризуються несподіваними поворотами та відомі як кризи "подвійного дна". Специфіка цього типу полягає в тому, що спершу економіка демонструє ознаки V-подібного відновлення, після чого зазнає другого, часто менш глибокого, занепаду перед остаточним поверненням до докризових показників.

Фінансові ринки виявляють підвищену волатильність під час W-подібного відновлення порівняно з іншими формами кризових циклів. Інвестори та трейдери можуть перебувати в ілюзії, що господарська система наближається до відродження, лише щоб зіткнутися з черговим економічним провалом.

W-подібні кризи вирізняються двома послідовними хвилями економічного спаду, розмежованими нетривалою фазою позірною оздоровлення. Цей різновид кризи вважається найбільш деструктивним, оскільки економічні агенти зазнають подвійного шоку, що виснажує їхній адаптаційний потенціал та матеріальні ресурси.

Історія США початку 80-х – яскравий доказ підступності такої кризи. Американська економіка занурилася у спад з січня 1980-го, показала примарні ознаки відродження, і знову занурилась у вирі рецесії. Суб'єкти ринку, що повірили у стабілізацію, поплавилися подвійними збитками – як фінансовими, так і довірою до економічних прогнозів.[34] Приклад W-подібної рецесії зображений на рис. 2.4.



Рис. 2.4. W-подібна рецесія[32]

L-подібна рецесія та відновлення економіки розглядається як найнесприятливіший сценарій економічного розвитку. Попри те, що господарство згодом повертається до зростання, воно функціонує на значно нижчому базисному рівні порівняно з докризовими показниками, що зумовлює надзвичайно тривалий період повномасштабного оздоровлення економічної системи.

Визначальною характеристикою L-подібного відновлення є неспроможність господарського комплексу прогресувати в напрямку відновлення повної зайнятості після економічного занепаду. Під час такої кризової динаміки національна економіка демонструє суттєві перешкоди щодо перерозподілу ресурсів, залучення робочої сили та поживлення підприємницької діяльності. Значна частка працездатного населення може перебувати у стані тривалого безробіття або взагалі полишати ринок праці. Водночас виробничі потужності, промислове устаткування та обладнання залишаються бездіяльними чи недостатньо експлуатованими протягом довготривалих проміжків часу.

Яскравим прикладом L-подібної кризи слугує японська економіка після фінансових потрясінь 1990-х років, що спричинило феномен "втраченого десятиліття" — періоду затяжної господарської стагнації без вагомих ознак поживлення економічної активності.[35] Те, як виглядає даний тип рецесії, зображено на рис. 2.5.



Рис. 2.5. L-подібна рецесія[31]

K-подібне відновлення господарства вирізняється з-поміж інших моделей економічних циклів своєю неоднорідністю. Цей відносно новітній термін виник для відображення економічних процесів, що спостерігалися під час пандемічної кризи 2020-2021 років.

За такого сценарію один сегмент народного господарства демонструє висхідну тенденцію — переживаючи V-подібне або U-подібне оздоровлення — тоді як інший занурюється у глибшу кризу або відновлюється значно повільніше, нагадуючи L-подібну динаміку. Ця розбіжність між двома різними господарськими групами унаочнюється двома діагональними лініями, що формують літеру K.

Примітною особливістю K-подібного відновлення є те, що попри традиційне розуміння економічних циклів рецесії та відновлення як широко корельованих процесів у більшості секторів економіки, за K-подібного сценарію окремі галузі можуть характеризуватись бурхливим піднесенням безпосередньо після спаду, тоді як інші залишаються занурені у поганому зростанні або навіть продовжують занепадати.

Яскравим прикладом K-подібного відновлення слугує пандемічна криза 2020-2021 років, коли в багатьох країнах технологічний сектор демонстрував бурхливе зростання та процвітання, тоді як традиційні галузі потерпали від тривалого занепаду та стагнації господарської активності.[36] На рис. 2.6. видно, як виглядають графіки рецесій.

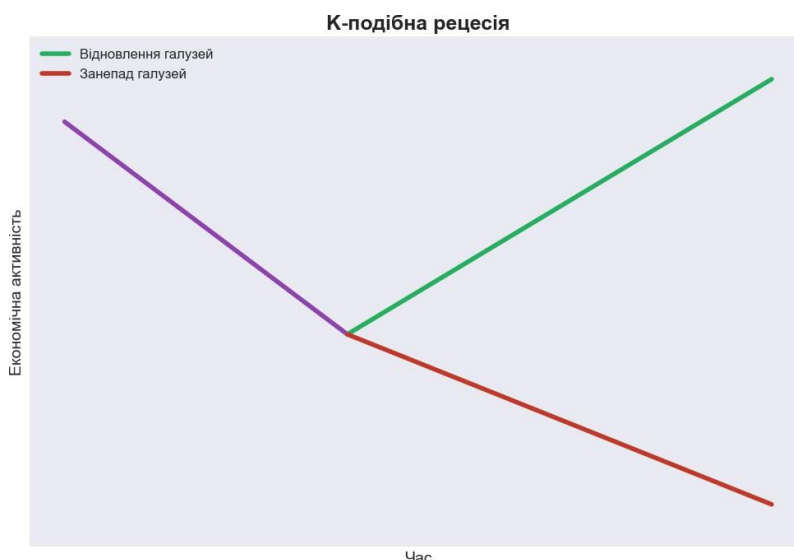


Рис. 2.6. К-подібна рецесія. [31]

Кожен тип кризового циклу проявляє унікальні характеристики щодо тривалості, глибини, швидкості відновлення та секторального впливу. Ці особливості безпосередньо впливають на поведінку фінансових інструментів, формуючи специфічні патерни волатильності, кореляції та оцінки ризиків.

Пандемія COVID-19 стала раптовим і масштабним шоком для глобальної економіки, зокрема для фінансового сектору. Банки, як ключові фінансові посередники, хоч і не створюють матеріального продукту, зазнали значного впливу через падіння фондових ринків, зміну інвестиційних настроїв та загальну економічну нестабільність. Деякі банки показали доволі швидке відновлення та адаптацію, інші — тривалий спад і втрату довіри інвесторів. У цьому контексті важливим фактором стала стійкість до криз, яку частково можна оцінити через показники сталого розвитку (ESG: environmental, social, and governance). Банки з вищими ESG-рейтингами частіше демонстрували кращу динаміку відновлення, що підкреслює важливість не лише фінансових, але й нефінансових показників у часи невизначеності. [37]

Глибинні нейронні мережі, особливо рекурентні архітектури (LSTM та GRU), демонструють високу ефективність у розпізнаванні часових патернів, характерних для різних типів криз. Використання трансферного навчання дозволяє адаптувати моделі, навчені на історичних даних розвинених економік, до специфіки ринків, що розвиваються, подолавши проблему обмеженості історичних даних. [38]

Методи автоенкодерів та самоорганізованих карт Кохонена застосовуються для виявлення аномалій у динаміці фінансових ринків, що можуть сигналізувати про наближення кризових явищ. Ці підходи дозволяють ідентифікувати ранні ознаки нестабільності через відхилення від нормальних патернів функціонування ринків капіталу та міжбанківського кредитування.[39] Методи байєсівської оптимізації та ансамблювання моделей дозволяють значно підвищити робастність прогнозів в умовах підвищеної невизначеності, характерної для кризових періодів. На відміну від примітивніших підходів, Байєсівська оптимізація зберігає відомості про всі попередні обчислювальні експерименти, запобігаючи марнотратству ресурсів на оцінювання неперспективних параметрів. Особливо примітні моделі з динамічним переоцінюванням прогнозів, які виявляють спроможність пристосовуватися до коливань режимів волатильності та зміни взаємозалежностей між економічними індикаторами, що робить їх незамінним інструментом в умовах економічної турбулентності. [40]

Типологія кризових циклів надає важливу концептуальну основу для розуміння динаміки економічних спадів та відновлення. V-, U-, W-, L- та K-подібні кризи представляють різні сценарії економічної динаміки, що вимагають специфічних підходів до антикризового управління та інвестиційних стратегій. Методи штучного інтелекту, зокрема алгоритми класифікації, розпізнавання патернів та прогнозування часових рядів, демонструють значний потенціал у ранній ідентифікації типів кризових циклів, що може суттєво підвищити ефективність економічної політики та ризик-менеджменту. Незважаючи на існуючі обмеження, пов'язані з інтерпретованістю моделей та доступністю даних, подальший розвиток методів штучного інтелекту та їх інтеграція з економічною теорією створюють передумови для побудови більш ефективних систем раннього попередження криз та розробки адаптивних антикризових стратегій.

3 АЛГОРИТМІЗАЦІЯ ФОРМУВАННЯ ОПТИМАЛЬНОГО ПОРТФЕЛЯ

3.1. Відбір та первинна обробка даних ринку S&P500

Пандемія COVID-19 спричинила серйозні потрясіння для глобальної економіки та стала класичним прикладом «чорного лебедя» — непередбачуваної події з масштабними наслідками. У перші тижні кризи фондові ринки зазнали стрімкого падіння: наприклад, індекс S&P Composite 1500 втратив понад 30% лише за місяць. Хоча ринки загалом відновилися відносно швидко — протягом 6–9 місяців, — довгострокові наслідки шоку залишилися помітними у зміні рівня ризику та фінансової стійкості компаній. Різні галузі постраждали нерівномірно: особливо сильно — готельно-ресторанна сфера. У цьому контексті зростає значення нефінансових показників, зокрема ESG-індексів, які відображають екологічні, соціальні та управлінські аспекти діяльності компаній.[41]

Саме тому у цій роботі використовується індекс S&P 500 як основа для збору та аналізу даних. У межах дослідження було здійснено комплексний збір фінансової інформації компаній, що входять до складу біржового індексу Standard & Poor's 500. Вибір саме цього індексу зумовлений тим, що він включає 500 найбільших компаній США з різних секторів економіки та є загальновизнаним індикатором стану американського фондового ринку, відображаючи приблизно 80% ринкової капіталізації всіх публічно торгованих компаній США. Цей процес вимагав ретельного підходу до вибору джерела даних, що забезпечило б достовірність та повноту інформаційної бази для подальшого аналізу.

Насамперед було залучено офіційні дані S&P 500, які вирізняються високим ступенем надійності та точності. Для зручності опрацювання масиву числових показників інформацію було перенесено у структурований формат. Головним часовим показником слугували щоденні ціни закриття торгів для кожної компанії індексу.

Після отримання "сирих" даних постала необхідність їхнього очищення від аномальних значень, які могли спотворити подальші розрахунки. У фінансових рядах такі викривлення часто виникають через технічні помилки реєстрації, різкі

коливання ринку або нетипові торгівельні ситуації. Для виявлення цих відхилень було застосовано статистичні методи, зокрема аналіз за допомогою міжквартильного розмаху, що дозволило окреслити межі нормальних коливань та вилучити показники, які істотно виходили за ці рамки. Загальний вигляд даних зображений на рис. 3.1.

	A	AAPL	ABBV	ABT	ACGL	ACN	ADBE	ADI	ADM	ADP	...	WTW	WY
2019-12-02	77.321655	63.870548	68.938110	76.694092	39.481308	183.755615	302.750000	100.626053	37.429462	150.025146	...	181.131775	23.787329
2019-12-03	77.081070	62.731735	68.082603	76.557976	38.625496	182.982285	303.910004	99.712593	37.109543	148.725937	...	178.626617	23.885052
2019-12-04	77.879799	63.285439	69.072762	77.302139	39.024876	183.746445	302.510010	103.456909	37.118195	150.007339	...	179.331757	24.104931
2019-12-05	78.457169	64.213890	68.692551	77.356552	39.300636	183.995041	303.029999	103.075241	37.308411	149.820526	...	179.925583	24.096691
2019-12-06	79.111557	65.454277	68.898491	77.574387	39.138985	186.480820	306.230011	105.310654	37.965527	151.262100	...	181.289474	24.310879
...
2020-06-25	84.362694	88.662437	79.026848	82.020889	27.461948	201.758820	436.950012	110.325203	35.167000	133.525787	...	186.281830	18.335665
2020-06-26	83.047867	85.938187	78.326126	81.188019	26.339890	197.256088	426.920013	108.276711	34.269119	131.053604	...	181.832993	17.918756
2020-06-29	84.568893	87.918785	78.578743	81.462601	26.976992	197.488205	424.200012	109.314758	34.911728	132.556808	...	180.951340	18.494091
2020-06-30	85.615250	88.652718	79.996468	83.677391	27.243242	199.345001	435.309998	112.658485	35.122990	134.829773	...	184.721756	18.727564
2020-07-01	85.363350	88.485023	80.778671	83.869591	26.767794	199.224304	439.809998	110.573242	34.691650	135.029022	...	183.127289	18.510767

147 rows x 490 columns

Рис. 3.1. Вигляд даних, які використовуватимуться для подальшого аналізу.

Наступним кроком стала нормалізація даних. На рисунку 3.2 показано, як були змінені дані в результаті. Оскільки акції різних компаній мають суттєво відмінні цінові діапазони – від кількох доларів до тисяч – безпосереднє порівняння абсолютних цін було б недоречним і неправильним. Тому було проведено перетворення значень до спільної шкали з використанням методу мінімакс-нормалізації та z-стандартизації, що дозволило зіставляти динаміку різноцінних активів.

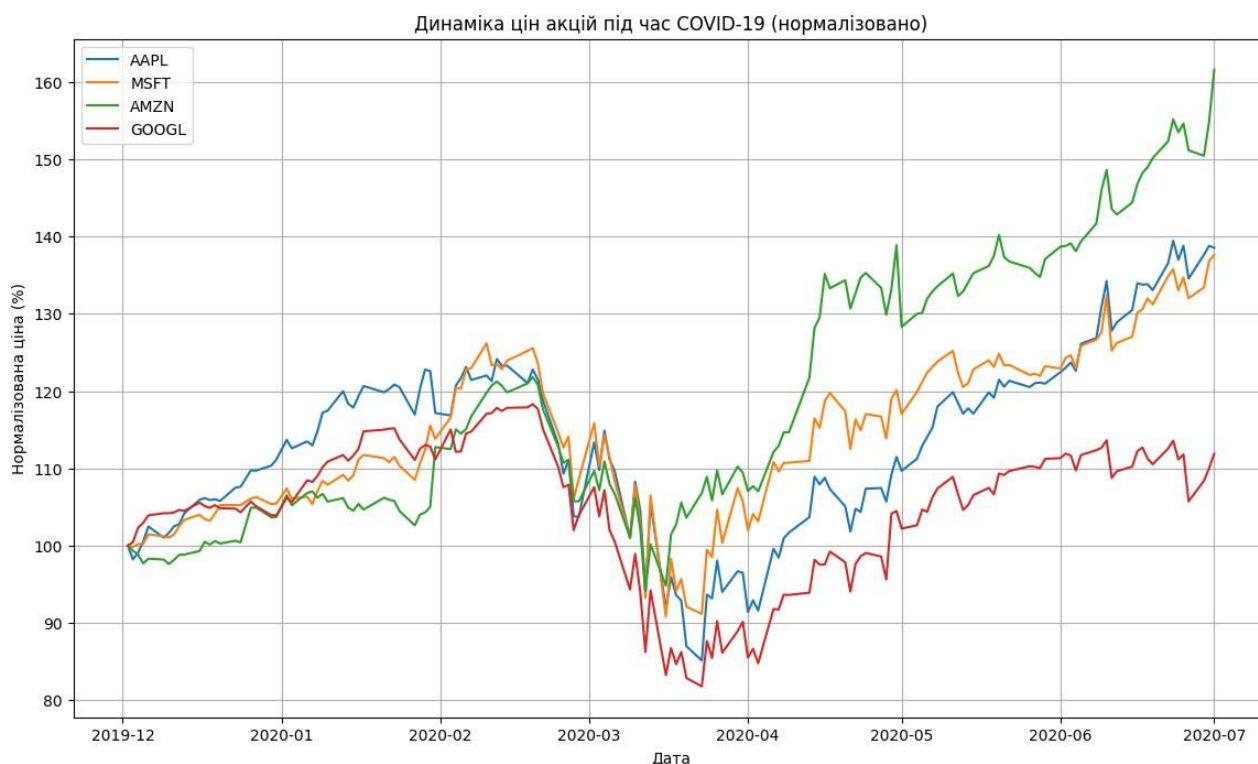


Рис. 3.2. Динаміка цін акцій під час COVID-19 (нормалізовано)

Завершальним етапом підготовчої роботи стало формування навчальних та тестових наборів даних із дотриманням хронологічної послідовності, що є принциповим для прогнозування часових рядів. Це забезпечило можливість перевірки точності моделей на даних, які не використовувалися при їх побудові. Здійснені процедури відбору та опрацювання даних створили міцне підґрунтя для подальшого аналізу ринкових закономірностей та побудови прогностичних моделей поведінки фінансових інструментів індексу S&P500.

Представлений графік, на рис. 3.3 демонструє динаміку цін 20 акцій, які зазнали найбільшого падіння під час початкової фази пандемії COVID-19 з грудня 2019 по липень 2020 року. Усі ціни нормалізовані до 100% на початок періоду спостереження для забезпечення порівнянності даних. На графіку чітко простежується катастрофічне падіння вартості акцій у березні 2020 року, коли було оголошено пандемію та введено перші карантинні обмеження у світовому масштабі. Найбільш драматичне падіння спостерігалось для компаній сектору туризму, розваг та енергетики, де ціни акцій знизилися на 70-85% від початкової вартості.

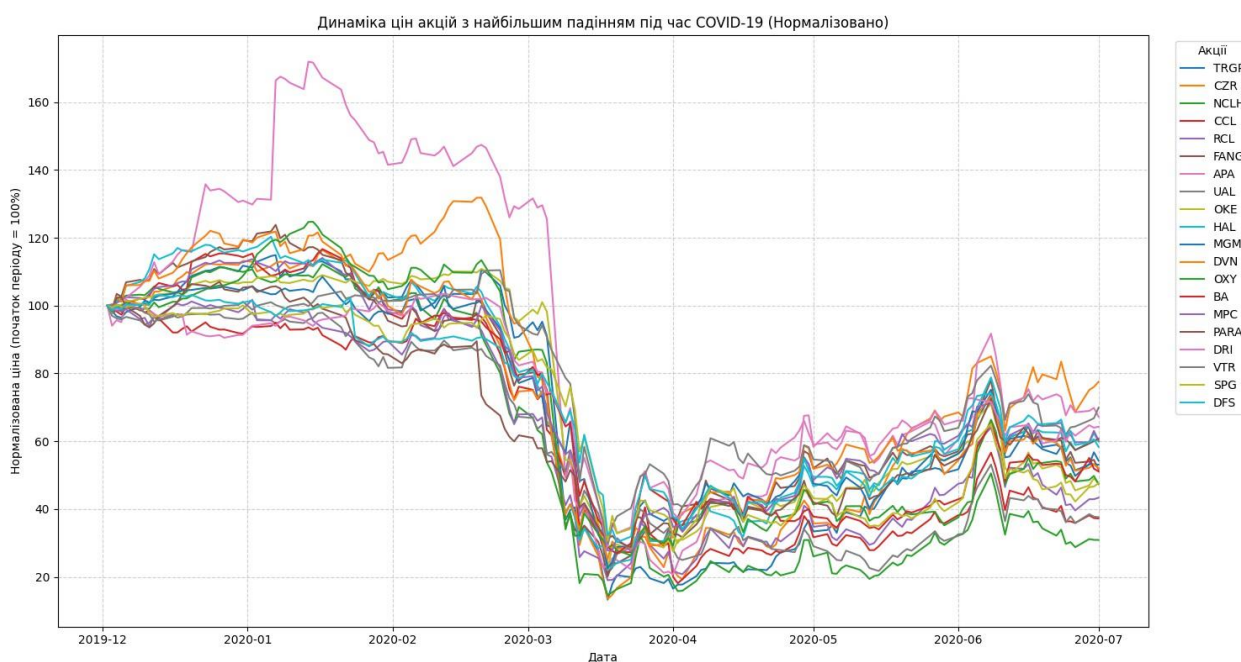


Рис. 3.3. Динаміка цін акцій з найбільшим падінням під час COVID-19 (Нормалізовано)

Особливу увагу привертає компанія DRI (Darden Restaurants), яка демонструвала значне зростання до 170% на початку 2020 року, але згодом зазнала одного з найбільш стрімких падінь до рівня близько 20% від початкової вартості. Подібну динаміку можна спостерігати у компаній, пов'язаних із авіаперевезеннями (UAL - United Airlines), круїзними лініями (CCL - Carnival Corporation, RCL - Royal Caribbean) та енергетичним сектором (OXY - Occidental Petroleum). Після досягнення мінімуму в кінці березня 2020 року спостерігається поступове відновлення цін акцій, але з різною інтенсивністю. Цікаво, що до липня 2020 року жодна з представлених компаній не змогла повернутися до докризового рівня, а більшість залишилася на рівні 40-60% від початкової вартості, що свідчить про тривалий негативний вплив пандемії на найбільш вразливі сектори економіки.

3.2. Розробка алгоритму ідентифікації кризових патернів та їх інтеграція в кластеризаційну модель

У рамках розробки алгоритму ідентифікації кризових патернів було вручну розмічено 200 акцій за їхньою поведінкою протягом кризового періоду COVID-19 з 30 листопада 2019 року до 1 липня 2020 року. Цей період охоплює передкризовий

стан, початковий шок та початкову фазу відновлення. Кожну акцію віднесено до одного з чотирьох характерних типів рецесій:

- V-подібна – швидкий спад із подальшим швидким відновленням, де відскок часто досягає докризових рівнів;
- U-подібна – спад із тривалим періодом стагнації (формування "дна") та подальшим поступовим відновленням;
- W-подібна – характеризується подвійним дном з проміжним відновленням, що створює оманливе враження завершення кризи;
- L-подібна – різкий спад без значного відновлення у досліджуваному періоді, найбільш деструктивний тип.

Ручна розмітка здійснювалася на основі візуального аналізу графіків динаміки цін, нормалізованих відносно початкового значення періоду.

Для математичного опису характеру поведінки акцій під час кризи розроблено систему характерних ознак, які дозволяють кількісно оцінити форму кривої ціни. Ці ознаки поділяються на чотири основні категорії. Перша – технічні індикатори: відносний індекс сили (RSI), лінія MACD та сигнальна лінія, відсоток B та ширина смуг Боллінджера. Друга – статистичні характеристики: волатильність, асиметрія та ексцес розподілу змін цін. Третя – структурні характеристики: кількість локальних максимумів та мінімумів, загальна тенденція руху ціни. Четверта – відносні зміни цін: загальна доходність за період, максимальне падіння, відношення часу досягнення мінімуму до загальної тривалості періоду, відновлення від мінімуму.

Особливу увагу приділено ознакам, які характеризують форму кривої під час кризи – це дає змогу математично описати візуальні патерни типів рецесії. Наприклад, V-подібні рецесії характеризуються високим значенням показника відновлення від мінімуму та малим значенням відношення часу досягнення мінімуму до загальної тривалості періоду, тоді як L-подібні рецесії мають низькі значення відновлення від мінімуму.

Для автоматичної ідентифікації типів рецесій розроблено та порівняно п'ять різних моделей машинного навчання. Серед класичних моделей використано випадковий ліс, метод опорних векторів та градієнтний бустинг (XGBoost). З

нейромережевих моделей застосовано рекурентну нейронну мережу з LSTM-шарами та згорткову нейронну мережу (1D CNN). Розмічену вибірку з 200 акцій розділено на навчальну (75%) та тестову (25%) підвибірки із збереженням співвідношення класів. Для класичних моделей використовувалися скалярні ознаки, тоді як для нейромережевих моделей вхідними даними були безпосередньо нормалізовані часові ряди цін акцій.

Перед навчанням класичних моделей проведено попередню обробку даних: заповнення пропущених значень за допомогою середніх значень та масштабування ознак для забезпечення однакової ваги різних показників. Для нейромережевих моделей реалізовано спеціальні архітектури: LSTM-модель складалася з двох шарів LSTM з проміжними шарами Dropout для запобігання перенавчанню, CNN-модель включала двовимірні згорткові шари з подальшою агрегацією та повнозв'язними шарами. Навчання всіх моделей проводилося з використанням ранньої зупинки для запобігання перенавчанню. Для класичних моделей машинного навчання застосовано балансування класів.

Оцінка якості моделей проводилася на тестовій вибірці з використанням метрики точності та детальних звітів з класифікації. Отримано наступні результати точності на тестовому наборі:

- RandomForest: 0.54
- SVM: 0.56
- XGBoost: 0.6
- LSTM: 0.56
- 1D_CNN: 0.5

За результатами оцінки якості для подальшого порівняння портфелів було обрано дві моделі – LSTM та XGBoost. Вибір LSTM обумовлено здатністю цієї моделі враховувати часову залежність у даних, що є критичним для аналізу патернів рецесій. Модель XGBoost продемонструвала найвищу точність серед усіх моделей (0.6) та має переваги в інтерпретованості результатів. Графіки, які зображені на рис. 3.4-3.7, показують порівняння обидвох моделей демонструють їхні переваги в

класифікації різних типів рецесій та дозволяють візуально оцінити ефективність запропонованого підходу.

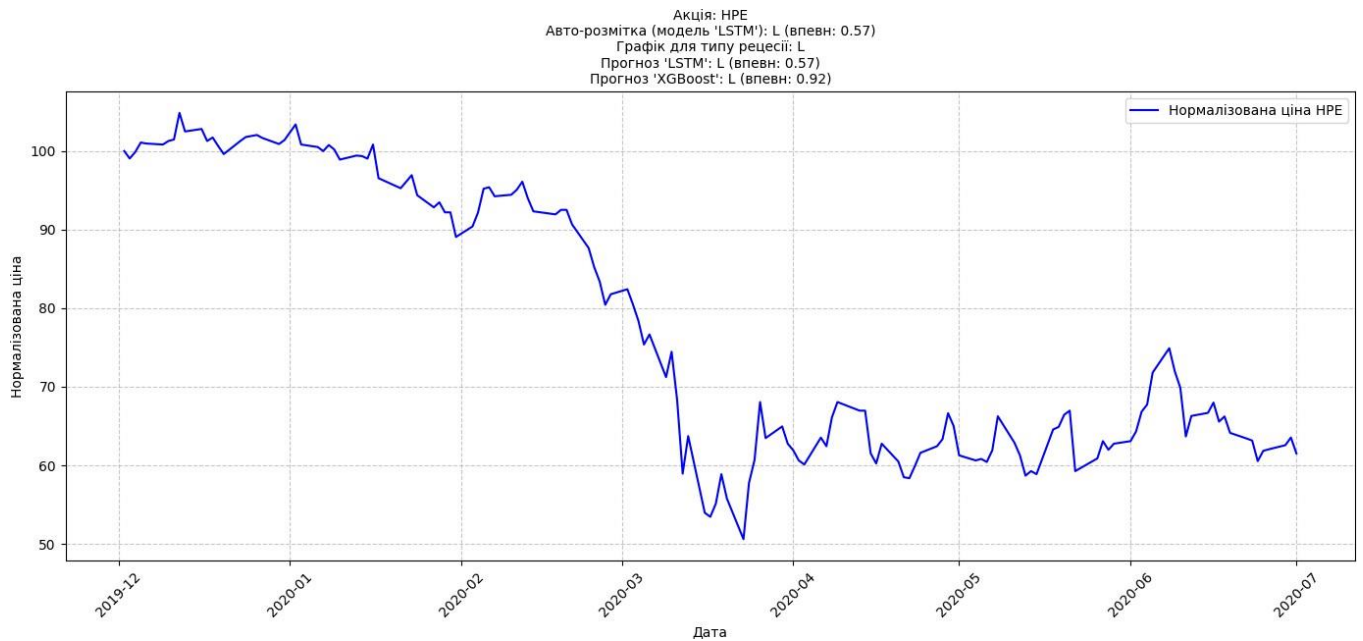


Рис. 3.4. Порівняння результатів моделей: L-подібна рецесія.

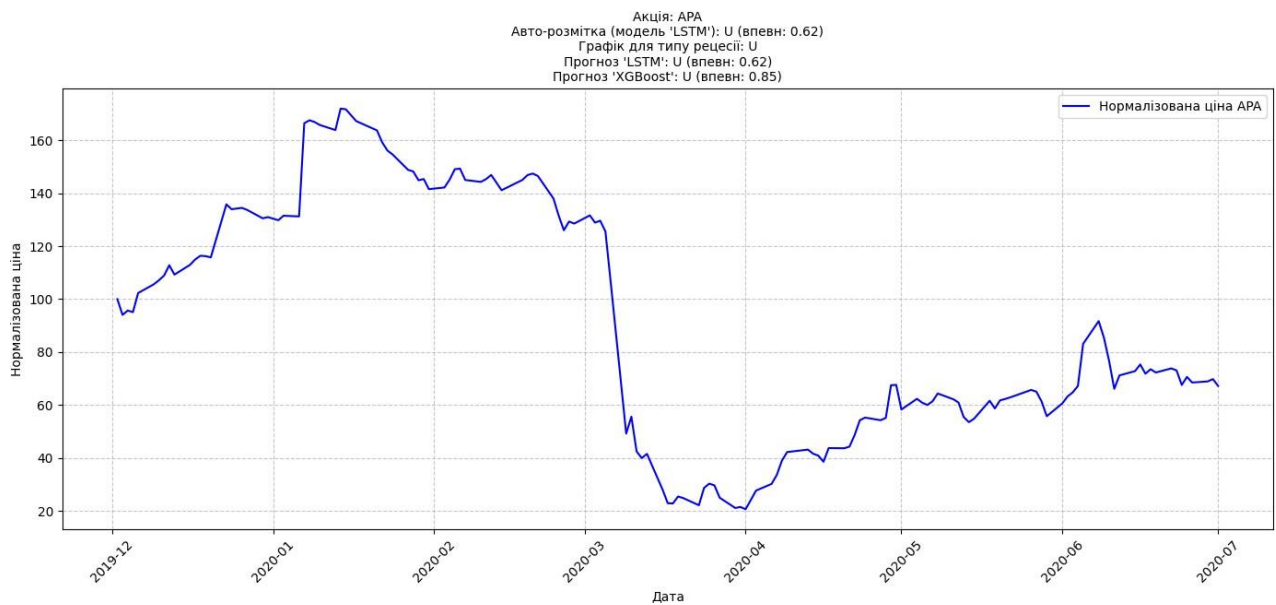


Рис. 3.5. Порівняння результатів моделей: U-подібна рецесія.

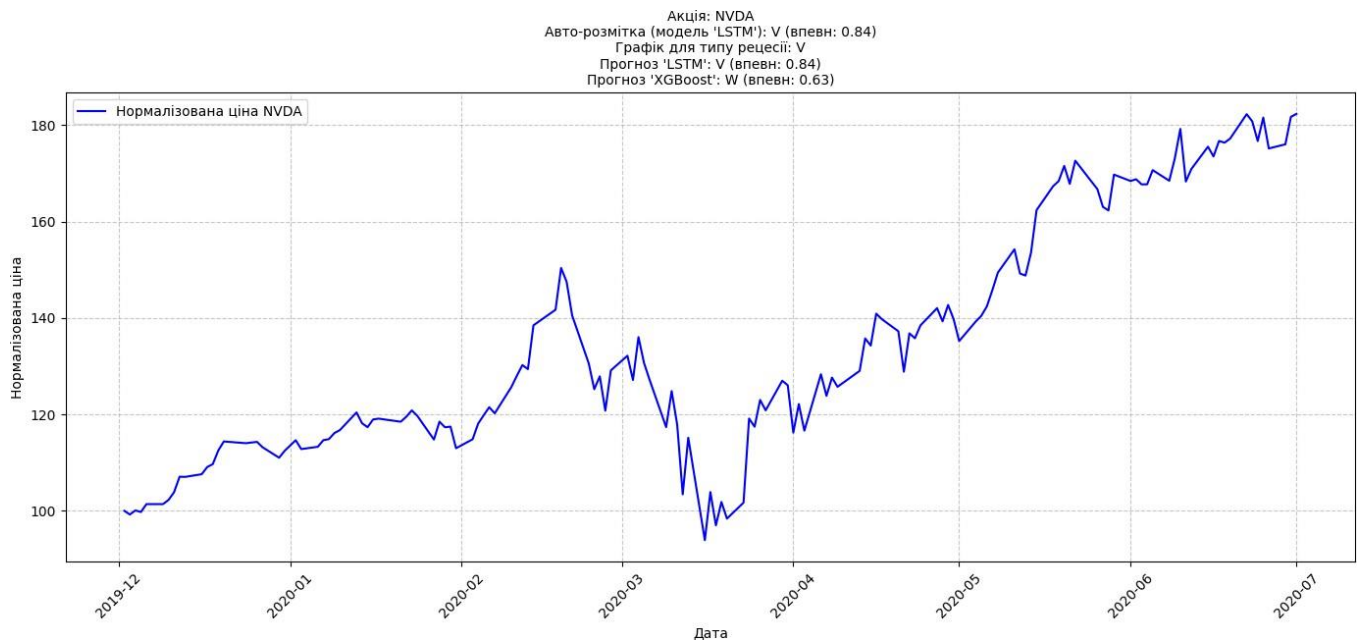


Рис. 3.6. Порівняння результатів моделей: V-подібна рецесія.

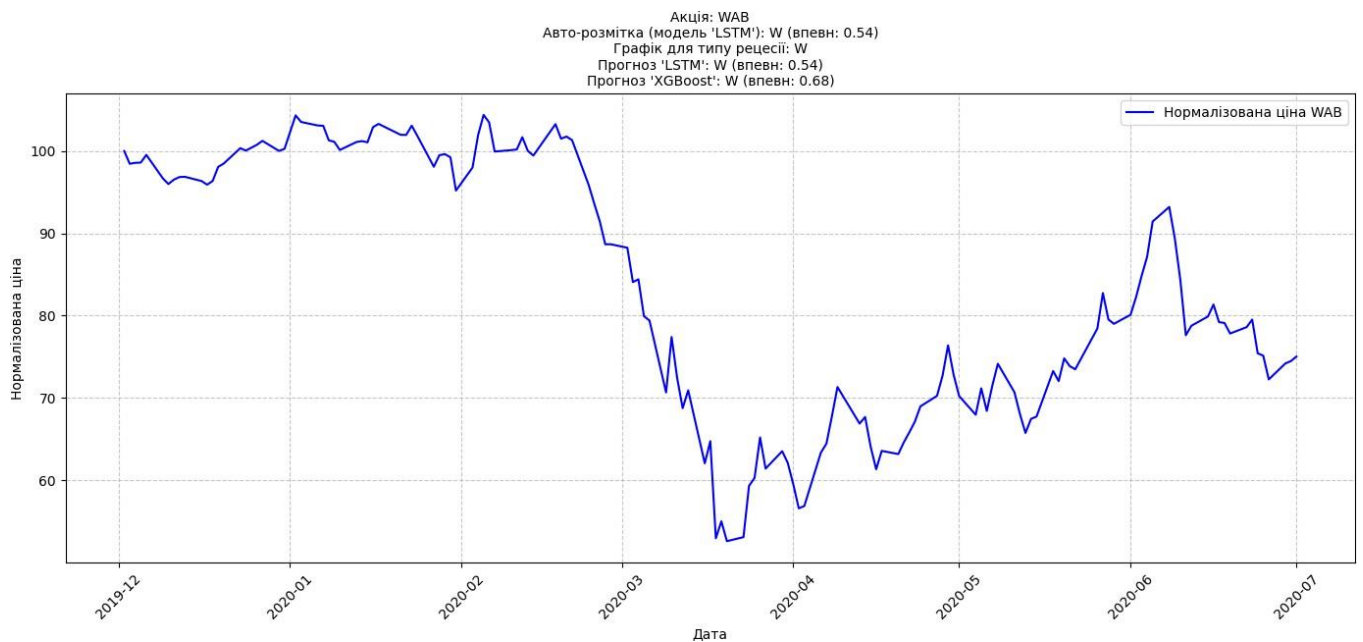


Рис. 3.7. Порівняння результатів моделей: W-подібна рецесія.

Виявлено, що найбільш інформативними для класифікації патернів рецесії виявились такі ознаки:

- Відновлення від мінімуму – ключовий показник для розрізнення V-подібних (високе значення) та L-подібних (низьке значення) патернів;
- Часова локалізація мінімуму – дозволяє відрізнити U-подібні патерни (пізній мінімум) від V-подібних (ранній мінімум);
- Кількість локальних екстремумів – визначальна характеристика для W-подібних патернів (більша кількість);

- Волатильність – допоміжний показник, що часто вказує на невизначеність ринку в періоди формування дна;
- Показники технічних індикаторів – зокрема, перетини MACD та значення RSI дають додаткову інформацію про моменти зміни тренду.

Такий комплексний підхід до класифікації та кластеризації фінансових інструментів забезпечує глибше розуміння ринкової динаміки та підвищує ефективність стратегій управління інвестиційними портфелями в умовах ринкової невизначеності. Автоматично розмічені дані можуть бути використані для подальшого навчання моделей або безпосередньо інтегровані в кластеризаційні алгоритми як додаткова характеристика фінансових інструментів, що суттєво покращує точність групування та дозволяє виявляти приховані закономірності в поведінці ринкових активів.

3.3 Формування та оцінка інвестиційних портфелів на основі кластерів рецесій

Логічним продовженням розробки алгоритму ідентифікації кризових патернів стало їх практичне застосування для створення інвестиційних портфелів. Опираючись на результати класифікації 484 акцій за допомогою моделей LSTM та XGBoost, було сформовано чотири окремі портфелі відповідно до прогнозованих типів реакції на кризу: V-подібний (249 акцій), W-подібний (126 акцій), U-подібний (69 акцій) та L-подібний (40 акцій). Додатково створено базовий еталонний портфель (Benchmark_EW), що включає всі розглянуті акції з рівними вагами.

Для ґрунтовної оцінки ефективності кожного з портфелів застосовано комплексний набір фінансових метрик, що охоплюють різні аспекти інвестиційної привабливості:

- Метрики дохідності та загальної ефективності — сукупна дохідність за період, максимальна просадка;
- Метрики співвідношення дохідності до ризику — коефіцієнти Шарпа та Сортіно;

- Метрики оцінки екстремальних ризиків — історичний VaR (Value at Risk) та CVaR (Conditional Value at Risk) з довірчим рівнем 95%.

На відміну від традиційного підходу, що розглядає дисперсію як універсальну міру ризику, в дослідженні окрема увага приділена асиметричним показникам, які враховують лише негативні відхилення дохідності (Сортіно) та потенційні екстремальні збитки (VaR, CVaR). Такий вибір зумовлено специфікою кризових періодів, коли саме захист від значних просядок стає першочерговим завданням інвестора.

Розрахунки проведені для періоду з 30 листопада 2019 року до 1 липня 2020 року, що охоплює розгортання кризи COVID-19 та початковий етап відновлення. Рівнозважені портфелі сформовані за принципом однакового розподілу капіталу між усіма акціями відповідного кластера.

Результати аналізу виявили значні відмінності в ефективності портфелів різних кластерів. V-подібний портфель продемонстрував найвищу сукупну дохідність (+15,04%) та найкращі показники скоригованої на ризик дохідності — коефіцієнт Шарпа склав 0,801, а коефіцієнт Сортіно — 0,727. Для порівняння, базовий портфель показав від'ємну сукупну дохідність (-1,64%) з коефіцієнтом Шарпа лише 0,178.

Глибший аналіз просядок та ризиків втрат виявив наступну закономірність: рівень потенційних збитків зростає при переході від V-подібного до L-подібного портфеля. Максимальна просядка найменша для V-портфеля (-30,37%) і найбільша для L-портфеля (-59,73%). Аналогічна тенденція спостерігається для умовного ризику (CVaR): значення зростають від 6,31% для V-портфеля до 11,83% для L-портфеля, що свідчить про збільшення тяжкості потенційних втрат у найгірших сценаріях.

Цікавою особливістю виявилось те, що базовий портфель (Benchmark_EW) продемонстрував найнижчий показник VaR (3,84%), тобто найменший потенційний одноденний збиток із 95% ймовірністю. Проте, за показником CVaR він поступається V-портфелю (7,60% проти 6,31%), що вказує на кращу захищеність V-портфеля від екстремальних втрат.

Порівняльний аналіз кластерних портфельів із базовим еталоном виявив ряд закономірностей:

1. V-портфель суттєво переважає базовий за коефіцієнтом Шарпа (0,801 проти 0,178) та показником CVaR (6,31% проти 7,60%), хоча має дещо гірший показник VaR (3,98% проти 3,84%);
2. W-портфель демонструє гірші результати за всіма ключовими метриками порівняно з базовим: від'ємний коефіцієнт Шарпа (-0,060) та вищі показники ризику втрат;
3. U-портфель і L-портфель показують найгірші результати з усіх аналізованих варіантів із від'ємними коефіцієнтами Шарпа (-0,327 та -0,772 відповідно) та найвищими рівнями ризику.

Отримані результати мають вагоме практичне значення для інвестиційної стратегії під час кризових явищ. Найбільш очевидний висновок полягає в тому, що компанії з V-подібним патерном реакції на кризу формують портфель з найкращим співвідношенням дохідності до ризику. Така перевага зумовлена швидким відновленням після початкового шоку, що дозволяє не лише повернутися до докризових рівнів, але й забезпечити додаткову дохідність.

Аналіз цих результатів дозволяє сформулювати наступні практичні рекомендації для інвесторів:

- Для консервативних інвесторів, що прагнуть мінімізувати ризик найгірших сценаріїв, найбільш доцільною стратегією є вкладення в акції з V-подібним патерном реакції на кризу
- При формуванні стійких до кризи портфельів варто уникати або обмежувати частку компаній з L-подібним патерном, які демонструють тривалий спад без ознак відновлення
- Диверсифікація між різними типами патернів має враховувати схильність інвестора до ризику: домінуюча вага V-акцій для агресивних інвесторів і пропорційний розподіл V-акцій та базового портфеля для поміркованих.

Попри переконливі результати, дослідження має певні обмеження, які потрібно враховувати при практичному застосуванні. По-перше, аналіз базується на

конкретному історичному періоді, пов'язаному з кризою COVID-19, і його висновки можуть не повністю відповідати іншим типам економічних спадів. По-друге, точність класифікації акцій за типами рецесій безпосередньо впливає на якість сформованих портфелів — використані моделі LSTM та XGBoost показали точність близько 60%, що залишає простір для подальшого вдосконалення. По-третє, рівнозважений підхід до формування портфелів не враховує можливості оптимізації ваг окремих акцій для покращення співвідношення дохідності до ризику. Особливу цінність розроблений алгоритм має для інтеграції в кластеризаційні моделі, де тип кризової поведінки може виступати як додаткова ознака для групування фінансових інструментів. Це дозволяє збагатити традиційні методи кластеризації, що ґрунтуються переважно на кореляційних зв'язках або фундаментальних показниках компаній.[41]

Підсумовуючи, розроблений підхід до формування інвестиційних портфелів на основі кластеризації за типами реакції на кризу продемонстрував значний потенціал для підвищення ефективності інвестиційних стратегій у кризові періоди. Найбільш привабливими виявились V-подібні портфелі, що поєднують високу дохідність з відносно низьким ризиком екстремальних втрат. Цей висновок має практичну цінність як для індивідуальних інвесторів, так і для інституційних учасників ринку, зацікавлених у побудові стійких до кризи інвестиційних рішень.

ВИСНОВКИ

Проведене дослідження було спрямоване на розв'язання актуальної наукової проблеми розробки комплексної системи формування оптимального інвестиційного портфеля з урахуванням типів кризових циклів.

На основі аналізу теоретичних засад інвестиційного менеджменту встановлено, що існуючі підходи до формування інвестиційних портфелів недостатньою мірою враховують характер економічних криз та їх вплив на поведінку різних активів. Традиційні методи оптимізації, ґрунтуючись переважно на історичних показниках дохідності та волатильності, не забезпечують належну стійкість портфелів у періоди значних ринкових потрясінь. Це обумовлює необхідність розробки інноваційних підходів до класифікації активів за типом реакції на кризові явища.

Щоб вирішити поставлену проблему було розроблено алгоритм ідентифікації кризових патернів, що базується на комплексному аналізі часових рядів цін акцій. Методологія передбачає виділення чотирьох категорій характерних ознак: технічних індикаторів (RSI, MACD, смуги Боллінджера - індикатор волатильності, що складається з ковзної середньої та двох ліній стандартних відхилень), статистичних характеристик (волатильність, асиметрія, ексцес), структурних характеристик (кількість екстремумів) та відносних змін цін. Такий підхід дозволив кількісно описати візуальні патерни різних типів рецесій (V-, U-, W- та L-подібних), що раніше визначалися переважно якісно.

Для автоматичної класифікації акцій за типами кризової поведінки протестовано п'ять моделей машинного навчання. Найвищу точність продемонстрував алгоритм XGBoost (точність 0,6), а також рекурентна нейронна мережа LSTM (точність 0,56), яка краще враховує часову структуру даних. Наведені показники точності були отримані на незалежній тестовій вибірці після завершення процесу навчання моделей. Порівняно з традиційними методами кластеризації, запропонований підхід демонструє суттєву перевагу завдяки врахуванню часової динаміки та специфічних патернів реакції на кризу.

На основі класифікації 484 акцій за типом кризової поведінки сформовано чотири спеціалізовані інвестиційні портфелі. V-подібний портфель (249 акцій)

показав найвищу дохідність (+15,04%) та найкращі показники скоригованої на ризик дохідності (коефіцієнт Шарпа 0,801, Сортіно 0,727), суттєво перевершивши базовий портфель (-1,64%, Шарп 0,178). Одночасно V-портфель продемонстрував найнижчий показник умовного ризику CVaR (6,31%), що свідчить про його високу стійкість до екстремальних збитків.

Встановлено стійку залежність між типом кризової поведінки та інвестиційними характеристиками портфеля. При переході від V-подібного до L-подібного типу спостерігається послідовне погіршення показників дохідності та ризику: максимальна просадка зростає від -30,37% до -59,73%, а коефіцієнт Шарпа знижується від 0,801 до -0,772. Ця закономірність підтверджує гіпотезу щодо визначального впливу типу кризової поведінки на інвестиційні характеристики активу.

Запропонована методологія має широкі перспективи для практичного застосування як інституційними інвесторами (інвестиційними фондами, пенсійними фондами), так і індивідуальними учасниками ринку. Особливу цінність вона представляє для інвесторів, що працюють на ринках із підвищеною волатильністю та схильністю до системних ризиків, зокрема на ринках, що розвиваються. Впровадження розробленої системи дозволить підвищити стійкість інвестиційних портфелів до ринкових потрясінь та покращити їх довгострокову ефективність.

Таким чином, виконане дослідження дозволило розв'язати поставлені завдання та досягти мети щодо розробки комплексної системи формування оптимального інвестиційного портфеля із застосуванням методів машинного навчання, що враховує типи криз та системні ризики. Наукова новизна полягає в інтеграції типів кризових циклів у процес класифікації фінансових інструментів, що відкриває нові можливості для формування стійких до системних ризиків портфелів. Практичне значення полягає в розробці конкретних стратегій інвестування, що дозволяють підвищити ефективність управління капіталом в умовах нестабільності фінансових ринків.

СПИСОК ДЖЕРЕЛ:

1. Фінансові інвестиції та їх класифікація. Прямі і портфельні інвестиції. Особливості обліку фінансових інвестицій - Бібліотека VukLib.net URL: <https://buklib.net/books/22305/> (дата звернення: 13.04.2025)
2. 5 types of investments you need to know about | ANZ URL: <https://www.anz.com.au/personal/financial-wellbeing/guides/life-moments/guide-to-investing/5-investment-types/> (дата звернення: 13.04.2025)
3. Investment: How and Where to Invest URL: <https://www.investopedia.com/terms/i/investment.asp> (дата звернення: 13.04.2025)
4. Seung-Jean Kim, Stephen Boyd: Two-Fund Separation under Model Misspecification. January 2008 URL: https://web.stanford.edu/~boyd/papers/rob_two_fund_sep.html (дата звернення: 10.06.2025)
5. ОПТИМІЗАЦІЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО РИЗИКУ З ВИКОРИСТАННЯМ ІНСТРУМЕНТУ ЙОГО ДИВЕРСИФІКАЦІЇ URL: <https://economics.net.ua/ejopu/2019/No1/13.pdf> (дата звернення 13.04.2025)
6. Financial and Investment Management School of Distance Education Bharathiar University, Coimbatore – 641 046. URL: https://www.acecollege.in/CITS_Upload/Downloads/Books/1045_File.pdf (дата звернення 30.04.2025)
7. Kaminsky A.B. Portfolio Management. – Kyiv: Znannia, 2015. – 214 p
8. Що таке диверсифікація: як підвищити ефективність інвестицій | Inzhur URL: <https://www.inzhur.reit/blog/shho-take-diversifikacziya-yak-pidvishhiti-efektivnist-investiczij> (дата звернення 30.04.2025)
9. Sukono, Y. Hidayat, E. Lesmana, A. S. Putra, H. Napitupulu and S. Supian: Portfolio optimization by using linear programming models based on genetic algorithm – IOPscience Portfolio optimization by using linear programming models based on genetic algorithm. URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/300/1/012001> (дата звернення 01.05.2025)

10. Omotayo Bukola Adeoye, Chinwe Chinazo Okoye, Onyeka Chrisanctus Ofodile, Olubusola Odeyemi, Wilhelmina Afua Addy and Adeola Olusola Ajayi-Nifise: Artificial Intelligence in ESG investing: Enhancing portfolio management and performance International Journal of Science and Research Archive, 2024, 11(01), 2194–2205
11. European Journal of Business and Management ISSN 2222-1905 (Paper) ISSN 2222-2839 (Online) Vol.8, No.7, 2016 Dr. Ihsan Kulali Bahçeşehir University, Turkey: Portfolio Optimization Analysis with Markowitz Quadratic Mean-Variance Model
12. Value at Risk VAR and CVaR | LexiFi URL: <https://www.lexifi.com/monthly-focus/var-cvar/> (дата звернення 01.05.2025)
13. K Ratio Defined (2025): Calculation, Pros, Cons URL: <https://thetradinganalyst.com/k-ratio/> (дата звернення 01.05.2025)
14. Robust optimization URL: <https://docs.mosek.com/portfolio-cookbook/robustopt.html> (дата звернення 01.05.2025)
15. Portfolio Optimization Based on K-Means Clustering and Particle Swarm Optimization Using Financial Statements and Stock Price Data by JuHyok U, IlGwon Yun, HakGun Jong, WonU Rim :: SSRN URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4937613 (дата звернення 01.05.2025)
16. Вплив штучного інтелекту на інновації у фінансовому секторі України у 2024 році URL: <https://a-economics.com.ua/index.php/home/article/download/25/25/40> (дата звернення 06.05.2025)
17. What Is Artificial Intelligence in Finance? | IBM URL: <https://www.ibm.com/think/topics/artificial-intelligence-finance> (дата звернення 06.05.2025)
18. Financial applications of machine learning: A literature review URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417423001410> (дата звернення 06.05.2025)

19. Supervised vs Unsupervised vs Reinforcement Learning – GeeksforGeeks (дата звернення: 11.06.2025) URL: <https://www.geeksforgeeks.org/supervised-vs-reinforcement-vs-unsupervised/> (дата звернення 06.05.2025)
20. (PDF) Analysis and Forecasting of Financial Time Series Using CNN and LSTM-Based Deep Learning Models URL: <https://www.researchgate.net/publication/345970760> (дата звернення 07.05.2025)
21. Personalized Portfolio Optimization Using Genetic (AI) Algorithms URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-94590-9_11 (дата звернення 07.05.2025)
22. Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: a systematic literature review URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-024-10854-8> (дата звернення 07.05.2025)
23. K-Means Clustering in Banking: Applications & Examples URL: <https://www.datrics.ai/articles/how-k-means-clustering-is-transforming-the-banking-sector> (дата звернення 07.05.2025)
24. KMeans — scikit-learn 1.6.1 documentation URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.KMeans.html> (дата звернення 07.05.2025)
25. DBSCAN — scikit-learn 1.6.1 documentation URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.DBSCAN.html> (дата звернення 07.05.2025)
26. DBSCAN Clustering for Trading. Developing a pairs trading strategy | by Roshan Adusumilli | TDS Archive | Medium URL: <https://medium.com/data-science/dbscan-clustering-for-trading-4c48e5ebffc8> (дата звернення 07.05.2025)
27. Sakkari, M., Zaied, M. A Convolutional Deep Self-Organizing Map Feature extraction for machine learning. *Multimed Tools Appl* 79, 19451–19470 (2020). URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-020-08822-9> (дата звернення 07.05.2025)
28. (PDF) Impact of Distance Measures on the Performance of Clustering Algorithms https://www.researchgate.net/publication/284938375_Impact_of_Distance_Measures_on_the_Performance_of_Clustering_Algorithms (дата звернення 21.05.2025)

29. Identifying moments of decision making on trade in financial time series using fuzzy cluster analysis | Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics <https://nfmt.kneu.ua/archive/2023/12.07> (дата звернення 21.05.2025)
30. Clustering Techniques and Their Effect on Portfolio Formation and Risk Analysis URL: https://www.financialresearch.gov/staff-discussion-papers/files/OFRsdp2015-01_LemieuxRahmdelWalkerWongFlood_ClusteringTechniques.pdf (дата звернення 21.05.2025)
31. Different Shapes of Economic Recovery (K, L, U, V, W & Z) URL: <https://panaceaconcept.in/shapes-of-economic-recovery-k-l-u-v-w-z> (дата звернення 21.05.2025)
32. What is an economic recovery and what are the types? URL: <https://www.ig.com/sg/trading-strategies/what-is-an-economic-recovery-and-what-are-the-types-200612> (дата звернення 21.05.2025)
33. U-Shaped Recovery - Overview, Mechanism, Examples URL: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/economics/u-shaped-recovery/> (дата звернення 21.05.2025)
34. W-Shaped Recovery: What It Is and How It Works URL: <https://www.investopedia.com/terms/w/w-shaped-recovery.asp> (дата звернення 21.05.2025)
35. L-Shaped Recovery: Meaning and Examples URL: <https://www.investopedia.com/terms/l/l-shaped-recession.asp> (дата звернення 21.05.2025)
36. K-Shaped Recovery: Definition, K-Curve Chart Example, and Causes URL: <https://www.investopedia.com/k-shaped-recovery-5080086> (дата звернення 21.05.2025)
37. Cluster Method Applying to Covid-19 Event Study for the Largest USA Banks Kaminskyi, A., Nehrey, M. Ceur Workshop Proceedings, 2023, 3641, pp. 38–47
38. Predicting systemic financial crises with recurrent neural networks URL: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/212448/1/bof-rdp2019-014.pdf> (дата звернення 21.05.2025)

- 39.(PDF) Explaining Anomalies using Denoising Autoencoders for Financial Tabular Data URL: https://www.researchgate.net/publication/363765464_Explaining_Anomalies_using_Denoising_Autoencoders_for_Financial_Tabular_Data (дата звернення 22.05.2025)
40. Dynamic Reinforced Ensemble using Bayesian Optimization for Stock Trading URL: <https://dl.acm.org/doi/fullHtml/10.1145/3677052.3698595> (дата звернення 22.05.2025)
41. Investigating the Relationship Between ESG Performance and Financial Performance During the COVID-19 Pandemic: Evidence from the Hotel Industry Kaminskyi, A., Osetskyi, V., Almeida, N., Nehrey, M. Journal of Risk and Financial Management, 2025, 18(3), 126
42. Основна робота: URL: https://colab.research.google.com/drive/18OvAnbHY8x_CS4xkWOECcJ65GU0dvkTi?usp=sharing (дата звернення 25.05.2025)