

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ НАЦІОНАЛЬНИЙ  
АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
КАФЕДРА БІЗНЕС-АНАЛІТИКИ ТА ЦИФРОВОЇ ЕКОНОМІКИ**

ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ  
Завідувач кафедри бізнес-  
аналітики та цифрової економіки  
\_\_\_\_\_Наталія КАСЬЯНОВА  
«\_\_\_» \_\_\_\_\_202\_р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

(Пояснювальна записка)

ЗДОБУВАЧА ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ

МАГІСТР

ЗІ СПЕЦІАЛЬНОСТІ 051 «ЕКОНОМІКА»

ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА «ЕКОНОМІЧНА КІБЕРНЕТИКА»

**Тема: УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ ПІДПРИЄМСТВА ЗА  
ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

**Виконав:** Ліпков Олександр

**Керівник:** к.е.н., доцент КВАШУК Дмитро

**Консультанти з розділів:**

Розділ 1: к.е.н., доцент КВАШУК Дмитро

Розділ 2: к.е.н., доцент КВАШУК Дмитро

Розділ 3: к.е.н., доцент КВАШУК Дмитро

**Нормоконтролер із ЄСКД (ЄСПД):**

ст. викладач ДИЯК Юлія

КИЇВ 2023

НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
Факультет економіки та бізнес-адміністрування  
Кафедра бізнес-аналітики та цифрової економіки  
Спеціальність 051 «Економіка»  
Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри бізнес-аналітики та цифрової економіки  
\_\_\_\_\_ Наталія КАСЬЯНОВА  
«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 202\_ р.

### **ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Здобувача вищої освіти: Ліпкова Олександра

Тема роботи: Управління ризиками підприємства за допомогою нейронних мереж затверджена наказом ректора 1085/ст від 07.07.2023

1. Термін здачі здобувачем вищої освіти закінченої роботи на кафедрі:
2. Вихідні дані до роботи: наукові в галузі інформаційних систем та технологій зарубіжних та вітчизняних вчених.
3. Зміст дослідження:
  - ознайомлення з основними поняттями корпоративних інформаційних систем;
  - характеристика та аналіз інформаційних систем;
  - характеристика технологій створення інформаційних систем;
  - створення системи обґрунтування прийняття рішення.

## 4. Перелік обов'язкових демонстраційних матеріалів: 12 слайдів

**Календарний план**

№ п/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Термін виконання	Позначки керівника про виконання завдань
1	Отримання завдання на кваліфікаційної роботу	01.08.2023	
2	Огляд літератури за темою	15.08.2023	
3	Сутність та види інформаційних систем	20.08.2023	
4	Види та використання нейронних мереж	25.08.2023	
5	Вплив штучного інтелекту та хмарних технологій на ERP системи	10.09.2023	
6	Моделювання та обґрунтування застосування нейромереж в знаходженні та попередженні фінансових ризиків підприємства	15.09.2023	
7	Методології оцінки ризиків підприємства	20.09.2023	
8	Аналіз ризиків на рівні підприємства	25.10.2023	
9	Аналіз отриманих результатів	15.12.2023	
10	Розробка слайдів та написання доповіді	18.12.2023	
11	Попередній захист кваліфікаційної роботи	20.12.2023	
12	Корегування роботи за результатами попереднього захисту	20.12.2023	
13	Остаточне оформлення кваліфікаційної роботи та слайдів	20.12.2023	
14	Підписання відгуку та рецензії	22.12.2023	

15	Захист кваліфікаційної роботи у ДЕК	26.12.2023	
----	--	------------	--

5. Дата видачі завдання:

Керівник:

к.е.н., доцент \_\_\_\_\_ КВАШУК Дмитро

Завдання прийняв для виконання \_\_\_\_\_ ЛПКОВ Олександр

## ЗМІСТ

Консультанти з розділів:.....	1
Нормоконтролер із ЄСКД (ЄСПД):.....	1
<b>ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ.....</b>	<b>2</b>
Календарний план.....	3
<b>РЕФЕРАТ.....</b>	<b>8</b>
<b>SUMMARY.....</b>	<b>10</b>
<b>РОЗДІЛ 1.....</b>	<b>14</b>
<b>ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ.....</b>	<b>14</b>
1.1 Управління ризиками.....	16
1.1.1 Ідентифікація та управління ризиками.....	17
1.1.2 SWOT аналіз.....	18
1.2 Типи фінансових ризиків.....	20
1.1.1 Кредитний ризик.....	21
1.2.2 Ризик банкрутства.....	25
1.2.3 Гарантійний ризик.....	26
1.2.4 Фінансовий ризик.....	27
2.3 Деталізація аналізу ризиків.....	27
2.3.1 Ризик окремого підприємства.....	28
1.2.2 Ризик ланцюжка підприємств.....	28
1.2.3 Системний ризик.....	29
1.3 Аналіз ризиків на рівні підприємства.....	30
1.3.1 Фінансовий індекс.....	30
1.3.2 Нефінансова інформація.....	31
1.3.3 Реляційні дані.....	32
1.3.4 Інтеграція даних.....	33
1.4 Оцінка ризиків підприємства.....	34
1.4.1 Набори даних.....	34
1.4.2 Показники оцінювання.....	36
1.5 Висновок.....	37
<b>РОЗДІЛ 2</b>	
<b>МЕТОДОЛОГІЇ.....</b>	<b>39</b>
2.1.1 Статистичні економетричні методи.....	39
2.1.2 Регресійна модель.....	40
2.1.3 Модель Z-рахунку.....	40
2.1.4 Модель Мертона.....	41

2.1.5	Модель KMV.....	41
2.1.6	Складна мережа.....	42
2.1.7	Модель структурних рівнянь.....	42
2.1.8	Факторна модель.....	42
2.1.9	Інші статистичні моделі.....	43
2.2	Нейронні мережі.....	45
2.2.1	Застосування нейромереж в різних галузях.....	47
2.2.2	Застосування нейромереж в контексті управління ризиками.....	47
2.2.3	Методи машинного навчання.....	52
2.2.4	Логістична регресія.....	52
2.2.5	Нейронні мережі.....	53
2.2.6	Машина опорних векторів.....	53
2.2.7	Дерево рішень.....	54
2.2.8	Випадковий ліс.....	55
2.2.9	Генетичний алгоритм.....	55
2.2.10	Інші методи.....	56
2.3	Методи глибокого навчання.....	57
2.3.1	Згорткові нейронні мережі.....	57
2.3.2	Автокодер.....	58
2.3.3	Графові нейронні мережі.....	58
2.3.4	Гібридні моделі.....	59
2.3.5	Однорідна гібридна модель.....	59
2.3.6	Крос-гібридна модель.....	60
2.4	Огляд репрезентативних робіт.....	61
2.4.1	Корпоративна розвідка.....	62
2.4.2	Модель аналізу.....	63
2.4.3	Механізм зараження.....	63
2.4.4	Інтерпретованість ризиків.....	64
2.5	Висновок.....	65
<b>РОЗДІЛ 3.....</b>		<b>66</b>
<b>3. Моделювання та обґрунтування застосування нейромереж в знаходженні та попередженні фінансових ризиків підприємства.....</b>		<b>66</b>
3.1	Розробка та впровадження моделі раннього попередження фінансових ризиків підприємства на основі DL.....	66
3.2	Результат аналізу і роз'яснення.....	73
3.2	Приклад розроблення моделі нейронної мережі для аналізу ризику настання банкрутства підприємства.....	81
3.2.1	Короткий опис традиційних методів передбачення банкрутства..	81

3.2.2 Аналіз фінансової стійкості за допомогою лінійного дискримінантного аналізу.....	82
3.2.3 Модель нейронної мережі для передбачення фінансової неспроможності організації.....	84
3.3 Висновок.....	88
<b>ВИСНОВКИ.....</b>	<b>89</b>
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....</b>	<b>90</b>

## РЕФЕРАТ

**ЛПКОВ Олександр. Управління ризиками підприємства за допомогою нейронних мереж.** – Кваліфікаційна робота магістра зі спеціальності 051

«Економіка», ОПП «Економічна кібернетика». Національний авіаційний університет Міністерства освіти і науки України, м. Київ, 2021.

Дипломна робота містить 93 сторінок, 6 таблиць, 15 рисунків, список використаних джерел з 250 найменувань.

**Ціль проекту** - структурування знань та проектування моделей для управління ризиків підприємства.

**Кваліфікаційної робота** складається з анотації, вступу, основної частини, яка включає чотири розділи, висновків, переліку використаних інформаційних джерел та додатків.

**Мета та об'єкти дослідження:** метою є дослідження та визначення ефективності використання нейронних мереж у сфері управління ризиками підприємства з метою покращення прогнозування, ідентифікації та стратегій управління ризиками. Об'єктом дослідження є використання нейронних мереж у сфері управління ризиками підприємства, дослідження стратегії та підходів управління ризиками, їхній вплив на фінансову стабільність.

**Актуальність теми:** За сучасних умов, актуальність управління ризиками на підприємстві набуває ще більшої важливості через постійні зміни на ринку, конкуренції та зростаючої нестабільності. Сучасні технології та доступ до великих обсягів даних роблять цю тему особливо актуальною, створюючи нові можливості для аналізу, прогнозування та управління ризиками.

Розглянуто один із підходів до аналізу та управління ризиками, заснований на нейромережевих технологіях. У вступі обґрунтовується необхідність розроблення різних методів прогнозування ризиків в умовах ринкової економіки, пояснюється важливість ефективного ризик-менеджменту для сучасного підприємства. У роботі наведено одну з можливих класифікацій ризиків, а також виокремлено галузі прогнозування ризиків, у яких застосування нейронних мереж видається найефективнішим. Описано традиційні методи аналізу ризиків, особливу увагу приділено



економетричним методам. Виокремлено переваги та недоліки нейронних мереж для задач прогнозування та класифікації. Розроблено архітектуру нейронної мережі для розв'язання задачі прогнозування банкрутства та наведено її порівняння з методом лінійного дискримінантного аналізу.

*Ключові слова: управління ризиками, нейронні мережі, передбачення банкрутства.*

## SUMMARY

LIPKOV Oleksandr. **Enterprise Risk Management Using Neural Networks.** - Master's Qualification Work in the specialty 051 "Economics", Educational Program "Economic Cybernetics". National Aviation University of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Kyiv, 2021. The thesis comprises 93 pages, 5 tables, 15 figures, and a list of 250 references used.

**The project's aim** is to structure knowledge and design models for enterprise risk management. The qualification work consists of an abstract, introduction, main part with four sections, conclusions, a list of information sources used, and appendices.

**Research Goal and Object:** The aim of this study is a thorough evaluation of the effectiveness of modern methods of risk management in enterprises amidst market unpredictability and changes. Various risk management strategies and approaches, their impact on financial stability, and the enterprise's adaptability to changes will be the research object.

**Relevance of the Topic:** In contemporary conditions, the relevance of enterprise risk management becomes even more crucial due to continuous market changes, competition, and growing instability. Modern technologies and access to vast amounts of data make this topic particularly relevant, creating new opportunities for risk analysis, prediction, and management. One of the approaches to risk analysis and management based on neural network technologies is discussed. The introduction justifies the need for developing various risk prediction methods in market economy conditions, explaining the importance of effective risk management for a modern enterprise. The thesis provides one of the possible classifications of risks and identifies areas of risk prediction where the application of neural networks seems most effective. Traditional risk analysis methods are described, with particular attention given to econometric methods. The advantages and disadvantages of neural networks for prediction and classification tasks are highlighted. An architecture of a neural network for bankruptcy prediction is developed and compared with the linear discriminant analysis method.

*Keywords: risk management, neural networks, bankruptcy prediction.*

## ВСТУП

У вступі до цієї роботи розглядається вплив глобалізаційних процесів на економіку, фінансову сферу та суспільство загалом. Ці процеси призвели до стрімкого зростання складності сучасних фінансових та соціально-організаційних систем, що породжує нестійкість та невизначеність їх функціонування. Інститути стикаються з впливом зовнішніх та внутрішніх подій, що може вести до серйозних втрат, іноді катастрофічних. Щоб обмежити можливі збитки, стає актуальним широке впровадження механізмів реагування на ризикові події в управлінні цими інститутами.

У реальному секторі економіки тягучість періодів реалізації проєктів, обмежені інвестиції та проблеми з обіговим капіталом ускладнюють об'єктивну оцінку переваг використання інструментів ризик-менеджменту. Це призводить до неефективного управління фінансовими потоками, відсутності прогнозування результатів господарської діяльності та прийняття рішень без врахування можливих наслідків ризикових подій. У сучасному менеджменті ризик розглядається як можлива небажана подія або клас подій, що можуть призвести до небажаного стану об'єкта управління, відомого як ризикова ситуація. Аналіз розвитку математичних методів та засобів вимірювання та управління фінансовими ризиками, застосовуваних провідними світовими корпораціями, показує, що з початку 90-х років значно поширюється використання статистичних моделей оцінки втрат від ринкового ризику VAR (Value At Risk).

На сьогоднішній день для комп'ютерного та математичного моделювання невизначеностей часто використовуються такі математичні інструменти, як імовірно-статистичні методи, статистика нечислових даних (інтервальна статистика та математика), методи теорії нечіткості, теорія конфліктів (теорія ігор) та методи штучного інтелекту (нейронні мережі, генетичні алгоритми тощо).

Серед перспективних підходів до управління ризиками в сучасному світі — застосування нейронних мереж для класифікації та прогнозування ризиків.

**Огляд теми:** Управління ризиками на підприємстві в сучасному світі бізнесу виявляється необхідним аспектом для забезпечення стійкості, розвитку та успішності компаній. Зростання конкуренції, технологічні інновації, зміни на ринку та непередбачувані економічні умови створюють низку ризиків, які можуть серйозно вплинути на бізнес-процеси. Управління ризиками не обмежується лише уникненням негативних наслідків, але й визначенням можливостей для розвитку та зростання підприємства.

**Формулювання проблеми:** Однією з головних проблем управління ризиками є постійна нестабільність у бізнес-середовищі. Ризики можуть мати різні форми та походити від зовнішніх та внутрішніх чинників: змін на ринку, технологічних аномалій, неправильної стратегії, втрати даних тощо. Керування цими ризиками вимагає глибокого аналізу, прогнозування та ефективного впровадження стратегій, які дозволять підприємству уникнути або зменшити ймовірність негативних наслідків.

**Мета та об'єкти дослідження:** Метою цього дослідження є ретельне оцінювання ефективності сучасних методів управління ризиками на підприємствах у контексті непередбачуваності та змін на ринку. Об'єктом дослідження будуть різноманітні стратегії та підходи управління ризиками, їхній вплив на фінансову стабільність та здатність підприємства адаптуватися до змін.

**Актуальність теми:** За сучасних умов, актуальність управління ризиками на підприємстві набуває ще більшої важливості через постійні зміни на ринку, конкуренції та зростаючої нестабільності. Сучасні технології та доступ до великих обсягів даних роблять цю тему особливо актуальною, створюючи нові можливості для аналізу, прогнозування та управління ризиками.

## РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Управління ризиками на підприємстві в сучасному світі бізнесу виявляється необхідним аспектом для забезпечення стійкості, розвитку та успішності компаній. Зростання конкуренції, технологічні інновації, зміни на ринку та непередбачувані економічні умови створюють низку ризиків, які можуть серйозно вплинути на бізнес-процеси. Управління ризиками не обмежується лише уникненням негативних наслідків, але й визначенням можливостей для розвитку та зростання підприємства. Аналіз фінансових ризиків підприємства давно є предметом наукових досліджень у галузі фінансів та менеджменту [1]. Незалежно від того, чи є це молоді стартапи, малі та середні підприємства (МСП) чи відомі компанії зі списку Fortune 500, вони у певній мірі неминуче стикаються з одним або кількома фінансовими ризиками, такими як кредитний ризик, гарантійний ризик, ризик ланцюга поставок, ризик банкрутства тощо [2]. Зокрема, підприємства стикаються з великими ризиками, коли відбувається економічна криза або події типу "сірий носоріг", такі як фінансова криза 2008 року [1] та епідемія COVID-19 у 2020 році [3].

У сучасній економічній системі, коли глобальна фінансова система стає все більш взаємопов'язаною, підприємства стикаються як з внутрішніми ризиками, так і з ризиками контагіону [4], [5]. Тому прогнозування фінансових ризиків підприємств має велике значення як для урядових рішень, так і для фінансових установ.

Дослідження аналізу фінансових ризиків підприємства, які походять з галузей фінансів та менеджменту, поступово привертають все більше дослідників з комп'ютерних наук (CS). Найраніші дослідження головним чином були спрямовані на три найбільш поширені статистичні економетричні методи, наприклад, багатовимірний дискримінантний аналіз, лінійну ймовірнісну модель та логістичну регресію, та вивчали їх застосування у прогнозуванні ризиків підприємства [6]. За допомогою технологічних досягнень у галузі обробки природної мови (NLP) та штучного інтелекту (AI) дослідники почали оцінювати фінансові ризики підприємства з точки зору великих даних. Окрім традиційного фінансового індексу підприємства, беруться до

уваги більше інформації про ризики підприємства, такі як нефінансова текстова інформація та реляційні дані [7]. Зокрема, для роботи з текстовою інформацією про ризики використовуються методи NLP, такі як аналіз настроїв та вилучення подій, для видобування сигналів ризиків підприємства з нефінансових текстових даних. Для моделювання співвідношення ризиків у реляційних даних підприємства використовуються методи AI, такі як глибоке навчання та графічні нейронні мережі (GNN), для оцінки ризиків контагіону підприємства. Цей ряд досліджень відкрив нові можливості для аналізу механізмів генерації та контагіону фінансових ризиків підприємства з точки зору великих даних.

рисунок 1 та рисунок 2 показують кількість відповідних публікацій за останні тринадцять років та їх розподіл за різними напрямками досліджень. Через швидке розширення досліджень ризиків підприємства на основі технологій CS та AI, необхідно та складно всеосяжно розглянути відповідні дослідження. У цій роботі ми систематично розглядаємо майже 260 представницьких статей. В цій роботі я прагну узагальнити проблеми, методики та основні моменти аналізу фінансових ризиків підприємства у всеосяжному порядку, що може допомогти краще зрозуміти поточний стан досліджень та ідеї.

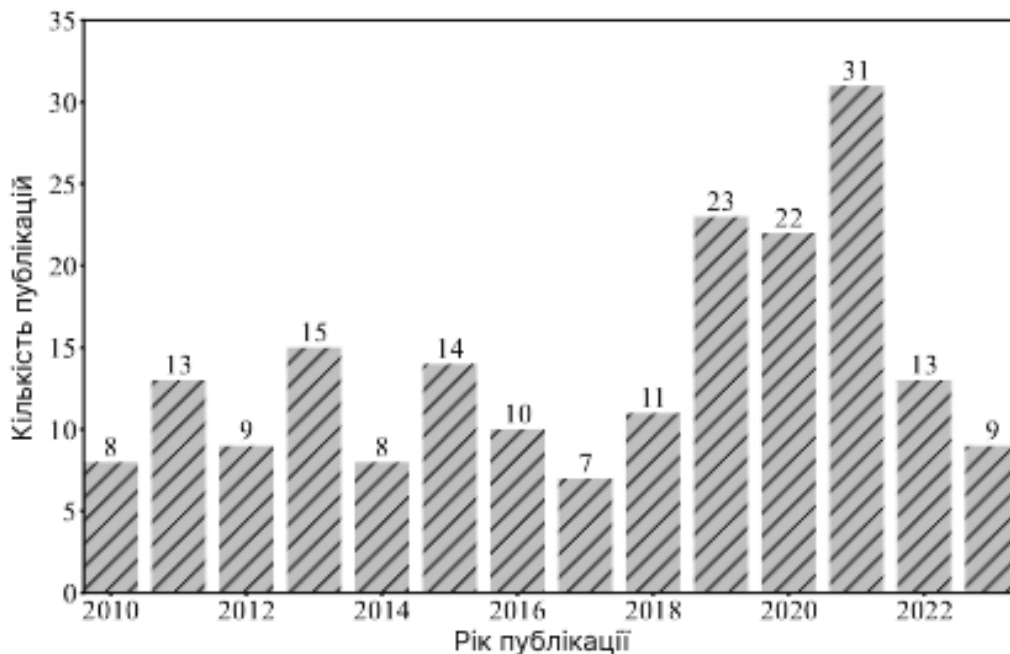


Рис. 1.1 Огляд публікацій



Рис. 1.2 Співвідношення дослідницьких напрямків

Вклад цієї роботи можна поділити на три частини:

- Цей огляд надає систематичний та всеосяжний огляд наявних досліджень щодо фінансових ризиків підприємства. На нашу думку, це перше та єдине дослідження щодо фінансових ризиків підприємства з точки зору великих даних.
- Пропоную нову цілісну класифікацію наявних досліджень щодо фінансових ризиків підприємства.

### 1.1 Управління ризиками

Управління ризиками - це комплекс стратегій, методів та процедур, спрямованих на ідентифікацію, оцінку та керування ризиками, які можуть виникнути в умовах діяльності підприємства. Це необхідний аспект для досягнення стійкості, визначення стратегічних напрямків розвитку та уникнення можливих загроз.

Управління ризиками включає в себе кілька етапів: ідентифікація ризиків, оцінка ймовірності та впливу цих ризиків на бізнес, розробка стратегій для управління ризиками та їхнє впровадження, моніторинг та коригування стратегій відповідно до змін ситуації.

Одним із ключових аспектів управління ризиками є визначення типів ризиків, які можуть виникнути в діяльності підприємства. Це можуть бути фінансові ризики (валютні коливання, кредитний ризик), операційні ризики (втрати, пов'язані з виробництвом), стратегічні ризики (зміни на ринку, стратегічні рішення), ризики пов'язані з репутацією та інші.

### **1.1.1 Ідентифікація та управління ризиками**

Ідентифікація ризиків - це перший крок у процесі управління ризиками. Вона вимагає аналізу внутрішніх та зовнішніх чинників, які можуть стати джерелом ризиків для підприємства. Оцінка ризиків включає в себе оцінку ймовірності виникнення ризику та його впливу на бізнес. Це може бути здійснено за допомогою різних методів, таких як аналіз SWOT, матриця ймовірності-впливу та інші аналітичні інструменти.

Після оцінки ризиків розробляються стратегії управління ризиками, які можуть бути призначені для мінімізації, передбачення чи прийняття ризиків у певних обсягах. Ці стратегії можуть включати в себе перестраховування, використання фінансових інструментів для захисту від ризиків, розробку планів бізнес-контингенту та інші.

Управління ризиками - це постійний процес, який потребує постійного моніторингу та оновлення стратегій відповідно до змін ситуації. Моніторинг ризиків допомагає вчасно реагувати на зміни та мінімізувати їхні наслідки на діяльність підприємства.

Управління ризиками - це ключовий аспект у будь-якому бізнесі, який допомагає підприємствам бути стійкими, адаптивними та успішними в умовах постійних змін та невизначеності на ринку.

Загальний огляд методів управління ризиками на підприємстві включає розгляд різних підходів та стратегій, спрямованих на ідентифікацію, оцінку, керування та мінімізацію можливих загроз та випадків, які можуть вплинути на функціонування компанії. Ці методи можуть бути важливими для



забезпечення стабільності, уникнення втрат та забезпечення стійкості в умовах невизначеності та змін на ринку.

Одним із основних методів є превентивні стратегії, які спрямовані на уникнення виникнення ризиків або зменшення їхнього впливу. Ці стратегії включають у себе аналіз потенційних загроз, прийняття запобіжних заходів, впровадження нормативно-правових аспектів, які мінімізують ризики, а також розробку політики та процедур для попередження негативних наслідків.

Інший метод – це методи реагування на ризики, спрямовані на виявлення можливих загроз та розробку стратегій реагування на них у випадку їх виникнення. Ці стратегії включають у себе плани невідкладних заходів у разі виникнення кризової ситуації, підготовку команди до ефективного реагування, а також розвиток механізмів відновлення бізнесу після виникнення ризикованих ситуацій.

Поряд з цими стратегіями, розглядають також трансфер ризиків, який передбачає делегування частини ризику іншій стороні, наприклад, страхування, укладення угод з партнерами або використання фінансових інструментів для зменшення впливу ризиків на підприємство.

До цих методів також можна віднести аналітичні та кількісні методи, що використовуються для оцінки та кваліфікації ризиків. Це включає в себе різні математичні моделі, аналіз ймовірності та впливу ризиків, а також використання статистичних даних для прогнозування можливих наслідків та розвитку стратегій управління.

Важливо враховувати, що використання цих методів варіюється в залежності від типу бізнесу, його розміру та специфіки галузі. Ефективне управління ризиками вимагає гнучкості та постійного оновлення стратегій для адаптації до змінних умов і забезпечення стійкості підприємства.

Основні методи управління які будуть розглянуті в контексті даної роботи є

### **1.1.2 SWOT аналіз**

**Аналіз SWOT (Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats)** - цей метод дозволяє ідентифікувати внутрішні та зовнішні фактори, які можуть вплинути на підприємство. З цим методом обговорюють сильні та слабкі сторони компанії, можливості для розвитку та потенційні загрози.

SWOT-аналіз	Сильні сторони (Strengths)	Слабкі сторони (Weaknesses)
Можливості (Opportunities)	SO-стратегії (сильні сторони + можливості)	WO-стратегії (слабкі сторони + можливості)
Загрози (Threats)	ST-стратегії (сильні сторони + погрози)	WT-стратегії (слабкі сторони + погрози)

© Marketer.ua

Рис. 1.3. Swot-аналіз представлення

- **Матриця ймовірності-впливу:** Цей інструмент допомагає визначити ймовірність виникнення конкретного ризику та його можливий вплив на діяльність підприємства. Ризики розташовуються на матриці в залежності від ймовірності та потенційного впливу, що дозволяє приділити увагу найбільш критичним аспектам.
- **Аналіз варіантів та сценаріїв:** Підприємства проводять аналіз різних сценаріїв ризиків, враховуючи різні можливі варіанти подій. Це допомагає готувати плани дій в залежності від можливих сценаріїв, що забезпечує гнучкість та здатність реагувати на різні ситуації.
- **Страховання та резервування:** Підприємства можуть використовувати страхові поліси для перенесення частини ризику на страхові компанії. Також, резервування фінансових ресурсів для покриття негативних наслідків ризиків є важливим методом управління фінансовими ризиками.
- **Використання технологій:** Сучасні інформаційні системи та програмне забезпечення дозволяють підприємствам проводити аналіз

даних, моделювання ризиків та прогнозування можливих наслідків за допомогою різних алгоритмів та інструментів штучного інтелекту.

Ці методи є лише частиною широкого спектру стратегій та інструментів, які використовують підприємства для управління ризиками. Кожен метод має свої переваги та обмеження, і вибір конкретних методів залежить від специфіки підприємства, його галузі та поточних умов на ринку.

## 1.2 Типи фінансових ризиків

У цьому розділі ми розглядаємо попередні дослідження з аналізу ризиків підприємства з точки зору типів ризиків, тобто кредитного ризику, ризику банкрутства, гарантійного ризику та фінансового ризику, які узагальнюються на рисунку 5.



Рис. 1.2.1 Список фінансових ризиків

### 1.2.1 Кредитний ризик

Кредитний ризик підприємства відноситься до можливості втрати через невиконання зобов'язань однієї сторони або зміну кредитної якості або моралі у транзакції. Атрибути кредитного ризику підприємства характеризуються комплексністю, двосторонністю, транзитивністю, дифузністю, кумулятивністю, прихованістю, раптовістю та невизначеністю. Кредитні ризики переважно існують у різних кредитних операціях між фінансовими установами та підприємствами, підприємствами та підприємствами, урядами та підприємствами [32], [33].

Таблиця 1.1

Методи машинного навчання. SEM: Статистичне економетричне вимірювання. DL: Методи глибокого навчання. AC: Середня точність. IBDR: Інтегроване бінарне дискримінантне правило. AUC: Площа під кривою. NN: Нейронні мережі. CNN: Згорткові нейронні мережі. BPN: Мережа BP. KN: Мережа Кохонена. RF: Випадковий ліс. CC: Коефіцієнт кореляції. DGANN: Динамічна графова нейронна мережа з механізмом уваги. DNN: Глибока нейронна мережа. MLR: Багаторівнева лінійна регресія. PDA: Регресія панельних даних. DFT: Технологія злиття даних. OPM: Модель вартості опціонів. LR: Логістична регресія (це стосується лише машинного навчання). MNL: Мультиноміальна логіт-модель. CT: Класифікаційне дерево. RSRAB: Випадковий підпростір-реальний AdaBoost. GA: Генетичний алгоритм. M-GL: Багатопротильне графове навчання. TSMOFS: Двоетапний багатоцільовий відбір ознак. OLS: Метод найменших квадратів. FFE: Фіксовані ефекти фірми.

Тип	Країна	Період	Метрика	Категорія	Методологія
	China	1999 - 2004	AC	ML	IBDR

	China	2015 - 2017	AUC,KS	SEM	MLR
<b>Кредитный риск</b>	China	2011 - 2019	AC,Type I, II error	DL	M-GL
	Italy	2014	GC,SCC	Hybrid Model	MLR, CT, NN
	China	2012 - 2013	AC, Type I, II error	ML	RSRAB
	China	2019	AC	Hybrid Model	GA, SVM and NN
	China	2016 - 2018	AUC	ML	TSMOFS

	Belgian,U K	2011 - 2014	AUC	ML	SVM
<b>Ризик банкрутства</b>	Japan	2002 - 2016	AC	DL	CNN
	Korea	1995-1998	AC, Type I, II error	ML	BPN, KN
					Word Embedding , CNN,
	US	1994-201 4	AUC	DL	LR, RF, SVM
	US	1981 - 1995	P-value	SEM	Z-score, O-score
	German	1996-200 6	P-value	SEM	Z-score
	China	1997-200 5	CC	SEM	Regression

<b>Гарантійний ризик</b>	China	1999	P-value	SEM	Descriptive statistics
	Japan	1996-2002	P-value	SEM	Regression
	Asia	2013-2016	AUC	DL	DGANN
	Asia	2013-2016	Macro-F1 score	DL	DNN
	Slovak	2015	P-value	ML	MRA
	Worldwide	1992 - 2009	CC	SEM	PDA
<b>Фінансовий ризик</b>	Worldwide	2008-2013	P-value	ML	Panel regression
	Worldwide	2016-2020	AC	ML	PSO-BP

	China	-	AC	DL	DL, DFT
	Worldwide	1996-2013	P-value	SEM	OLS and FFE regressions

Кредитний ризик виникає з ряду причин, або в результаті невиконання платежів клієнтами, або в результаті внутрішнього некомпетентного управління бізнесом. Крім того, кредитний ризик також може виникнути від зовнішніх макропричин та від проблем самої фінансової компанії. Даффі та ін. [34] виявляють, що рівень та форма структури досягнення терміну погашення заборгованості підприємства залежить від дистанції дефолту підприємства. Белас та ін. [35] досліджують вплив детермінантів кредитного ризику МСП, зокрема звертаючи увагу на роль соціальних та економічних факторів. Танг та ін. [36] зосереджуються на впливі взаємодії між ринковими умовами та ризиком дефолту на кредитні спреди підприємств.

### 1.2.2 Ризик банкрутства

Ризик корпоративного банкрутства відноситься до можливості, що компанія може не зможе погасити свої борги або забезпечити необхідні кошти для підтримки своєї діяльності, що може призвести до банкрутства. Це може мати негативні наслідки для діяльності компанії, фінансової стабільності та зацікавлених сторін. Фактори, які можуть сприяти корпоративному банкрутству, включають фінансову структуру [37], структуру управління [38], характеристики директорів [39], корпоративну



соціальну відповідальність [40], макроекономічне середовище [41], глобальні шоківі події [42] тощо. Компанії, що стикаються з ризиком банкрутства, можуть змушені вживати заходів, таких як зниження витрат, збільшення доходів та розробка фінансових планів для зменшення свого ризику

- В цьому дослідненні ми обговорюємо обмеження поточних досліджень і пропонуємо п'ять потенційних напрямків досліджень для аналізу фінансових аналізу фінансових ризиків підприємств. Решта статті організована наступним чином. Розділ 2 формалізує проблеми аналізу ризиків підприємства з чотирьох різних напрямків, включаючи типи ризиків, деталізацію аналізу метрики аналізу та оцінки ризиків. У розділі 3 ми систематично представимо підходи, які використовуються найчастіше. Розділ 4 підсумовує основні моменти найбільш репрезентативних досліджень. Розділ 5 містить вказівки щодо майбутніх напрямків досліджень.

### **1.2.3 Гарантійний ризик**

Гарантійний ризик - це ризик, спричинений нездатністю кредитора повернути основну суму боргу та кредитора повернути основну суму та відсотки за кредитом через заставу або гаранта, коли позичальник застави або поручителя, коли позичальник не повертає кредит вчасно або не виконує своїх зобов'язань вчасно або оголошує дефолт. На рівні підприємств Кован та ін. [43] вважають, що часткові кредитні гарантії суттєво впливають на рівень дефолтів за застрахованими кредитами, що свідчить про те, що гарантії впливають на стимули фірм до погашення кредитів. погашати кредити. Цзянь та ін. [21] аналізують детермінанти участі китайських участі китайських фірм у гарантійному кільці з точки зору макроекономіки та мікроекономіки. На рівні фінансових установ GROPP та ін. [20] емпірично аналізують вплив державних державних гарантій на прийняття банками ризиків за допомогою природних експериментів. Крім того, у дослідженні щодо доцільності сек'юритизації облігацій, Ву та ін. [44] пропонують вираз норми прибутку цінних паперів на основі гарантійних листів і вводять два ключові показники для побудови моделі дохідності облігаційних цінних паперів.

### **1.2.4 Фінансовий ризик**

Фінансовий ризик - це ймовірність втрат, яких може зазнати підприємство через непередбачувані або неконтрольовані фактори. може зазнати підприємство через непередбачувані або неконтрольовані фактори, які спричиняють відхилення фактичних та очікуваних доходів спричиняють відхилення фактичного доходу від очікуваного в різних видах фінансової діяльності. Фінансові ризики можна поділити на ризик ліквідності ризик ліквідності, фінансовий ризик, інвестиційний ризик тощо, залежно від джерела ризику. Крім того, наявність фінансових ризиків може спричинити коливання вартості активів підприємства, зменшення доходів або погіршення фінансового стану. На фінансові ризики підприємств впливає багато факторів, які можна проаналізувати з двох аспектів: внутрішні та зовнішні фактори. До внутрішніх факторів належать управлінські рішення [45], внутрішній контроль, рівень фінансового менеджменту, рівень внутрішній контроль, рівень фінансового менеджменту, корпоративну культуру та інші фактори [46], [47]. Зовнішні фактори включають економічне середовище [48], ринкове середовище [49]. середовище [48], ринкова конкуренція, закони та нормативні акти, галузеві ризики, коливання на фінансових ринках тощо. Підприємства можуть запобігти фінансовим ризикам фінансові ризики шляхом створення системи попередження фінансових ризиків та аналізу внутрішнього та зовнішнього середовища [49], [50], [51].

### **2.3 Деталізація аналізу ризиків**

У цьому розділі ми розглянемо попередні дослідження щодо аналізу ризиків з точки зору різної деталізації, тобто ризику окремого підприємства ризик ланцюга підприємств та системний ризик, які узагальнені в Таблиці 2.

#### **2.3.1 Ризик окремого підприємства**

Окремі підприємства стикаються з багатьма ризиками під час своєї діяльності, а також зазнають на них також впливають різні фактори тиску під час управлінської діяльності. процесі торгівлі, як правило, співпрацюють

кілька підприємств, щоб досягнення найкращих результатів. У цьому розділі ми проаналізуємо індивідуальні підприємницькі ризики залежно від типу галузі та виявимо, що сучасні дослідження здебільшого зосереджені на промисловості та переробній галузі. Для промисловості системи вибору бар'єрів демонструють кращі можливості калібрування та дискримінації, ніж для інших галузей. калібрації та дискримінації, ніж інші ринкові моделі, такі як моделі, такі як Мертон (1974) або Блек і Кокс (1976) [66]. Інші дослідження були зосереджені на порівняльному аналізі традиційних статистичних методів для розмежування ційних статистичних методів для класифікації та прогнозування лиха, а саме LDA та NN. У виробничій та будівельній галузях промисловості пропонуються нові методи для покращення передбачуваності банкрутства підприємств та ність ризиків корпоративного банкрутства та неплатоспроможності, такі як самоорганізовані карти (Self- організовані карти (SOM) [67] та моделі Z-рахунку [68]. У галузі роздрібної торгівлі У роздрібній торгівлі багатогалузеве дослідження банкрутства деяких корейських компаній може бути використане для побудови корейських компаній можна використати для побудови галузевої моделі прогнозування неплатоспроможності [69]. Що стосується фінансової галузі, попередні дослідження були зосереджені на банках [70], і аналіз процесу поширення ризику між банками поширення ризику між банками є надзвичайно важливим [71], [72].

### **1.2.2 Ризик ланцюжка підприємств**

Ланцюг підприємств - це макроконцепція, яка, по суті, відноситься до групи компаній з певними внутрішніми зв'язками, включаючи структурними та вартісними зв'язками. Підприємницькі ланцюги можна поділити на ланцюги поставок, гарантійні ланцюги та ланцюги на ланцюги постачання, гарантійні ланцюги, транзакційні ланцюги та кредитні ланцюги. У цьому розділі представлено аналіз ризиків для різних підприємницьких ланцюгів. У дослідженні ланцюгів поставок. Хекманн та ін. [73] визначають основні характеристики, що використовуються для визначення, кількісної оцінки та моделювання ланцюгів поставок на основі огляду літератури. Однак Бабіч та ін. [74] виявляють, що конкуренція між постачальниками [74] виявили, що конкуренція між постачальниками в ланцюгу поставок впливає на

рівноважну оптову ціну. Бломе та ін. [75] представляють пропозиції щодо того, як фірми управляють ризиком постачання під час фінансової кризи. У контексті гарантійних ланцюгів Ченг та ін. [76] досліджують прогнозування послідовних подій дефолту для мережевих гарантованих кредитів. Аналогічно, щодо ланцюжків транзакцій, використовуючи дані про транзакції та змінні на основі платіжних мереж, а не даних фінансового обліку, Коу та ін. [14] пропонують модель для прогнозування банкрутства МСП. Більше того, що стосується кредитних ланцюжків, Battiston та ін. [77] пропонують просту модель виробничої мережі застосовуючи відносини "постачальник-клієнт", що включають в себе торгівлю та наданням кредитів.

### 1.2.3 Системний ризик

Системний ризик - це ризик, притаманний всьому ринку або ринковому сегменту, спричинений факторами, що знаходяться поза контролем конкретної компанії або окремої особи. Ми представляємо огляд системного ризику виходячи з його джерел. Як показують нещодавні дослідження [78], [79], [80], [81], системні тичні події, включаючи епідемії, а також терористичні атаки [82], мають потенціал для суттєвого впливу на глобальну економіку. Як ілюстрація, під час пандемії COVID-19, медичний та технологічний сектори зазнали зростання активності та доходів. активності та доходів, тоді як галузі, пов'язані з туризмом, постраждали через глобальні обмеження на пересування [60]. Крім того, формування та імплементація національних політик має важливе значення для них та реалізація національної політики займають ключову позицію у формуванні траєкторії позицію у формуванні траєкторії розвитку економіки країни [61], [83]. Наприклад, дерегуляція банківської діяльності на національному рівні посилює ринкову владу банків на місцевому ринкову владу банків, але зменшує інновації та ризики для молодих приватних фірм [63]. молодих приватних фірм [63], [84]. Крім того, збій у фінансовій мережі може призвести до фінансової мережі може спричинити ефект доміно, який може призвести до широкомасштабних системних збоїв. [85], [86], [87]. Для того, щоб повністю зрозуміти цю проблему, Petrone та ін. [88] і Tafakor et та ін. [89] присвячені розробці моделей фінансових мереж, які можуть виявити механізми зараження та ідентифікувати потенційні патерни системних загроз

між вузлами.

### 1.3 Аналіз ризиків на рівні підприємства

У таблиці 3 представлено попередні дослідження з аналізу ризиків з точки зору аналізу ризиків підприємства, а саме: фінансові показники, нефінансові текстової інформації, реляційних даних та інтеграції розвідданих. А на Рисунку 4 показано динаміку публікацій з питань корпоративної ризик-розвідки за останні роки. корпоративних ризиків за останні роки.

#### 1.3.1 Фінансовий індекс

Фінансові показники відносяться до відносних показників для підприємств для узагальнення та оцінки фінансового стану та результатів діяльності підприємств, у тому числі показники платоспроможності результатів діяльності, включаючи показники платоспроможності, операційної спроможності та прибутковості. У цьому розділі ми всебічно розглянемо вплив фінансових показників на корпоративний ризик. Платоспроможність - це здатність компанії сплачувати поточні зобов'язання за рахунок поточних активів. ність компанії сплачувати поточні зобов'язання за рахунок поточних активів, що залежить, головним чином, від того, чи є структура капіталу та довгостроковий прибуток від того, чи є структура капіталу компанії та її довгострокова прибутковість прийнятними. Серед них коефіцієнт співвідношення активів і пасивів [103], [106], коефіцієнт швидкої ліквідності [92], оборотний капітал тощо - все це чудові корпоративні показники, які використовуються для вивчення детермінант банкрутства та аналізу характеристик ризику. Дані кредитно-дефолтних свопів (CDS) та дані про облігації також широко використовуються для вивчення їх взаємозв'язку з корпоративним ризиком [107], [108]. ризиком [107], [108], [109]. Важливими показниками операційної спроможності підприємства є оборотність запасів, яка ційної спроможності підприємства включають коефіцієнт оборотності запасів, коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості, коефіцієнт оборотності оборотних активів, коефіцієнт

оборотності дебіторської заборгованості, оборотність оборотних активів, загальну оборотність активів тощо. активів, коефіцієнт загальної оборотності активів тощо. Ризики, що виникають внаслідок недостатньої ліквідності коштів часто заслуговують на увагу [110]. Серед них Takahashi et та ін. [111] виявили, що рух капіталу деяких збанкрутілих компаній значно зменшився після дослідження типових фінансових характеристик збанкрутілих компаній в Японії. характеристик збанкрутілих компаній в Японії. Прибутковість відноситься до здатність підприємства отримувати прибуток, включаючи валовий дохід від реалізації, чистий дохід від реалізації валового доходу, чистого доходу, чистих активів та рентабельності власного капіталу. Ці показники часто використовуються для розрахунку норми прибутку компанії і стабільність попиту та пропозиції, що допомагає банкам прогнозувати кредитоспроможність підприємств і пом'якшувати фінансові труднощі та дефіцит ліквідності на міжбанківському ринку [112], [113].

### 1.3.2 Нефінансова інформація

Нефінансові змінні вимірюють успіх бізнесу в таких сферах, як операції, клієнти та працівники. Безперечно, нефінансові змінні, пов'язані з клієнтами, включають рівень відтоку клієнтів, особистий рейтинг тощо [114], [115]. [114], [115]. Чжан та ін. [115] досліджують вплив процентних ставок та відтоку клієнтів на прибутковість банку та утримання клієнтів. ня клієнтів. Що стосується нефінансових змінних, пов'язаних з працівниками, структура правління стала одним із найчастіше досліджуваних факторів [116], [117]. Існуючі підходи [118], [119], [120] досліджували вплив таких характеристик даних, як коефіцієнт плинності директорів, розмір ради директорів розмір ради директорів та дуалізм генерального директора, на корпоративний кредитний ризик. Відповідно нефінансові змінні, пов'язані з діяльністю компанії, зазвичай включають бізнес-цикл та макроекономічні змінні [57], [121], [122]. Kang та ін. [123] і Giesecke та ін. [124] аналізують вплив вплив індексів, пов'язаних з цінами (ризик зміни цін на енергоносії, ризик зміни цін на ресурси, інфляційний ризик) та індексів, пов'язаних з національним розвитком (ВВП), на ризик корпоративного дефолту.

Компанії можуть використовувати можливості новин та аналізу настроїв для оцінки ризику, аналізуючи текстової інформації, що міститься в

новинних повідомленнях, та якісного ризику розкриття інформації про якісні ризики в корпоративній звітності. Цай та ін. [125] і Найман та ін. [126] використовують аналіз новинних настроїв на великому обсязі новин для прогнозування показників кредитного ризику та волатильності для прогнозування показників кредитного ризику та волатильності компаній. Крім того, юридичні документи також можуть надати цінну цінну інформацію для оцінки ризику. Інъ та ін. [9] і Альтман та ін. [127] об'єднують інформацію, пов'язану з юридичними діями, вжитими кредиторами для стягнення непогашеної заборгованості, історію подачі документів компанії, консолідований аудиторські звіти/висновки, специфічні характеристики фірми та судові рішення для побудови моделей прогнозування судження для побудови моделей прогнозування ризику дефолту підприємств. Крім того, конференц-дзвінки [128], [129] та тексти інтерв'ю [130], [131] також можуть бути використані для аналізу корпоративного ризику.

### 1.3.3 Реляційні дані

Реляційні дані визначають взаємозв'язки між об'єктами і широко використовуються при вивченні взаємозв'язків між окремими підприємствами або підприємствами, наприклад, відносини між акціонерами, співпраця відносини, відносини в ланцюжку поставок, відносини в управлінні тощо [15], тощо [15]. Він може бути використаний для вивчення мережі взаємозв'язків між МСП та коопераційних відносин фірм [101]. А добре побудована мережа корпоративних відносин може бути опрацювати за допомогою HGNN, яка фіксує інформацію на різних рівнях. Крім того, цей підхід ефективно поєднує фінансові дані та дані про взаємовідносини компанії, що дозволяє що дає змогу точніше оцінити корпоративний фінансовий ризик, а також дослідити мережі корпоративних зв'язків. ризиків та дослідження мереж корпоративних відносин [99]. Так, Наприклад, Tobback та інш [15] використовують дані про взаємовідносини для побудови мережі корпоративних зв'язків та прогнозування корпоративних ризиків. прогнозування корпоративних ризиків.

Реляційні дані також застосовуються для вивчення відносин у ланцюгах поставок зв'язків у ланцюгах поставок. Збираючи дані про взаємозв'язки в ланцюгах поставок між підприємствами (включаючи прямих постачальників,

постачальників нижчого рівня та взаємодії між постачальниками), можна побудувати мережу ланцюга поставок, що складається з декількох рівнів постачальників. Що містить кілька рівнів постачальників, можна побудувати мережу ланцюга поставок. Наприклад, Ван та ін. [100] використовують методи аналізу соціальних мереж для аналізу структурних характеристик мережі ланцюгів поставок, визначення ключових підприємств та потенційних точок ризику. Реляційні дані також можуть бути використані для дослідження зв'язків між МСП та побудови відповідних топологій. Yang et al. [102] ефективно аналізують фінансовий ризик шляхом побудови графіка ланцюга поставок.

### 1.3.4 Інтеграція даних

При оцінці корпоративного ризику використовуються різні види інформації. Збираються різні види інформації. Як правило, фінансові дані інтегруються з нефінансовими даними для отримання всебічної інформації. Нефінансова інформація, така як розмір фірми, індекси корпоративного управління [132] та аудиторські висновки [133], вже було продемонстровано практичну користь у прогнозуванні ризиків. Через різноманітність цілей дослідження конкретні типи нефінансової інформації, що використовуються в оцінці ризиків оцінки ризиків можуть відрізнятися. Крім того, в управлінні ризиками спостерігається зростаюча тенденція до ризик-менеджменту до об'єднання реляційних даних з фінансовими даними. Cleofas [134] поєднує бухгалтерську звітність з бізнес-інформацією інформацією, даними про клієнтів банку та записами про заявників на отримання кредиту, щоб прогнозувати банкрутства. Такі дані відображають взаємозв'язок між компанією та пов'язаними з нею підприємствами [135], або відносини між компанією та банками [136]. Інтеграція також відбувається між трьома типами даних, згаданими вище. Наприклад, Zhao [137] використовують дані про транзакції, новини в Інтернеті, а також інформацію про взаємовідносини компаній та їхніх керівників. Компанії та інформацію про керівників для прогнозування руху акцій.



## 1.4 Оцінка ризиків підприємства

### 1.4.1 Набори даних

Тут представлено різні набори даних, що використовуються для аналізу ризиків підприємства у Таблиці 2.

Таблиця 1.2

Опис наборів даних.

Датасет	Завдання	Опис	Період
SMEsD	Прогнозування ризику банкрутства	Цей набір даних є еталонним набором даних, створеним шляхом збору реальних даних про малих та середніх бізнесів з різних джерел.	2014-2020
Дані лістингових страхових компаній [138].	Розрахунок вартості капіталу компанії вартості капіталу компанії	Цей набір даних включає публічні дані страхових компаній, що торгуються на біржі страхових компаній у базі даних CRSP/Compustat.	
Дані про зареєстровані підприємства [139]	Прогнозування кредитного ризику	Цей набір даних включає 46 малих та середніх бізнесів	2014-2015
Дані опитування [75].	Управління ризиками ланцюга поставок	Цей набір даних містить записи інтерв'ю з керівником або менеджером із закупівель	2009-2010

		супервайзера або менеджера із закупівель.	
Формация по судовим рішенням [140]	Прогнозування кредитного ризику	Цей набір даних містить судові рішення щодо 1091 компанії	2010-2017
Кредитний портфель банку [141].	Прогнозування кредитного ризику	Цей набір даних є кредитним портфелем грецького комерційного банку, що складається з фінансових даних 200 компаній.	1994-1997
Фінансові дані про банкрутство [142].	Прогнозування ризику банкрутства	Цей набір даних складається з бухгалтерських даних та базової всіх норвезьких товариств з обмеженою відповідальністю	1995-1999

Ці набори даних охоплюють різні типи та області інформації, надаючи науковцям багатий матеріал для аналізу та оцінки фінансових ризиків підприємств. для аналізу та оцінки фінансових ризиків підприємств. Найбільш широко використовувані набори даних набори даних, які найчастіше використовувалися в попередніх дослідженнях, включають набори даних про малі та середні підприємства (МСП), фінансові дані, фондові дані, рейтингові дані, дані про кредитні гарантії кредитних гарантій тощо. Раніше більшість традиційних статистичних економетричних економетричні моделі значною мірою покладаються на фінансові та текстові дані для оцінки підприємницького ризику. Однак, з розвитком машинного навчання та підходів до глибокого навчання підходів до машинного навчання

та глибокого навчання, зараз використовується ширший спектр наборів даних. використовується ширший спектр даних. Наприклад, дані про банківські кредити та кредитні гарантії надають інформацію про фінансові та кредитні ризики.

### 1.4.2 Показники оцінювання

Показники оцінки мають вирішальне значення в процесі моделювання. Приблизні індекси повинні бути обрані для оцінки ризиків. Для різних завдань і моделей слід обирати різні показники. У цьому розділі детально розглядаються чотири оціночні показники. Статистика Колмогорова-Смірнова (KS): Критерій K-S досліджує розподіл неперервних випадкових величин і оцінює ефективність дискримінації моделі.

Використовуючи KS, Chang та інші. [9] проводять 10 незалежних 10-кратних перехресних перевірок, прогнозуючи продуктивність розпізнавання моделі та отримують 100 оцінок продуктивності оцінок продуктивності. AUC: Крива AUC, розташована під кривою ROC і обмежена осями осями, вимірює відокремлюваність і якість навчання. Це важливий показник для прогнозування фінансових ризиків [143], де більший AUC вказує на кращий класифікатор. свідчить про кращий класифікатор. AUC порівнює ефективність прогнозування для жорстких, м'яких та інтегрованих ознак за допомогою різних підходів. Для прогнозування ризику дефолту, що є проблемою незбалансованої класифікації, AUC відображає AUC більш повно відображає ефект навчання класифікатора [144], [145]. F-міра: F-міра, яка є зваженим гармонічним середнє гармонійне значення точності та запам'ятовування, є гарним вибором для оцінювання незбалансованих моделей класифікації [145]. Вищі значення F-міри свідчать про кращу обробку незбалансованих моделей класифікації. ють кращу обробку незбалансованих даних [133]. Чжу та ін. [146] оцінюють методи IEMML (тобто мульти-бустінг та RS-бустінг) на 377 наборах даних, використовуючи F-міру як метрику оцінки.

Каппа-міра: Використовуючи матриці плутанини, каппа-коефіцієнт вимірює точність класифікації, консистентність і Карра-коефіцієнт вимірює точність класифікації, враховує випадкову узгодженість і пропонує кращі показники

ефективності. ність і пропонує краще відображення продуктивності, ніж точність або точність або точність і пригадування. Це хороший варіант для оцінки незбалансованої класифікації даних, з вищими коефіцієнтами, що вказують на кращу попередню класифікацію [133]. дикції [133].

## 1.5 Висновок

У даному розділі проведено аналіз та огляд стратегій та інструментів управління фінансовими ризиками на рівні підприємства. В контексті сучасної глобальної економіки, де невизначеність та змінність є сталим явищем, управління ризиками стає важливим компонентом успішного фінансового управління.

Один із ключових аспектів, розглянутих у роботі, - ідентифікація та управління різними типами фінансових ризиків. Розглянуто кредитний ризик, ризик банкрутства, гарантійний ризик, фінансовий та системний ризики, що можуть впливати на фінансовий стан підприємства. Дослідження виявило, що кожен з цих видів ризиків має свою специфіку та потенційний вплив на діяльність підприємства. Не менш важливою частиною роботи є аналіз ризиків на рівні підприємства. Використання фінансових та нефінансових показників, реляційних даних та їх інтеграція були важливими етапами для глибшого розуміння природи ризиків та їх впливу на функціонування бізнесу. Це дозволило не лише виявити фактори ризику, а й створити підґрунтя для розробки стратегій управління цими ризиками.

Важливо відзначити потребу в постійному вдосконаленні підходів до оцінки ризиків. Використання різних наборів даних та показників оцінювання допомагає підприємствам створити більш точні та комплексні моделі управління ризиками. Це є критичним для забезпечення стійкості та ефективності фінансової стратегії підприємства, особливо в умовах зростаючої невизначеності та конкурентного середовища.

У цілому, отримані результати наголошують на важливості проактивного управління ризиками. Особливо у сфері фінансів, де вірне управління ризиками може мати вирішальне значення для збереження стабільності та відновлення підприємницької діяльності під час негативних впливів економічних чинників. Загальні висновки цієї роботи демонструють

необхідність постійного моніторингу ризиків та активного впровадження стратегій з їх управління для досягнення стійкості та ефективності фінансової діяльності підприємства.

## РОЗДІЛ 2 МЕТОДОЛОГІЇ

У цьому розділі представлено аналіз методологічних підходів, спрямованих на управління ризиками в контексті діяльності підприємств. Дослідження охоплює широкий спектр методів, які використовуються для прогнозування, оцінки та контролю ризиків, що впливають на бізнес-процеси. Розділ починається з ретельного аналізу статистичних економетричних методів, включаючи регресійні моделі, Z-рахунок, модель Мертона, модель KMV та інші, які базуються на статистичних даних для оцінки й передбачення ризиків. Далі розглядаються алгоритми нейронних мереж та методи машинного навчання, включаючи в себе логістичну регресію, машину опорних векторів, дерево рішень, випадковий ліс, генетичні алгоритми та інші, що мають значний потенціал у сфері управління ризиками підприємств. Подальший розділ присвячено методам глибокого навчання, які включають у себе згорткові нейронні мережі, автокодери, графові нейронні мережі та різноманітні гібридні моделі. Кожен з цих методів досліджується в контексті їхнього потенціалу для управління ризиками та прогнозування фінансових труднощів. Наприкінці розділу проводиться огляд репрезентативних робіт, що включають у себе корпоративну розвідку, моделі аналізу, механізми зараження та проблему інтерпретованості ризиків, що визначають та аналізують ключові аспекти управління ризиками на підприємствах. Розділ відображає широкий спектр методичних підходів та інструментів, використовуваних для розуміння, прогнозування та зменшення ризиків у сфері бізнесу.

### **2.1.1 Статистичні економетричні методи**

У представлено попередні дослідження з аналізу ризиків у розрізі з точки зору моделей аналізу, а саме: статистична модель, модель машинного

навчання модель, модель машинного навчання, модель глибокого навчання та гібридна модель. На рисунку 6 представлено хронологічний огляд впливових методів аналізу підприємницьких ризиків методів аналізу корпоративних ризиків.

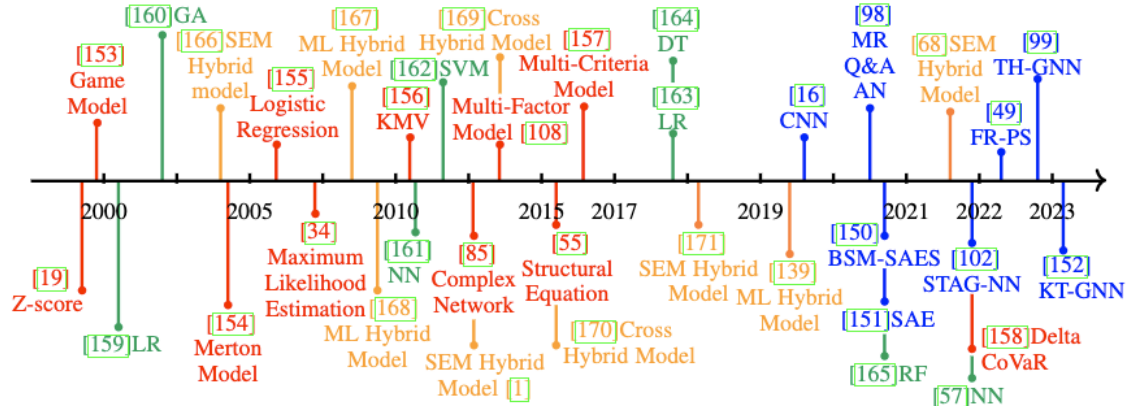


Рис. 2.1 Хронологічний огляд методів вивчення підприємницьких ризиків. Методи червоного, зеленого, синього та жовтого кольору є відповідно статистично-економетричними методами, методами машинного навчання, методами глибокого навчання та гібридними моделями.

Вивчення підприємницьких ризиків бере свій початок з традиційних економічних дисциплін. У цьому розділі ми коротко представимо наступні основні статистичні моделі: Регресійна модель, модель Z-рахунку модель, модель Мертона, модель KMV, складна мережа, модель структурного рівняння, модель модель структурних рівнянь та факторна модель. Рисунок 6 ілюструє конвеєр кількох загальних традиційних моделей. У таблиці 7 представлено основні формули основних статистичних моделей, розглянутих у цьому розділі.

### 2.1.2 Регресійна модель

Регресійна модель відіграє вирішальну роль в економічному дослідженні, оскільки вона допомагає перевірити взаємозв'язок між дослідження, оскільки вона допомагає перевірити зв'язок між пояснювальними змінними та змінною відгуку. Багато класичних досліджень, пов'язаних з ризиком ризиків використовують регресійні моделі [9], [38], [106], [182]. Більш зокрема, Beasley та ін. [155] застосовують ординарну логістичну регресійну модель, щоб продемонструвати регресійну модель,

щоб продемонструвати, що впровадження управління ризиками на підприємстві управління ризиками на підприємстві вимагає лідерства. Eskles та ін. [183] використовують пробіт-регресію для розрахунку ймовірності регресію для розрахунку ймовірності того, що підприємства впровадять ОУР. Хаберманн та ін. [182] застосовують панельну регресію для дослідження зв'язок між КСВ та банкрутством.

### **2.1.3 Модель Z-рахунку**

Модель Z-рахунку використовує набір фінансових коефіцієнтів для оцінки фінансових труднощів компанії. Вона враховує наступні фактори до уваги такі фактори, як розмір активів, ліквідність, прибутковість, фінансова структура, здатність обслуговувати борг та використання активів для прогнозування. Тому він широко застосовується у практиці банкрутства [19], [184], [185]. кастингу [19], [184]. Підприємство з показником Z-рахунку нижче 1,8 вважається такою, що має високий ризик банкрутства [2]. Зокрема, Сюй та ін. [185] використовують модель для прогнозування ризику банкрутства японських компаній, що котируються на біржі, а Grop та ін. [186] використовують її для вимірювання ризику банку за державними гарантіями.

### **2.1.4 Модель Мертона**

Модель Мертона, запропонована Мертоном у 1974 році [187], є відома модель вимірювання кредитного ризику, яка насамперед оцінює ризик корпоративного дефолту з точки зору ціноутворення опціонів [188], [189]. Вассалу та ін. [154] застосовують модель Мертона для оцінки ризику дефолту окремих компаній та аналізують вплив ризику дефолту на дохідність акцій. Однак її застосування не обмежується лише оцінкою ризику дефолту. обмежується лише оцінкою ризику дефолту. Сюй та ін. [185] також використовують модель Мертона для виявлення ознак корпоративного банкрутства на основі інформації про ціни опціонів, тоді як Хілс та ін. [185] використовують інформації про ціни на опціони, тоді як Хільшер та ін. [190] проводять дослідження щодо взаємозв'язку між бета-критерієм



неспроможності моделі Мертона, спредами CDS спредами CDS та кредитними рейтингами.

### **2.1.5 Модель KMV**

Модель KMV, що походить з теорії ціноутворення опціонів Мертона, оцінює ймовірність дефолту. Вона в основному використовує дані фондового ринку для оцінки ймовірності дефолту компанії. дані фондового ринку для оцінки здатності компанії погашати кредити та визначити фактичну ймовірність дефолту. Незважаючи на суворі припущення припущення, модель виявляється ефективною в певних аспектах. Наприклад наприклад, Рейз та ін. [66] застосовують модель KMV для оцінки ймовірності банкрутства компаній. Чен та ін. [156] покращують прогностичну валідність моделі KMV для кредитних дефолтів МСП, що котируються на біржі в Китаї. МСП, що котируються на біржі в Китаї, шляхом коригування її параметрів. Для вивчення взаємозв'язку між технологічною конкуренцією та банкрутством підприємств банкрутством, Eisdorfer та ін. [191] використовують три моделі оцінки ризику банкрутства, включаючи модель KMV. ризику банкрутства, в тому числі модель KMV, як контрольні змінні.

### **2.1.6 Складна мережа**

Складна мережа складається з великої кількості вузлів та складних взаємозв'язків між ними. Багато дослідників використовують цю структуру для аналізу фінансового та системного ризику [85], [192], [193]. Зокрема, Чжу та ін. [192] застосовують комплексний мережевий метод для дослідження поширення міжнародних фінансових ризиків. Wu та ін. [193] пропонують модель SICM на основі складних мереж для вивчення механізму поширення фінансових ризиків. Chen et та ін. [3] приймають позамасштабні мережі як основу для аналізу корпоративного кредитного ризику в мережах ланцюгів поставок.

### **2.1.7 Модель структурних рівнянь**

Модель структурних рівнянь (MP) - це статистичний метод для оцінки взаємозв'язків між змінними. MP часто використовується для аналізу анкет і змінних, які важко точно виміряти, і він знайшов широке застосування в дослідженнях ланцюгів поставок [55], [194], [195], [196]. Зокрема, Імберович та ін. [197] використовують SE для аналізу кореляції між ліквідністю та кредитним ризиком. Jajja та ін. [196] застосовують SE для дослідження взаємозв'язку між ризиком ланцюга поставок виробничих фірм та гнучкістю фірми продуктивністю фірми. Мунір та ін. [195] застосовують SEM для дослідження зв'язку між інтеграцією ланцюгів поставок та управлінням ризиками ланцюгів поставок.

### **2.1.8 Факторна модель**

Факторні моделі схожі на регресійні моделі в тому, що вони обидві вивчають фактори впливу на залежні змінні. Однак, фактори у факторних моделях не піддаються безпосередньому спостереженню. Зазвичай моделі включають однофакторну модель [198], [199], трифакторну модель [200] та багатофакторну модель [201]. Трифакторна модель [200] та багатофакторна модель [108], [201]. Наприклад Наприклад, Wang та ін. [200] використовують трифакторну модель для дослідження ризику квартальної неоднорідності в ланцюгах поставок. Brusset et al. [198] використовують однофакторну модель для дослідження факторів, пов'язаних з еластичністю ланцюга поставок. Ang та ін. [108] застосовують дані про спреди CDS та багатофакторну модель для дослідження системного ризику фінансового ринку у суверенних країнах.

## 2.1.9 Інші статистичні моделі



Рис. 2.2 Загальна схема традиційних статистичних моделей

Таблиця 1.3

### Види статистичних моделей

Модель	Формула	Параметри та пояснення
Логістична регресія	$p = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X)}}$	$p$ : Ймовірність $y = 1$ ; $\alpha$ : Константа регресійної функції; $\beta$ : Рядкові вектори коефіцієнтів регресії; $X$ : Стовпчасті вектори пояснювальних змінних.
Z-score модель	$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 0.99X_5$	$X_1$ : Оборотний капітал/співвідношення загальних активів; $X_2$ : Нерозподілений прибуток/співвідношення загальних активів; $X_3$ : Прибуток до відсотків та податків/співвідношення загальних активів; $X_4$ : Ринкова вартість акцій/співвідношення загальних зобов'язань; $X_5$ : Загальні продажі/співвідношення загальних активів.
Merton модель	$c = S_0 N \left( \frac{\ln(S_0/K) + (r + \sigma^2/2)T}{\sigma\sqrt{T}} \right) - Ke^{-rT} N \left( \frac{\ln(S_0/K) + (r - \sigma^2/2)T}{\sigma\sqrt{T}} \right)$	$N(\cdot)$ : Функція кумулятивного розподілу ймовірностей стандартного нормального розподілу; $c$ : Ціна європейського опціону на купівлю; $S_0$ : Ціна акцій на момент 0; $K$ : Виконавча ціна; $r$ : Безперервно нарахована безризикова ставка; $T$ : Термін дії опціонів; $\sigma$ : Волатильність ціни акцій.

KMV модель	$DD = \frac{\ln \frac{E(t)}{D} + (r - \frac{1}{2} \sigma^2)(T-t)}{\sigma \sqrt{T-t}}$	<p>DD: Відстань до дефолту; r: Безризикова ставка доходності активів компанії;</p> <p>F (t): Поточна вартість активів компанії; D: Номінальна вартість боргу;</p> <p><math>\sigma F</math>: Волатильність річної вартості компанії; T: Довгостроковий борг; t: Короткостроковий борг.</p>
Structural Equation модель	$y_i = a + By_i + \Gamma x_i + \zeta_i, \text{var}(\zeta_i) = \Psi$	<p>p: Кількість ендогенних змінних; q: Кількість екзогенних змінних;</p> <p>y<sub>i</sub>: p × 1 вектор спостережуваних ендогенних змінних; B: p × p матриця кутів нахилу регресії; x<sub>i</sub>: q × 1 вектор спостережуваних екзогенних змінних; a: p × 1 вектор констант регресії; Γ: p × q матриця кутів нахилу регресії; ζ<sub>i</sub>: p × 1 вектор порушень;</p> <p>Ψ: p × p коваріаційна матриця порушень.</p>
Factor Model	$E(r_i) = r_f + \beta_{i,MKT}(r_m - r_f) + \beta_{i,SMB}(SMB) + \beta_{i,HML}(HML)$	<p>r<sub>i</sub>: Дохід від активів або портфеля i; r<sub>f</sub>: Безризикова ставка;</p> <p>r<sub>m</sub>: Дохід від ринку; β<sub>i</sub>: Вплив фактора;</p> <p>SMB: Симульовані доходи портфеля для фактора розміру на час t (маленькі мінус великі);</p> <p>HML: Симульовані доходи портфеля для фактора книжкової вартості на час t (високі мінус низькі).</p>

Існує багато поширених статистичних моделей у традиційних економічних та управлінських галузях для вивчення підприємницьких ризиків. Наприклад, Даффі та ін. [34] використовують оцінку максимальної правдоподібності для дослідження термової структури умовної ймовірності банкрутства підприємства. Angilella та ін. [157] розробляють модель кредитного ризику на основі багатокритеріальної моделі для оцінки інноваційних МСП. Кашон та ін. [153] використовують рівновагу Неша в теорії ігор для аналізу конкуренції та Неша в теорії ігор для аналізу конкуренції та співпраці між постачальниками та роздрібними торговцями. Розглядаючи міжнародні ціни на нафту, Maghyereh et та ін. [158] застосовують метод Delta CoVaR для вимірювання системного ризику банківських систем у країнах РСАДПЗ. Через обмеженість простору багато статистичних моделей не було згадано, але ці методи також сприяють вивченню корпоративного ризику.

## 2.2 Нейронні мережі

Нейромережа (Штучна нейронна мережа) — це математична модель, яка імітує структуру та функціонування біологічних нейронних мереж з метою вирішення різноманітних задач, таких як класифікація, регресія, прогнозування та генерація. В основі нейромереж лежать штучні нейрони, які об'єднуються в графові структури і передають сигнали один одному через ваги зв'язків. Завдяки процесу навчання, під час якого ваги та зміщення між нейронами оптимізуються, нейромережі стають здатними до виявлення закономірностей та залежностей у вхідних даних. Нейромережі активно використовуються в таких галузях, як комп'ютерний зір, машинний переклад, розпізнавання мови та інше.

Нейронні мережі - це складні системи, створені для моделювання роботи людського мозку. Структура мережі складається з різних шарів, які взаємодіють між собою для обробки та аналізу вхідних даних. Кожен шар має свою функцію, яка сприяє адаптації мережі до різноманітних завдань.

- Вхідний шар є першим етапом в процесі обробки інформації. Це місце, де дані подаються у мережу. Наприклад, у випадку зображення - це може бути піксельне представлення, або для тексту - це можуть бути окремі символи чи слова. Вхідний шар не модифікує ці дані, а просто приймає їх для подальшої обробки.
- Приховані шари - це етап, де відбувається основна обробка інформації. Ці шари отримують вхідні дані і проводять різні операції з ними. Кожен прихований шар має внутрішню структуру, яка дозволяє здійснювати складні математичні операції з даними. Приховані шари відповідають за аналіз та виявлення певних ознак чи шаблонів у вхідних даних.
- Вихідний шар відповідає за генерацію результатів на основі оброблених даних. Його вихід може бути у вигляді числових значень, класифікації або будь-якої іншої форми інформації, в залежності від призначення мережі. Наприклад, у випадку класифікації зображень, вихідний шар може вказувати на ймовірність того, що зображення

зображує собаку, кішку або інший предмет.

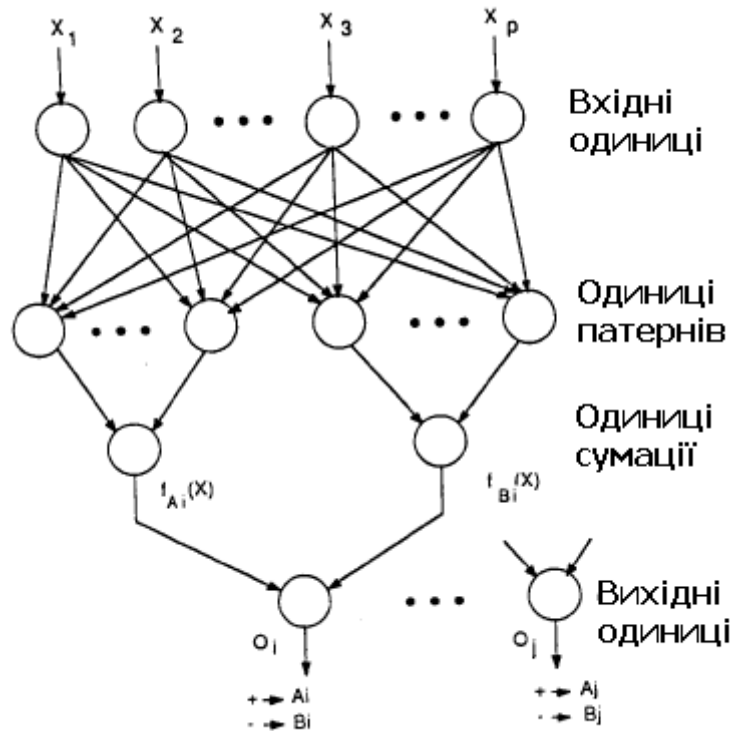


Рис 2.3 Схема нейрону в нейронних мережах

У кожному шарі мережі нейрони з'єднані між собою за допомогою ваги зв'язків. Ці ваги відіграють ключову роль у процесі навчання мережі. Під час навчання вони оптимізуються, щоб забезпечити більш точні результати прогнозування.

Окрім ваг зв'язків, кожен нейрон має параметр зміщення (bias), який дозволяє регулювати активацію нейрона. Це дозволяє мережі легше адаптуватися до різних вхідних даних та робити більш гнучкі перетворення.

Функція активації - це ще один важливий елемент нейронної мережі. Вона застосовується до кожного нейрона в прихованих та вихідних шарах, визначаючи їхню активність на основі вхідних сигналів. Ця функція може бути різною, в залежності від завдання та потреб мережі.

Розуміння роботи окремих шарів та їхніх взаємозв'язків допомагає краще осмислити внутрішню структуру нейромережі та зрозуміти, як вони пристосовуються до різних завдань.

### 2.2.1 Застосування нейромереж в різних галузях.

Нейромережі знаходять широке застосування в різних галузях промисловості та сферах життя, таких як:

- **Медицина:** Діагностика захворювань, аналіз медичних зображень, передбачення ефективності лікування.
- **Фінанси:** Виявлення шахрайства, прогнозування цін на акції, оптимізація портфелів інвестицій.
- **Маркетинг:** Прогнозування вподобань клієнтів, автоматичне створення рекламних матеріалів, аналіз споживчої поведінки.
- **Автоматичний переклад:** Нейромережі можуть навчатися перекладати тексти між різними мовами, забезпечуючи швидкий та точний переклад.
- **Розпізнавання мови:** Розпізнавання та розуміння голосових команд для керування різними пристроями, такими як смартфони та домашня техніка.
- **Автономні транспортні засоби:** Навігація, ухилення від перешкод та безпечне керування автономними автомобілями або дронами.
- **Безпека:** Аналіз відео та зображень для виявлення підозрілої діяльності, захист від кібератак або виявлення шахрайства.
- **Рекомендаційні системи:** Аналізувати історію перегляду користувача та рекомендувати продукти, фільми, музику та інше на основі їх вподобань.

### 2.2.2 Застосування нейромереж в контексті управління ризиками

У контексті управління ризиками, нейронні мережі можуть бути використані для прогнозування ймовірних ризикованих сценаріїв та оцінки їх впливу на діяльність підприємства. Вони можуть аналізувати великі обсяги даних, включаючи фінансові показники, тренди на ринку, історичні дані про ризики та інші фактори, для створення прогностичних моделей.

Використання нейронних мереж в управлінні ризиками може сприяти виявленню ризиків, які можуть залишитися непоміченими при традиційних методах аналізу. Вони можуть автоматично виявляти залежності та

неочікувані шаблони в даних, що дозволяє бізнесу реагувати на ризики оперативно та забезпечити більш точне прогнозування можливих подій.

Одним з прикладів застосування нейронних мереж у управлінні ризиками є їх використання в фінансових установах для прогнозування ризиків кредитування та визначення ймовірності несплати кредиту клієнтом. Також, вони використовуються для виявлення шахрайства та аномалій у фінансових операціях.

Однак, слід зазначити, що застосування нейронних мереж потребує великої кількості даних для навчання моделей, а також технічної експертизи для їх налагодження та оптимізації. Також, вони можуть бути складними у використанні та інтерпретації результатів, що потребує додаткового аналізу та експертної оцінки.

Моделі штучних нейронних мереж бути також використовуються для ідентифікації факторів ризику, оцінки рівня ризику і розробки антиризикових управлінських рішень в умовах цифрового взаємодії в системі управління рівнем ризику в діяльності підприємства і його підприємницькій екосистемі [7]. На підставі системної економічної теорії в структурі системи управління підприємства виділяють чотири основні транскордонні підсистеми, кожна з яких відповідним чином взаємодіє з підприємницькою екосистемою цього підприємства [8]:

- інтенціональна підсистема – об'єднує процеси, які пов'язані з формуванням і аналізом актуальності цілей підприємства;
- експектаційна підсистема – формує очікування щодо реакцій зовнішнього середовища підприємства на його поведінку та реалізовані управлінські рішення;
- когнітивна підсистема – відповідає за процеси формування бази знань про підприємство та його підприємницьку екосистему;
- функціональна підсистема – відповідає за дії, необхідні для виконання складною відкритою соціо-техно-економічною системою, якою є підприємство, свого цільового призначення. Саме шляхом взаємного впливу та спів дії цих чотирьох підсистем реалізуються плановий, прогнозний, інформаційний та операційних аспекти функціонування підприємства (рис. 8)

З точки зору управління ризиком кожна з наведених підсистем має свої особливості та виконує притаманні їй функції. Інтенціональна підсистема системи ризик-менеджменту підприємства об'єднує бачення майбутнього



місця підприємства у ринковому середовищі (візія), генеральну мету діяльності підприємства (місію) та систему цілей щодо розвитку кожної з функціональних підсистем та досягнення певних конкретних показників. Вимоги до формулювання цілей у контексті їх вимірності, коректності та конкретності дозволяють забезпечити якість процесу ціле визначення, економію часу та зменшення ризику в процесі підготовки управлінського рішення.



Рис. 2.4. типи підсистем системи управління ризиками

Наукове дослідження вказує на те, що корпоративна культура та стиль керівництва відіграють значну роль у визначенні якості цілей підприємства. Це визначається певним стилем менеджменту, який характеризує конкретну команду керівників у певній організації.

У контексті використання моделей штучних нейронних мереж у експектаційній підсистемі, необхідно проводити якісну інтерпретацію отриманих результатів у прогнозуванні факторів та можливих ризиків. Ризики в когнітивній підсистемі пов'язані з можливістю змін характеристик вхідних даних, що не відображають реальну ситуацію або мають обмежену якість як з якісного, так і з кількісного погляду. При цьому, ефективність моделі штучних нейронних мереж у вирішенні складних та неоднозначних ситуацій може бути обмеженою.

У рамках когнітивної підсистеми визначено три принципи, виконання яких є ключовим для належного використання моделей штучних нейронних мереж під час формування управлінських рішень та накопичення знань про ризики:

1. Прозорість моделей штучних нейронних мереж, що включає формування детальної документації та ланцюжків обробки інформації, включаючи опис використаних даних у моделі.
2. Надійність моделей, що передбачає уникнення збоїв чи помилок, які можуть виникнути внаслідок непередбачених обставин або некоректності навчальних даних.
3. Захист даних у моделях штучних нейронних мереж, що є важливим аспектом з урахуванням потенційної вразливості системи.

Ці принципи становлять основу для ефективного та надійного використання штучних нейронних мереж у вирішенні управлінських завдань та аналізу можливих ризиків.

Система управління ризиками та реалізація стратегій протидії ризикам використовують відповідний організаційний та технічний контроль у межах функціональної підсистеми. Ця підсистема охоплює аналіз ключових змін у діяльності підприємства та стеження за ризиковими факторами. Використання інструментів штучних нейронних мереж у цьому контексті дозволяє активно керувати ризиками.

Традиційний реактивний підхід до управління ризиками передбачає оперативну реакцію на виникнення ризикових ситуацій та компенсацію їх наслідків. У контексті проактивного управління ризиками спроби передбачити такі ситуації та уникнути їх через використання штучних нейронних мереж. Важливіше управлінські втручання спрямовані не на безпосередні наслідки, а на причини виникнення ризиків та їхні попередження.

З розвитком інформаційних технологій зміна зберігання даних змінилася. Від перенесення ключів доступу на дискети та USB-пристрої до зберігання інформації в хмарних сховищах чи дата-центрах. Однак, традиційні концепції управління ризиками не завжди ефективні в нових умовах. Це призвело до появи нової концепції - концепції імунітету.

У даному контексті, імунна система сприймається як складна структура у підприємницькій екосистемі. Її завдання - підготовка до захисту від будь-яких зовнішніх впливів. Цифровий імунітет екосистеми оцінюється

через витрати на можливу атаку, які повинні перевищувати потенційні збитки для такої системи.

Багатосторонні платформи, які виступають посередниками між підприємствами, створюють цифрові пропозиції для своїх контрагентів, розширюючи можливості базового підприємства. Така платформа створює мережі та групи, об'єднуючи партнерів, які можуть додавати свої дані та функції, розширюючи можливості цієї системи для нових учасників. Основна мета таких платформ - залучення більшої кількості користувачів, щоб розподілені транзакційні витрати були вигідними для всіх учасників.

Стратегія управління ризиками для підприємств, що входять до складу багатосторонніх платформ, має кілька напрямів. Самі платформи в цьому контексті працюють над зменшенням ризику в управлінні цінами, маркетинговими заходами та якістю, пропонуючи цифрові продукти. Для потенційних користувачів таких платформ, на відміну, важливо оцінити додаткові витрати та врахувати мережеві ефекти між користувачами. Розвиток системи управління ризиками у таких умовах спрямований на мінімізацію ризиків та оптимізацію витрат на дослідження ринків, пошук постачальників та покупців.

Загальним трендом в умовах розвитку цифрової економіки можна назвати формування складних цифрових багатосторонніх платформ, які об'єднують значну кількість підприємств, дозволяючи їм отримати доступ до ресурсів, споживачів або маркетингових каналів. На практиці це може означати, що підприємства змушені створювати інформаційні системи таким чином, щоб поступово інтегруватися або синхронізуватися з процесами своїх контрагентів для формування загальних баз даних, що дозволить розробляти набагато точніші прогнози і стратегії різного рівня за допомогою технологій штучних нейронних мереж. Ступінь свободи вибору рішення кожного підприємства знаходиться в зворотному відношенні до ймовірності отримання прийнятною для цифрової платформи стратегії [8]. При зростанні швидкості змін і ступеню невизначеності зовнішнього середовища, в якій здійснюється діяльність підприємства та його підприємницької екосистеми, можуть отримати суттєву перевагу тільки ті суб'єкти господарювання, які змогли синхронізувати темп зовнішніх змін з темпом адаптації до них. У разі занадто високої швидкості зовнішніх змін і низькому темпі адаптації можуть наступити несприятливі наслідки для підприємства у вигляді дестабілізації його діяльності, тому вважаємо, що використання штучної нейронної мережі

в системі управління рівнем ризику сприятиме подоланню фрагментарності даних, наявних в розпорядженні підприємства, і в тому числі завдяки цьому прискорить процеси прийняття рішень. Таким чином, реалізація антиризикових управлінських рішень в умовах розвитку багатосторонніх платформ і застосування технологій штучних нейронних мереж відкриває широкі перспективи для використання технологічних переваг аналізу і обробки великих масивів інформації

### **2.2.3 Методи машинного навчання**

Методи машинного навчання набули популярності в прогнозуванні та аналізі корпоративних прогнозуванні та аналізі ризиків підприємств. Порівняно з традиційними статистичними методами, машинне навчання має кілька переваг. Зокрема воно демонструє більшу адаптивність, що дозволяє йому більш ефективно обробляти нелінійні взаємозв'язки та багатовимірні дані. Фур-термометричні моделі машинного навчання мають сильнішу адаптивність. термор, моделі машинного навчання мають кращу масштабованість і можливості узагальнення моделей. У таблиці 8 наведено основні формули основних моделей машинного навчання та значення параметрів цих моделей у цьому розділі. На рисунку 7 показано загальний конвеєр моделей машинного навчання в аналізі корпоративних ризиків аналізі ризиків підприємства.

### **2.2.4 Логістична регресія**

Хоча логістична регресія підтримується теорією лінійної регресії, вона вводить лінійні фактори за допомогою сигмоїдальних логістична регресія (ЛР) вводить нелінійні фактори за допомогою сигмоїдної функції, таким чином, будучи здатною вирішувати проблеми класифікації. LR часто використовується для аналізу зовнішнього середовища та внутрішніх операцій компанії. Наприклад, Еверетт та ін. [41] провели спеціальне дослідження взаємозв'язку між макроекономікою та банкрутством малих підприємств. банкрутством малих фірм за допомогою LR. Вони виявили, що краще економічне середовище може призвести до банкрутства деяких фірм через їхню схильність до виходу з ринку після отримання прибутку.

Використовуючи модель LR, Зорн та ін. [163] аналізують проблему корпоративного банкрутства з точки зору звільнень, і виявили, що фірми, які скорочують штат, вдвічі частіше зазнають банкрутства, ніж ті, що не скорочують банкрутства вдвічі частіше, ніж фірми, що не скорочують штати.

### **2.2.5 Нейронні мережі**

Нейронна мережа (НМ) - це алгоритм машинного навчання, який імітує поведінкові характеристики нейронних мереж тварин і здатний до наскрізної обробки даних. Хваляться тим, що здатні обробляти нелінійні зв'язки та даними високої розмірності, NN широко застосовується у прогнозування ризиків на підприємствах. Наприклад, Coats та ін. [202] використовують NN для аналізу майбутнього фінансового стану компанії. Iturriaga et al. [203] поєднують багатошарові перцептрони та SOM для фінансової області. Можна не тільки передбачити ймовірність банкрутства, але й візуалізувати ймовірність банкрутства за три роки до того, як банкрутство станеться. Покращення результатів роботи NN можна досягти завдяки кращим методам навчання, кращій архітектоніці або кращим вхідним даним. архітектури або за рахунок кращих вхідних даних.

У роботі [204] автор аналізує NN модель у трьох аспектах: діапазон даних, архітектура ШН та час ітерацій. час ітерацій. Виявлено, що багаті дані можуть покращити продуктивність моделі, а останні два аспекти моделі, а останні два аспекти потрібно правильно оцінювати, щоб уникнути надмірного припасування. Крім того, багато досліджень оптимізували вхідні дані з різних точок зору, що призвело до покращення продуктивність моделі [57], [69], [205].

### **2.2.6 Машина опорних векторів**

Машина опорних векторів (SVM) - це тип узагальненого лінійного класифікатора, який виконує бінарну класифікацію за допомогою керованого навчання. Межа рішення SVM визначається гіперплощиною гіперплощиною з максимальним запасом, яка обчислюється на основі даних вибірки.

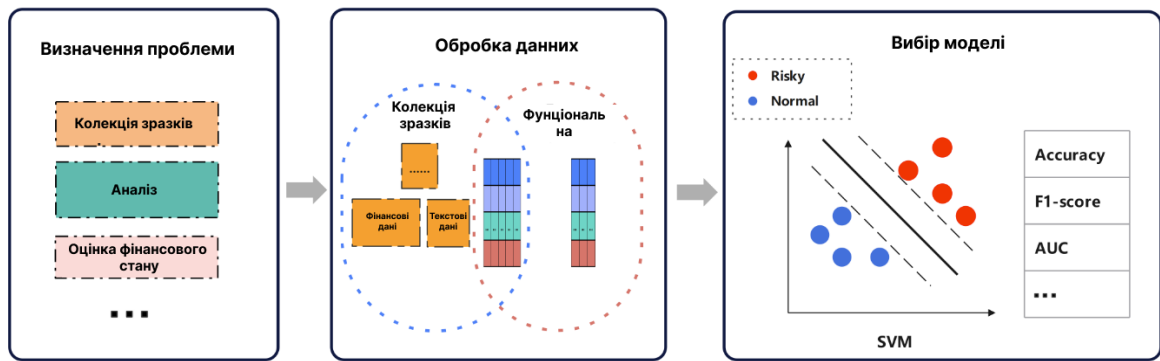


Рис. 2.5. Загальний конвеєр моделей машинного навчання

SVM широко використовується для прогнозування банкрутства, і це хорошим вибором для застосування SVM-моделі, коли розмір вибірки невеликий [206]. Крім того, вибір різних ядер для різних сценаріїв прогнозування може бути хорошим способом покращити продуктивність моделі [207]. Деякі методи, такі як вибір ознак та налаштування параметрів використовуються для покращення продуктивності SVM в аналізі корпоративних ризиків.

### 2.2.7 Дерево рішень

Дерево рішень (Decision Tree, DT) - це класичний алгоритм класифікації та регресії в машинному навчанні. алгоритм класифікації та розпізнавання в машинному навчанні. ДР - це простий і зрозумілий метод, який зазвичай використовується для простих завдань прогнозування або як компонент більш складних моделей прогнозування. моделей прогнозування. Як ілюстрацію, Делен та ін. [177] застосовують двоетапний двоетапний аналітичний підхід для дослідження ризику фірми. На першому етапі включав використання дослідницького факторного аналізу для перевірки базових вимірів фінансових коефіцієнтів. На другому етапі було використано чотири загальноживані моделі дерева рішень для дослідження потенційних взаємозв'язків між ризиком фірми та фінансовими коефіцієнтами. Sung та ін. [210] обрали DT як модель прогнозування банкрутства через її велику інтерпретованість. При роботі з надмірною кількістю змінних, DT також

можна використовувати для відбору змінних [211].

Для досягнення кращої продуктивності, різні методи оптимізації ДТ були запропоновані багатьма вченими. Ці методи включають ансамблеві методи та інші статистичні методи [145], [164], [212].

### **2.2.8 Випадковий ліс**

Алгоритм випадкового лісу (Random Forest, RF) є популярним ансамблевим класифікатором, який використовує декілька дерев рішень для навчання та прогнозування зразків. Він широко визнаний завдяки своїй стійкості і точності у вирішенні складних завдань класифікації. Хоча RF демонструє вражаючу точність, він часто вимагає більше часу для обробки великих наборів даних. Тому рекомендується використовувати RF, якщо висока точність прогнозування є критично важливою, а набір даних невеликий. RF також можна використовувати для виведення проміжних результатів. Поєднуючи теорію доказів та RF, Zhu та ін. [213] виявили, що результат класифікації RF використовується як фундаментальний розподіл ймовірностей для оцінки характеристик фінансового ризику, а правило синтезу доказів теорії доказів використовується для злиття інформації з різних джерел для визначення рівня фінансового ризику та відповідного розподілу ймовірностей. рівня фінансового ризику та відповідного розподілу ймовірностей.

### **2.2.9 Генетичний алгоритм**

Генетичний алгоритм (ГА) - це біологічно натхненний метод оптимізації, що імітує механізми природного відбору та успадкування, представлених у живих системах. ГА зазвичай використовується для багатоцільової оптимізації або для задач з чорним ящиком. Сучасні дослідження, як правило, використовують ГА як інструмент для дослідження правил або як компонент моделі аналізу ризиків підприємства [214]. Наприклад, у роботі [160] правила банкрутства видобуваються за допомогою ГА та застосовуються для прогнозування банкрутства. У роботі [215]

робастна модель прогнозування банкрутства побудована шляхом поєднання алгоритму генетичного програмування з теорією грубих множин.

### 2.2.10 Інші методи

У попередніх дослідженнях часто робилися спроби вдосконалити моделі машинного навчання моделі машинного навчання, поєднуючи теорії з різних галузей або інтегруючи декількох моделей для підвищення продуктивності. Yeh та ін. [216] поєднують DEA, грубі множини та SVM, щоб покращити здатність SVM прогнозувати банкрутство компанії. Tsakonas та ін. [217] пропонують застосування нейронних логічних мереж на основі генетичного програмування, які можуть пояснити структуру мережі за допомогою набору експертних правил. Більшість моделей, які використовують ансамблеві методи намагаються оцінити всі сценарії банкрутства, використовуючи або однаковий набір змінних або однаковий набір вибірок. У багатьох випадках ці два припущення не виконуються. Жарден та ін. [218] використовують бікластеризацію та ансамблі на основі нейронних мереж для прогнозування банкрутства. Методи бікластеризації можуть оцінювати підгрупи даних враховуючи можливі взаємозв'язки між вибірками та змінними. Чен та ін. [178] пропонують модель прогнозування банкрутства на основі адаптивного методу FKNN, а метод безперервного PSO використовується для визначення розміру околиці та нечітких параметрів моделі.

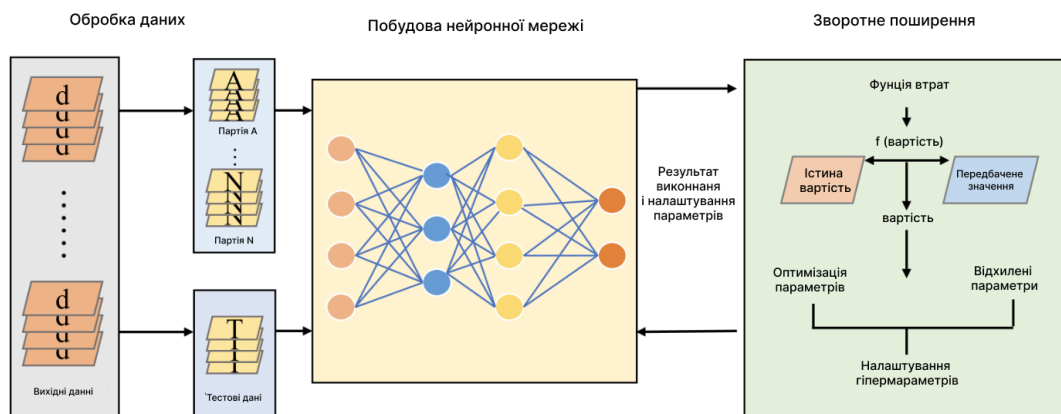


Рис. 2.6. Загальний конвеєр моделей машинного навчання



## **2.3 Методи глибокого навчання**

Глибоке навчання, підгалузь машинного навчання, яка використовує потужність штучних нейронних мереж, має складну архітектуру, що складається з декількох рівнів обробки даних. Завдяки зворотному поширенню параметри моделі постійно оновлюються, що дозволяє автономно досліджувати дані та генерувати нові дані та формування нових властивостей.

Таким чином, методи глибокого навчання долають обмеження функцій, розроблених вручну, і прокладають шлях до більш ефективного аналізу фінансових ризиків. У цьому розділі ми обговоримо різні застосування методів глибокого навчання в аналізі ризиків на основі їхніх структурних характеристик.

### **2.3.1 Згорткові нейронні мережі**

Згорткові нейронні мережі - це вдосконалені моделі глибокого навчання, які використовують унікальні особливості, такі як локальний зв'язок і розподіл ваги. Ці унікальні особливості роблять ШНМ високоефективними у вилученні значущих ознак зі складних фінансових даних. значущих особливостей зі складних фінансових даних, виявляючи приховані закономірності та тенденції, які можуть сприяти точному прогнозуванню та прийняттю обґрунтованих рішень щодо майбутнього ринку [219].

Спираючись на цю особливість, Вей та ін. виокремлюють структуровані дані та неструктурований текст з корпоративних річних звітів і побудували систему прогнозування фінансових ризиків прогнозування фінансових ризиків за допомогою методів CNN та LSTM. Hosaka et al. [16] перетворюють дані фінансової шкали в зображення у відтінках сірого, а потім застосовують CNN для прогнозування банкрутства.

### **2.3.2 Автокодер**

Автокодер - це некерована нейромережева модель, яка має на меті стиснути вхідні дані в низьковимірний простір ознак а потім реконструювати

вихідні вхідні дані з цього простору ознак. простору, а потім відновити вихідні вхідні дані з цього простору. Таким чином, Autoencoder також може бути використаний для аналізу фінансових ризиків підприємств. Наприклад, Soui та ін. [151] використовують SAE для вилучення найкращих ознак, а також використовують класифікатори softmax для прогнозування банкрутства. Сміті та ін. [150] пропонують новий підхід під назвою BSM-SAES. Цей підхід поєднує в собі граничний синтез міноритарної передискретизації та стековий автокодер на основі на основі класифікатора softmax.

### 2.3.3 Графові нейронні мережі

GNN - це метод глибокого навчання, заснований на структурі графа, який перетворює вузли та ребра в щільну векторну форму і використовує топологічну інформацію графа для обчислень і для обчислень та висновків. І GNN зазвичай використовується для класифікації вузлів в аналізі корпоративних ризиків. Наприклад, Ян та ін. [102] запропонували запропонували інноваційний підхід до аналізу фінансових ризиків на основі на видобутку графів ланцюгів поставок. Тим часом, Ві та ін. [99] пропонують TH-GNN, який застосовується до графів у стилі племені, з першим рівень кодує структурні шаблони племен за допомогою контрастного навчання, а другий рівень поширює інформацію на основі міжплеменних зв'язків. міжплеменних зв'язків. Далі Бі та ін. [152] представляють KT-GNN, який імітує передачу знань від голосових вузлів до мовчазних вузлів шляхом перенесення розподілу під час передачі повідомлень та навчання представлення. Він також використовується у сценарії оцінки фінансових ризиків

### 2.3.4 Гібридні моделі

У сфері дослідження підприємницьких ризиків одна модель може мати низьку ефективність у прогнозуванні або оцінці. Тому деякі дослідження поєднують кілька моделей, щоб доповнити сильні сторони одна одної сильні сторони одна одної, сподіваючись уникнути деяких обмежень і покращити загальну ефективність оцінки моделі.

### 2.3.5 Однорідна гібридна модель

Деякі гібридні моделі належать до однієї категорії, що означає вони або поєднують РЕМ, або різні методи ML та DL. Наприклад наприклад, Giesecke та ін. [166] і Pra та ін. [220] використовують моделі зараження з моделями сумішей Бернуллі для дослідження різних аспектів кредитного ризику для великих фінансових установ та для великих фінансових установ та мережі позик і кредитування підприємств. Вода та ін. [68] використовують канонічний дискримінантний аналіз, аналіз чутливості та покрокову найменших квадратів для дослідження ризику банкрутства. Можна стверджувати, що деякі попередні дослідження використовували кілька алгоритмів ML та DL. Наприклад, Чен та ін. [221] розробили гібридну модель, що поєднує NN та алгоритм K-середніх для для прогнозування фінансових труднощів. Ан та ін. [168] поєднують ГА з методом обґрунтування на основі конкретних ситуацій (CBR) для покращення прогнозування банкрутства. ефективності прогнозування банкрутства. Для кращого прогнозування кредитного ризику, You et та ін. [139] пропонують модель RS-MultiBoosting, яка поєднує випадковий підпростір та MultiBoosting.

У пошуках подальшого покращення ефективності прогнозування, деякі роботи намагаються об'єднати щонайменше три алгоритми ML. Sun et al. [167] пропонують метод інтелектуального аналізу даних, який поєднує атрибутивно-орієнтовану індукцію орієнтовану індукцію, отримання інформації та DT для прогнозування фінансових фінансових проблем. Пізніше вони вдосконалили цей метод на основі послідовних комбінацій декількох класифікаторів, що включають SVM, множинний дискримінантного аналізу (MDA) та CBR [222]. Хунг та ін. [223] пропонують модель, яка поєднує DT, BPN та SVM для кращого прогнозування банкрутства.

### 2.3.6 Крос-гібридна модель

Крос-гібридні моделі поєднують різні типи моделей, такі як наприклад, статистичні та ML-моделі. Ці моделі фактично представляють інтеграцію економіки та комп'ютерних наук і можуть досягти хорошого балансу між точністю прогнозування та взаємодоступністю. достовірністю. З моменту появи методів ML в деяких роботах робилися спроби об'єднати їх з намагаються об'єднати їх з SEM, і цей підхід залишається продуктивним напрямком досліджень і розробок навіть сьогодні.

Наприклад, Ченг та ін. [224] об'єднали NN та логічний аналіз, щоб побудувати гібридну модель під назвою RBFN для прогнозування фінансових труднощів. Фернандо та ін. [67] пропонують метод прогнозування корпоративного банкрутства банкрутства, який поєднує SOM та багатовимірні адаптивні регресійні сплайни. тивні регресійні сплайни. Tareі та ін. [225] поєднують багатокритеріальне прийняття рішень прийняття рішень, інтегрований процес прийняття рішень та лабораторну аналітичний мережевий процес, щоб розробити основу для кількісної оцінки кількісної оцінки ризику ланцюга поставок.

Деякі вчені намагаються інтегрувати три різні підходи. Наприклад, Сюй та ін. [92] пропонують інтегровану модель під назвою NIM для прогнозування банкрутства, яка поєднує CNN-орієнтований DL, SVM та теорію м'яких множин. Гао та ін. [226] використовують BPNN, аналітичні ієрархічні процеси та алгоритм інтелектуального аналізу даних HIUA для прогнозування фінансового ризику компаній, що котируються на біржі. Для того, щоб виміряти системні фінансових ризиків, Huang та ін. [227] застосовують логістичну регресію, NN та векторну авторегресійну модель зі змінними в часі параметрами для для обробки множинних даних. Багато досліджень, що поєднують сильні сторони декількох моделей широко проводяться. Наприклад, Yildirim та ін. [228] стверджують, що аналіз великих даних підходить для прогнозування корпоративних кредитних дефолтів, тому вони представляють дві гібридні моделі, засновані на логістичній регресії, DT, RF, градієнтного бустингу та теорії графів. Sun та ін. [229] пропонують мультикласифікаторну гібридну модель для прогнозування фінансових труднощів, яка поєднує MDA, Logit, NN, DT, SVM, CBR. Жарден та ін. [170] побудували дві моделі для прогнозування банкрутства, які базуються на дискримінантному аналізі, логістичній регресії, FNN, моделі Кокса, SOM та NN.

## 2.4 Огляд репрезентативних робіт

У цьому розділі я спочатку зроблю короткий вступ до репрезентативних робіт, а потім представимо їхній унікальний внесок. Ми відбираємо репрезентативні роботи на основі цитованості та методологічного прогресу. Цитованість кожного посилання базується на статистиці цитування з Google Scholar станом на 23 жовтня 2023 року. Перша категорія - це категорія існування, яка фокусується на на демонстрації зв'язків між фінансовим ризиком підприємства та різними типами даних, включаючи фінансові індекси, текстову інформацію, реляційні дані та ням, текстовою інформацією, реляційними даними та інтегрованими даними. Наприклад, Белас та ін. [38] провели дослідження, яке показало, що існує прямий зв'язок між структурою корпоративного управління та банкрутством підприємств. Імберовіч та ін. [197] досліджують зв'язок між ризиком ліквідності та кредитним ризиком у банківській індустрії з різних точок зору. Чае (Chae) [245] аналізує твіти ланцюгів поставок твіти в ланцюгах поставок і отримують уявлення про потенційну роль Твіттера в практиці та дослідженнях ланцюгів поставок. практиці та дослідженнях ланцюгів поставок. Друга категорія зосереджена на використанні різних методів, зокрема, останніх досягнень НЛП і ML, для вилучення цінної інформації з текстових медіа та даних про зв'язки. Це допомагає встановлювати зв'язки між корпоративними мультиджерелами та зв'язок між гетерогенними даними з різних джерел і фінансовими ризиками. даними та фінансовими ризиками. Барбоза та ін. [147] використовують чотири моделі машинного моделі машинного навчання для прогнозування ймовірності банкрутства підприємства, і виявили, що RF є найкращою. Кемпбелл та ін. [232] використовують економетричну модель скороченої форми для прогнозування короткострокових та довгострокових корпоративних банкрутств і провалів, показуючи, що акції з високим ризиком банкрутства, як правило, приносять нижчу середню дохідність.

### 2.4.1 Корпоративна розвідка

Очікується, що прогнозування корпоративних ризиків буде все більше покладатиметься на інтеграцію та аналіз різноманітних джерел даних. Такі

джерела можуть включати інформацію від клієнтів, галузей, афілійованих компаній та урядів, а також такі, як на перший погляд незначні дані, такі як рахунки за комунальні послуги, також можуть стати ефективним доповненням до традиційних даних. ефективним доповненням до традиційних даних. Крім того, дуже важливо зазначити, що доступність даних може бути значною проблемою для прогнозування ризиків підприємства. Таким чином, вкрай важливо визначити пріоритети створення відкритих баз даних, які можуть слугувати платформою для спільного використання. Таким чином, ми зможемо розкрити весь потенціал даних і отримати більш повне розуміння профілів ризиків.

#### 2.4.2 Модель аналізу

З розвитком глибинного навчання спостерігається швидкий прогрес у розробці моделей, які можуть охоплювати більше внутрішньої інформації та ефективно обробляти нестабільні дані. тивної інформації та ефективно обробляти неструктуровані дані. GNN та видобування інформації з часових рядів на основі глибокого навчання - це дві перспективні технології з великим потенціалом. В останні роки графові нейронні мережі з'явилися як нова нейронна мережа парадигма нейронних мереж, спеціально розроблена для навчання та міркувань про графо-структурованих даних, які, як відомо, містять багату реляційну інформація. Вона поєднує в собі переваги графів і глибокого навчання для досягнення більш глибокої кореляції інформації. для досягнення глибшої інформаційної кореляції. В даний час існують деякі дослідження щодо аналізу ризиків підприємства на основі уваги до графів [149], [247]. Зростання підприємств - це динамічний процес, що постійно розвивається. процес, що постійно розвивається. Для кращого розуміння ризиків підприємств ризиків підприємств з часової перспективи, важливо включити в аналітичну структуру інформацію часових рядів в аналітичну базу. Хоча для аналізу часових рядів використовуються традиційні методи вимірювання [133], [488]. часових рядів [133], [248], зростає інтерес до використання методів глибокого навчання, включаючи LSTM [249] та трансформатор [250], для більш точного моделювання та аналізу ризиків підприємства з плином часу. Крім того, гетерогенна конвергенція є

перспективним способом моделювання багатовимірної природи підприємницьких ризиків. Інтегруючи різні моделі, ми можемо інтегруючи різні моделі, ми можемо всебічно представити та аналізувати ризики з різних точок зору, досягаючи значного покращення аналітичної продуктивності.

### **2.4.3 Механізм зараження**

Сучасні дослідження вивчають потенційні ризики, які фінансові мережі створюють для компаній. Однак, щоб повністю зрозуміти ці ризики, необхідно глибше зрозуміти конкретні шляхи, якими вони передаються. Шляхи, якими вони передаються. Це передбачає визначення впливу ризиків на окремі компанії, а також ступінь поширення цих ризиків. Крім того, дуже важливо дослідити часові аспекти передачі ризиків, такі як тривалість часу, необхідного для поширення ризиків на пов'язані компанії. Крім того, необхідно з'ясувати, чи є типи ризиків пов'язаних компаній тими самими, що й у материнської компанії, також має велике значення. На жаль, технологічні обмеження перешкоджають системному вивченню цих питань. Враховуючи прогрес глобалізації, вкрай важливо отримати всебічне розуміння механізмів передачі ризиків. Тому подальші розвідки в цьому напрямку досліджень є рекомендованими.

### **2.4.4 Інтерпретованість ризиків**

Незважаючи на те, що існуючі моделі глибокого навчання досягли успіху в аналізі корпоративних ризиків, ці методи часто розглядаються як чорних скриньок і не можуть пояснити "Чому модель робить певні прогнози?". Це обмеження перешкоджає їх застосуванню в таких критично важливих сферах, таких як фінанси та безпека. Щоб вирішити цю проблему, пропонується кілька методів для пояснення глибинних моделей для зображень і текстових даних [251], [252], [253]. А методи пояснення для поділяються на два основні класи: методи на рівні екземплярів [253] та методи на рівні моделей [254], [255], [256]. Тому дослідження детектора ризику, який може надавати якісні прогнози та пояснення одночасно, є перспективним підходом для майбутніх досліджень фінансових ризиків

підприємств.

#### **2.4.5 LLM для фінансових ризиків підприємств**

LLM можуть застосовуватися в різних сценаріях, таких як інтелектуальне обслуговування клієнтів, інвестиційне консультування, маркетинг, управління ризиками, операційна діяльність, інвестиційні дослідження, інвестиційні управління ризиками, операційна діяльність, інвестиційні дослідження, інвестиційний банкінг, квантитативна торгівля, кількісна торгівля. У фінансовій індустрії магістерські програми вже вже застосовуються, прикладами чого є Morgan Stanley, Stripe, та Bloomberg GPT. У сфері корпоративних фінансових ризиків, LLM можна використовувати для аналізу та регулювання громадської думки вилучення інформації з текстів. Крім того, LLMs також можуть бути використані для покращення існуючих завдань фінансового НЛП, таких як вилучення зв'язків і розпізнавання іменованих суб'єктів вилучення зв'язків та розпізнавання іменованих сутностей, щоб побудувати корпоративні графіви знань підприємства. Здатність LLM робити висновки на основі графо-структурованих даних може бути використана для графо-структурованих даних може бути використана для аналізу фінансових ризиків підприємств.

### **2.5 Висновок**

У цьому дослідженні ми спробували каскадувати та систематизувати існуючі дослідження фінансових ризиків підприємств, надаючи комплексний огляд аналізу ризиків підприємств. Це перше дослідження фінансового ризику підприємства з точки зору великих даних. Зокрема, ми починаємо з аналізу фінансових ризиків підприємств з точки зору великих даних. Зокрема, ми починаємо зі знайомства з типами, деталізацією, метрики аналізу та оцінки фінансового ризику підприємства. Потім ми класифікуємо моделі фінансового ризику підприємства, показуємо базові рамки реалізації для кожного типу моделей, а також узагальнюємо репрезентативні підходи до аналізу ризиків підприємств. Нарешті, ми детально зупинимося на сучасних передових дослідженнях та їх та їхні можливі майбутні напрямки. Ми віримо,



що це дослідження надасть дослідникам у цій галузі фундаментальні знання та чіткі рамки для досліджень.

## РОЗДІЛ 3

### **3. Моделювання та обґрунтування застосування нейромереж в знаходженні та попередженні фінансових ризиків підприємства**

В сучасному світі в умовах постійної економічної динаміки питання фінансової стійкості підприємств набуває особливої актуальності. Ризики, пов'язані з фінансовими втратами та можливим банкрутством, є серйозними викликами для управління бізнесом.

У цьому контексті розробка та впровадження моделі раннього попередження фінансових ризиків стає критичною задачею. Використання глибокого навчання (DL) в цій сфері відкриває широкі можливості для аналізу та прогнозування ризиків, що дозволяє підприємствам приймати обґрунтовані рішення на основі об'єктивних даних.

Ця робота присвячена дослідженню та розробці моделі нейронної мережі, спрямованої на аналіз ризику настання банкрутства підприємства. Результати аналізу та роз'яснення, отримані через використання цієї моделі, надають можливість не лише прогнозувати можливі фінансові загрози, а й забезпечувати чітке розуміння факторів, які впливають на фінансову стійкість підприємства.

У наступних розділах буде представлено деталізоване пояснення процесу розроблення моделі нейронної мережі, а також приклади її застосування для аналізу та передбачення ризиків банкрутства підприємства, також розробка моделі раннього попередження фінансових ризиків підприємства.

#### **3.1 Розробка та впровадження моделі раннього попередження фінансових ризиків підприємства на основі DL**

Глибоке навчання - це модель з багатошаровою мережевою ієрархією, і глибокі функції можуть бути вивчені шляхом побудови глибокої нелінійної

мережевої моделі з декількома прихованими шарами. Мережеве представлення даних на різних рівнях і більш просунуте або абстрактне представлення даних вибірки можна отримати шляхом аналізу декількох прихованих шарів. Початковим наміром розробки мережі DL є виявлення ознак шляхом самонавчання мережі, замість штучного визначення більш ефективних ознак, що може значно зменшити трудомісткість роботи та підвищити точність.

Масштаб і характер бізнесу впливають на характеристики системи раннього попередження фінансових ризиків в цілому. Вона може функціонувати як у складі цілого відділу, так і на кількох посадах у різних виробничих, збутових або функціональних підрозділах. Для початку в цій роботі відбираються підприємства, фінансові показники та дані, що їх супроводжують, а потім вибірки розбиваються на дві частини для навчання та тестування. Відібрані дані фінансових показників також попередньо обробляються або нормалізуються, щоб забезпечити точність результатів навчання. DNN поширює сигнал вперед, а потім передає помилку назад, постійно коригуючи ваги і відхилення між шарами в NN під час процесу передачі. Виберіть сигмоїдну функцію як функцію передачі від нейрона до нейрона в NN і налаштуйте помилку та вагу. Використовуючи мережу глибокого навчання, ознаки абстрагуються шар за шаром, щоб зменшити розмірність ознак, і кінцевий вихідний шар може бути встановлений як одна з двох змінних: фінансові ризики або відсутність фінансових ризиків. Алгоритм DL коригує вагу та відхилення кожного шару нейронів, визначаючи, функція помилки якого шару нейронів спадає найшвидше. Нижче описано, як розраховується ітерація:

$$X_{k+1} = X_k - a_k b_k \quad (1)$$

Серед них - вага і значення локальної різниці мережі, вага і значення відхилення після ітераційного обчислення, швидкість навчання NN і градієнт функції помилки. NN використовує прямий спосіб передачі вхідних зразків (наприклад, рівняння (2)) до нейронної мережі для навчання.

$$X_k = [X_{k1}, X_{k2}, \dots, X_{kH}] \quad (2)$$

Тоді вхід нейрона в першому прихованому шарі виражається як

$$u_i^l = \sum_{h=1}^H W_{hi} X_{kh} \quad (3)$$

Вихід нейрона в першому прихованому шарі виражається як

$$v_i^l = f\left(\sum_{h=1}^H W_{hi} X_{kh}\right) \quad (4)$$

Вхід нейрона у вихідному шарі представлено у вигляді

$$u_p^p = \sum_{j=1}^J W_{jp} u_j^j \quad (5)$$

Вихід нейрона у вихідному шарі представлено у вигляді

$$y_{kp} = v_p^p = f\left(\sum_{j=1}^J W_{jp} v_j^j\right) \quad (6)$$

Припустимо, що відповідні фінансові показники задані як  $X$ , і припустимо, що є  $N$  фінансові показники. Нехай -  $X_1, X_2, \dots, X_n$  незалежна змінна, фінансовий ризик задано як  $Z$ , а значення  $Z$  між 0 та 1. Спрогнозуйте ймовірність настання фінансового ризику.

$$\Sigma(Z_i) = f(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_{ip}) \quad (7)$$

При  $Z=0$  і  $Z=1$ , не чутлива до змін  $X$ , і  $X$  потребує великої зміни, щоб викликати слабку зміну  $Z$ . Невеликі зміни  $Z$  призведуть до великих змін у  $\delta(p)$ , що змінить функцію.

$$\frac{\delta\theta(Z)}{\delta Z} = \frac{1}{Z} + \frac{1}{1-Z} \quad (8)$$

$$\theta Z = \ln(Z / (1 - Z)) = X'\beta \quad (9)$$

$$\ln\left(\frac{Z}{1-Z}\right) = X^T\beta \Rightarrow \frac{Z}{1-Z} = e^{X^T\beta} \Rightarrow Z = \frac{e^{X^T\beta}}{1 + e^{X^T\beta}} \quad (10)$$

$$Z = \frac{e^{X^T\beta}}{1 + e^{X^T\beta}} \quad (11)$$

Побудова системи індексів раннього попередження є базовою передумовою та найважливішою ланкою ефективного фінансового раннього попередження, що має ключовий вплив на ефективність моделі раннього попередження спільних фінансових ризиків. Нарешті, для подальшого емпіричного аналізу в цій роботі відібрано 5 індикаторів першого рівня та 18 індикаторів другого рівня, які можуть відображати загальний фінансовий стан компанії, як показано в Таблиці 1. Ці показники є ефективними індикаторами, відібраними на основі попередніх досліджень. Оскільки метод ДЛ має здатність до самонавчання, у цій роботі обрано якомога більше показників для опису вибірки підприємств, сподіваючись показати ситуацію на підприємстві більш всебічно.

Таблиця 3.1

Основні фінансові показники раннього попередження фінансового ризику.

Тип змінної	Назва змінної	Код	Визначення
Можливість розвитку	Темп росту загальних активів	x1	Загальні активи на кінець періоду/загальні активи на кінець минулого року
Розвиток потенціалу	Темп росту чистого прибутку	x2	Чистий прибуток/власний капітал акціонерів
	Темп росту операційного доходу	x3	Зростання операційного доходу/загальний операційний дохід минулого року

	Коефіцієнт ліквідності	X4	Загальні оборотні активи/загальні оборотні зобов'язання
Платоспроможність	Коефіцієнт валютної ліквідності	X5	Залишок готівки та еквівалентів готівки/поточні зобов'язання
	Коефіцієнт активів та зобов'язань	X6	Загальні зобов'язання/загальні активи
	X8 Собівартість продажу/середній залишок запасів спроможність	X7	Дохід від продажу/середній залишок рахунків дебіторської заборгованості
Оборотність	Оборотність дебіторської заборгованості	X8	Операційна Оборотність запасів
	Оборотність поточних активів	X9	Дохід від основної діяльності/середній залишок поточних активів
	Оборотність загальних активів	X10	Дохід від основної діяльності/середній загальний актив
	Рентабельність активів	X11	(загальний прибуток + витрати на проценти) / середній загальний актив
X12	Чистий прибуток від загальних активів	X12	Чистий прибуток/середній загальний актив

Рентабельність	Рівень прибутку на власний капітал звичайних акціонерів	X13	Чисті активи на кінець періоду/чисті активи на кінець минулого року-1
	Операційна рентабельність	X14	Операційний прибуток/загальний дохід від діяльності
	Прибуток на акцію	X15	((валовий прибуток поточного періоду - дивіденди на привілейовані акції) / загальний акціонерний капітал на кінець періоду
	Винагорода за виконання роботи керівництва	X16	Заробітна плата, нарахована вищим керівництвом
Здатність людського капіталу	Винагорода за виконання роботи директорів	X17	Заробітна плата, нарахована працівникам дирекції
	Винагорода за виконання роботи виробничого персоналу	X18	Заробітна плата, нарахована виробничому персоналу

Таблиця 4. Основні фінансові показники раннього попередження фінансового ризику.

Навчання мережі ШНМ є найважливішою передумовою застосування мережі, а ефект навчання визначає ефект конкретного застосування. По-перше, встановіть параметри навчання і визначте кількість прихованих шарів і змінних у кожному шарі. Для того, щоб отримати хорошу мережеву модель, необхідно постійно тренуватися і тестувати, коригувати відповідну довжину кроку і час в часі для підвищення точності тесту, визначати кількість прихованих шарів і параметрів навчання мережі за допомогою навчання, а

також давати раннє попередження побудованій мережі. Навчання мережі поділяється на два етапи.

1. Для навчання мережі використовується метод неконтрольованого пошарового навчання, щоб отримати параметри кожного шару і всієї мережі в цілому.

2. Метод керованого навчання використовується для точного налаштування параметрів мережі DL і більш детального опису функцій, щоб реалізувати кінцеву мету раннього попередження. Оскільки вхідне значення може бути відтворене вихідним значенням, закодовані дані є ще одним характерним вираженням вхідного значення. Цей алгоритм може реалізувати неконтрольоване навчання без штучної навчальної мережі. Після навчання першого шару вихідне значення цього шару використовується як вхідне значення наступного шару і так далі. Таким чином, ШНМ може вивчати характеристики вхідних значень. При навчанні моделі DL кожне тренування відповідає певному рівню точності, тобто кожен навчальний ефект буде показувати різну збіжність, тому необхідно тренуватися багато разів і вибирати найкращий результат навчання. У цій роботі для нормалізації даних використовується Matlab. Математичний вираз цієї функції наступний:

$$f(x) = \frac{y_{\max} - y_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} (x - x_{\min}) + y_{\min}, \quad (12)$$

де  $u_{\max}$  і  $u_{\min}$  - максимальне і мінімальне значення, отримані в результаті перетворення даних, які в цій роботі дорівнюють 1 і -1 відповідно, що вказує на те, що дані перетворено до  $[-1; 1]$   $x_{\max}$  і  $x_{\min}$  і представляють максимальне та мінімальне значення для кожної вибірки.

Коли розмірність прихованого шару глибокої мережі зменшується шар за шаром, для представлення вхідного значення можна використовувати менше ознак, і, нарешті, всередині мережі можна отримати абстрактні ознаки. Це перший крок некерованого покрокового навчання. Представлення ознак, отримане в першому шарі, використовується як вхід для мережевої структури SDAE (Stack Denoising Automatic Encoder) другого шару. За тим же методом, що і для першого шару, отримано представлення ознак другого шару, а також визначено вагу та відхилення SDAE-моделі другого шару. Проведено оцінку моделі фінансового раннього попередження DL за середньоквадратичною похибкою. Принцип розрахунку показано у формулі:



$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (13)$$

Його діапазон становить  $[0, +\infty]$ , і чим більша похибка між прогнозованим значенням та істинним значенням, тим більше значення. Завдяки навчанню системні параметри мережі даних DL є двонаправленими, включаючи ті, що безперервно ідентифікують ознаки знизу вгору, і ті, що відтворюють вхідні значення зверху вниз. Порівняно з традиційним NN, параметри ідентифікуються лише знизу вгору, а рівнів менше, тому DNN є більш точним. Для того, щоб отримати кращу систему індексів раннього попередження спільного фінансового ризику підприємства, необхідне постійне навчання і тестування для визначення параметрів мережі, придатних для раннього попередження спільного фінансового ризику підприємства. Дані зразка вібрації вводяться в першу SDAE. Шляхом навчання шар за шаром долається проблема легкого потрапляння в локальну конвергенцію. Кожен SDAE жадібно навчається, щоб забезпечити реалізацію локального оптимуму. У вихідному шарі використовується BPNN для точного налаштування попередніх шарів мереж, і на виході виводяться результати класифікації.

### 3.2 Результат аналізу і роз'яснення

Принцип роботи системи раннього попередження фінансових ризиків полягає у зборі первинної інформації через виробничі, торгові та інші бізнес-та функціональні підрозділи, а потім у виявленні та оцінці ризиків, з якими може зіткнутися бізнес. Модель раннього попередження фінансових ризиків використовується для оцінки ймовірності виникнення фінансових ризиків для бізнесу на основі зміни різних факторів. Система раннього попередження фінансових ризиків повинна відстежувати весь виробничо-господарський процес підприємства, порівнювати поточну виробничо-господарську ситуацію із заздалегідь визначеними цілями, планами та стандартами підприємства, прогнозувати умови роботи підприємства, виявляти відхилення та аналізувати причини та існуючі проблеми відхилень. Попередження про появу ключових фінансових факторів, що загрожують підприємству, та надання керівництву підприємства можливості якнайшвидше сформулювати

контрзаходи для мінімізації фінансових втрат. У цій роботі загальна вибірка з 200 компаній розділена на дві групи: тестова вибірка для оцінки точності моделі та навчальна вибірка для створення моделі раннього попередження спільних фінансових ризиків DL. Загалом було отримано 155 навчальних вибірок і 45 тестових вибірок. Для програмування використовується програмне забезпечення Matlab, і 155 навчальних вибірок з 18 даних індексу раннього попередження фінансових ризиків завантажуються в програму. На вибір пропонується 155 навчальних вибірок. Після тривалого налагодження нарешті було визначено найкращий час навчання та навчальні вибірки, а саме: 1200 годин навчання та 121 навчальна вибірка. Функцією активації є сигмоїдна функція, яка має швидкість навчання 0,02, 180 ітерацій та 60 партій. Рівень загрози в цій роботі розділена на інтервали попередження, як показано в Таблиці 3.2.

Таблиця 3.2

## Рівень загрози та їх значення

<b>Рівень тривоги</b>	<b>Комплексний коефіцієнт корисної дії</b>	<b>Пояснення</b>
Катастрофічний стан	$\leq 55$	Вказує на те що фінансовий ризик надзвичайно високий, а фінансова ситуація дуже погана
Сильна тривога	55 – 65	Вказує на те, що фінансовий ризик підприємства високий, а фінансова ситуація погана
Помірна тривога	65 - 75	Вказує на те, що фінансовий ризик підприємства є відносно високим, а фінансовий стан - середнім
Легка тривога	75 - 85	Вказує на те, що фінансовий ризик

		підприємства низький, а фінансова ситуація краща
Показники в нормі	$\geq 85$	Вказує на те, що фінансовий ризик підприємства невеликий, а фінансове становище хороше

Відповідно до описаного вище методу роботи, дані вибірки поділяються на тестову та навчальну групи. Теоретично існує позитивна кореляція між кількістю вузлів у прихованому шарі та нелінійною залежністю між вхідними та вихідними помилками. Чим більше розмірність прихованих шарів, тим вища точність нелінійного відображення між входом і виходом. Однак це не зовсім так. Коли розмірність прихованого шару занадто велика, шум між навчальними вибірками також має здатність запам'ятовувати, що послаблює здатність вилучення інформації з вибірок і збільшує час навчання, що може призвести до перенавчання моделі. На рисунку 3.1 показано середньоквадратичну похибку навчальних вибірок.

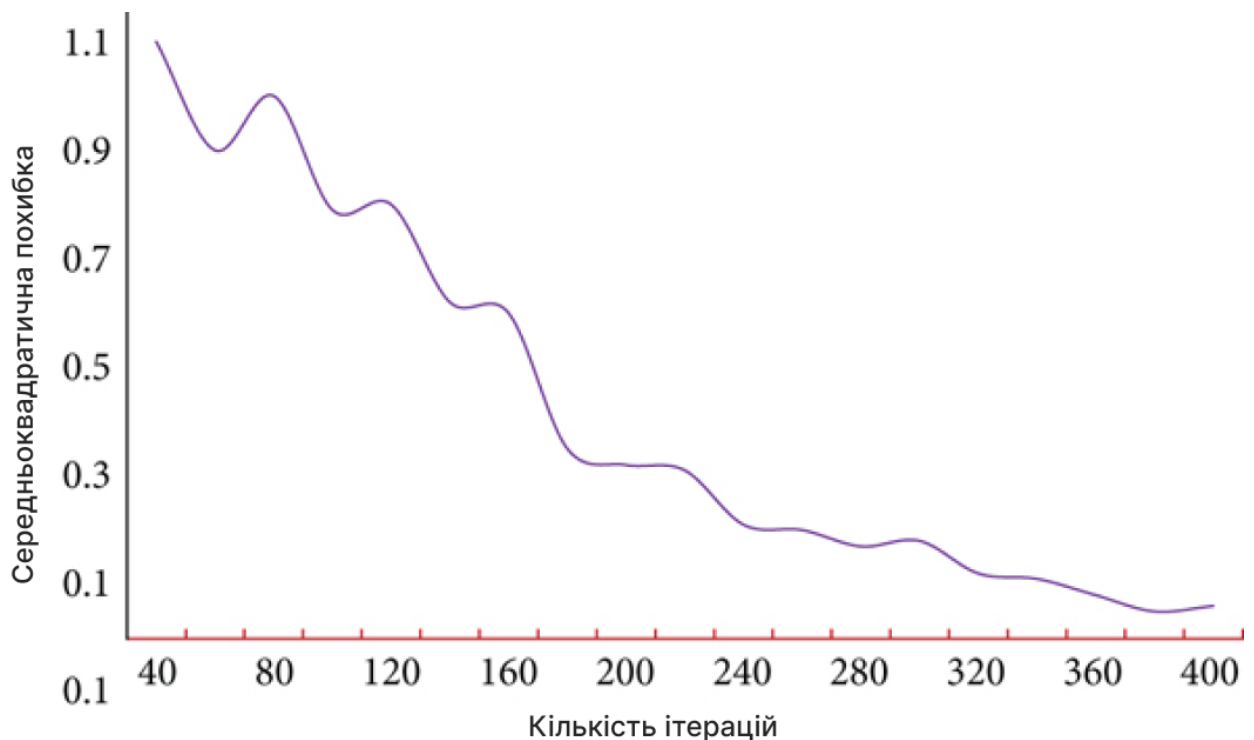


Рис. 3.1. Середньоквадратична похибка навчальних вибірок.

На початку навчання середньоквадратична похибка середньої кривої зменшується дуже швидко, що свідчить про те, що алгоритм виконує локальне налаштування. Після 240 разів помилка навчання дещо зменшується, що свідчить про те, що рішення, навчене алгоритмом тонкого налаштування, стало оптимальним.

Різні індикатори мають різну розмірність, а одиниці виміру різних індикаторів є неузгодженими і змінюються в різних діапазонах. У процесі розрахунку показник більшого порядку величини повністю покриває роль показника меншого порядку величини. Для того, щоб модель ШНМ досягла дуже хороших результатів у навчанні даних і зменшила дисперсію, ми нормалізуємо вихідні дані. У цій роботі для обробки даних і навчання мережі ШНМ використовується програмне забезпечення Matlab. Постійно змінюючи параметри навчання, можна отримати різні результати навчання шляхом зміни параметрів і повторювати їх до тих пір, поки не буде отримано найбільш задовільних результатів. Той самий метод нормалізації застосовується до тестових вибірок. Потім нормалізовані дані можна використовувати для навчання мережі. Для того, щоб перевірити ефективність цього алгоритму, ми порівнюємо методи в літературі [16] та літературі [17] з цим методом, і швидкість відкликать алгоритму показана на рисунку 12. Похибки різних алгоритмів показано на рисунку 13.

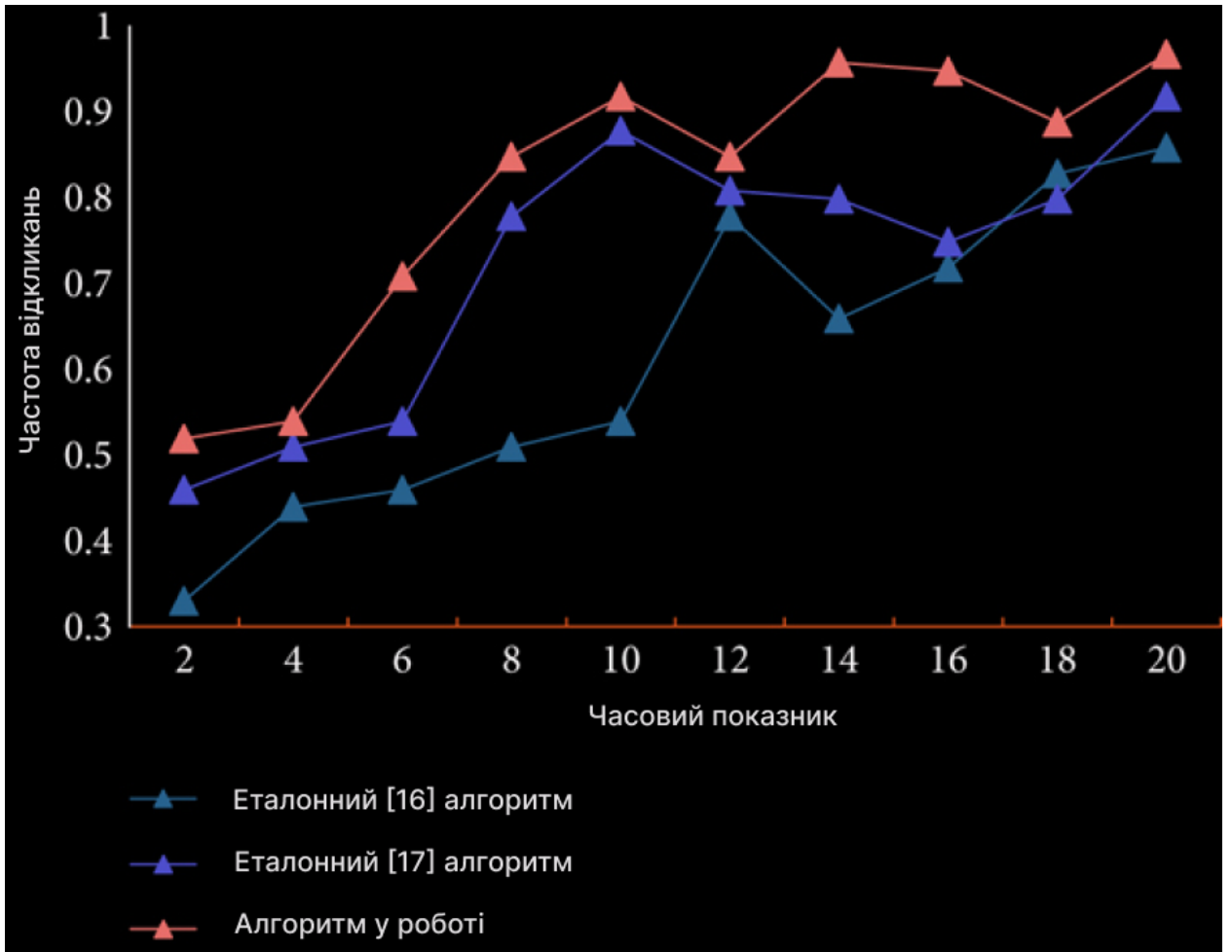


Рис 3.2 Графік відкликань алгоритму

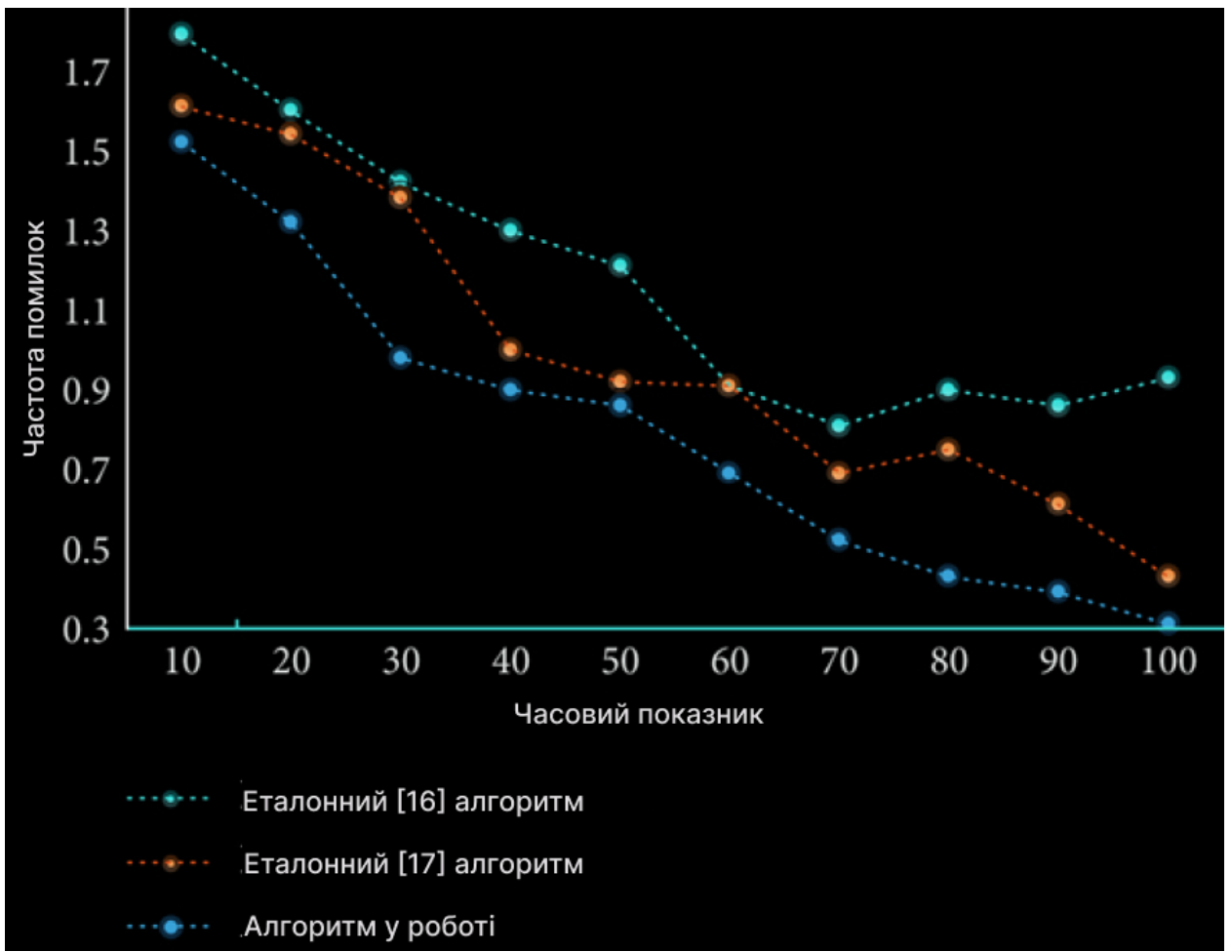


Рис 3.3. Порівняння частоти відкликання різних алгоритмів.

Згідно з даними, наведеними на рисунку 13, частота пригадування цього алгоритму вища, ніж у двох інших алгоритмів, а похибка цього алгоритму нижча, ніж у алгоритму порівняння. Цей результат підтверджує думку про те, що продуктивність цього алгоритму є кращою. Порівняно з іншими алгоритмами він має певні переваги.

У цьому розділі обрані показники не перевіряються факторним аналізом та іншими методами, оскільки мережа DL сама по собі має здатність до самонавчання, і навіть ознаки можуть бути отримані з немічених даних, якщо обсяг даних досить великий. У цьому полягає перевага мережі DL. У цій роботі в якості функції втрат використовується середня абсолютна похибка MAE, тобто підсумовується абсолютне значення різниці між прогнозованим і фактичним значенням, що показує середній діапазон відхилення прогнозованого значення без урахування позитивного і негативного напрямків відхилення. Враховуючи особливості системи розкриття річних

звітів лістингових компаній, часовим періодом, що досліджується в цій роботі, є переважно перші два роки, а також досліджуються дані перших трьох років з метою відображення прогностичної здатності даних перших трьох років та тенденції зміни фінансового стану компанії. Через обмеженість даних лістингових компаній, навчання на немаркованих даних не може дати хороших результатів. Тому в цьому розділі для навчання мережі відібрано якомога більше показників, щоб уникнути вилучення важливих характерних показників через штучні помилки обробки. Таким чином, навчання на маркованих даних може певною мірою компенсувати проблему меншої кількості вибіркового даних. На рисунку 14 показано результати навчання за різними алгоритмами.

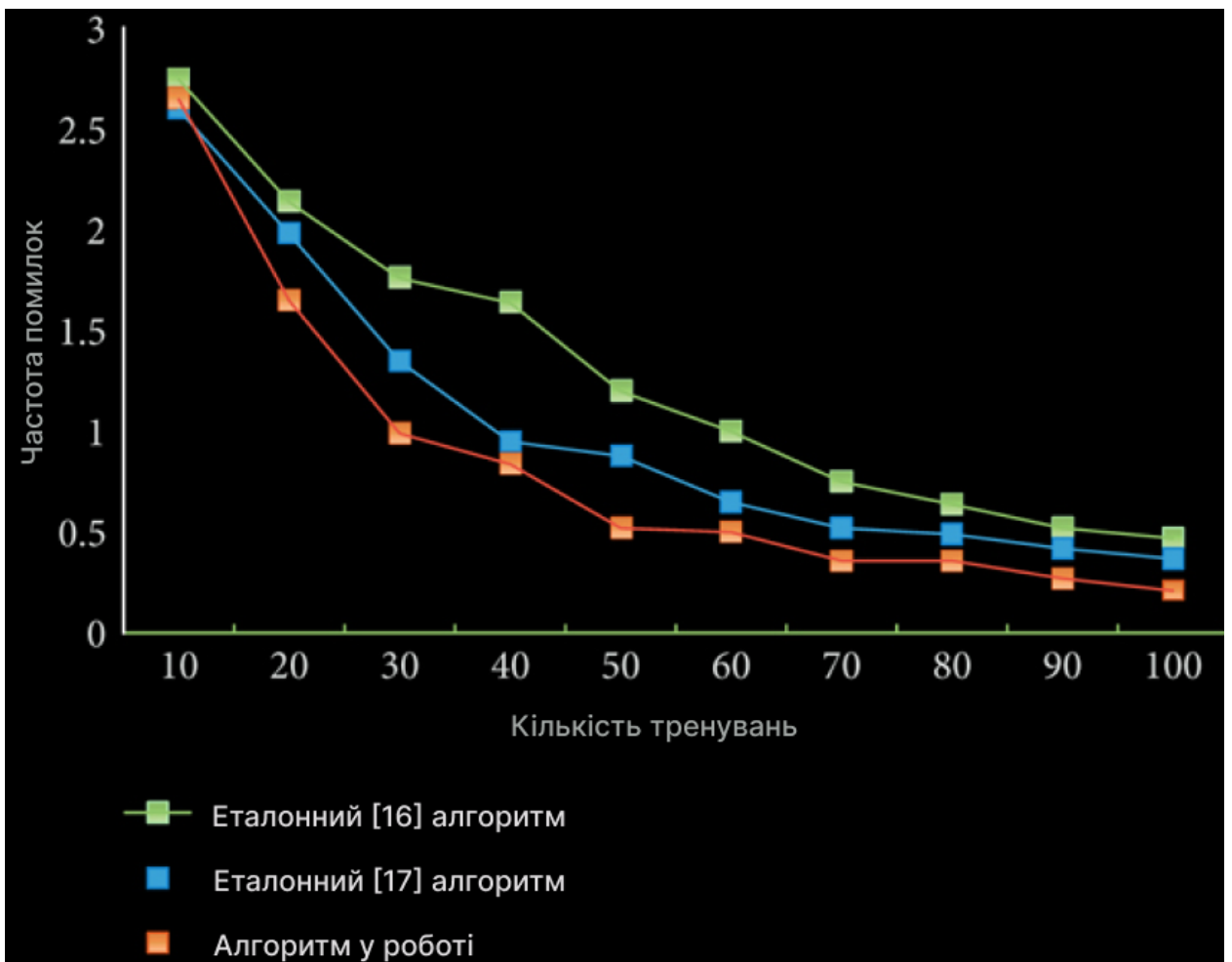


Рис 3.4 Результати навчання за різними алгоритмами

Видно, що зі збільшенням часу навчання рівень помилок прогнозування мережі стає все нижчим і нижчим. Цей показник відображає точність передбачення мережею даних навчальної вибірки. Для перевірки точності

передбачення мережі необхідно також використовувати дані тестових вибірок, тобто вибірок, які не брали участі в навчанні мережі. Зі збільшенням кількості ітерацій навчання середньоквадратична похибка навчальних вибірок безперервно зменшується, але в невеликому діапазоні спостерігаються локальні коливання. Це пов'язано з тим, що алгоритм тонкого налаштування постійно підлаштовує структуру мережі, що впливає на середньоквадратичну похибку. Оскільки спрямований пошук здійснюється лише в поточних найближчих локаціях, загальна тенденція полягає в тому, що похибка постійно зменшується. Тестові вибірки - це дані, незалежні від навчальних вибірок, які використовуються для визначення точності передбачення мережі. Для того, щоб перевірити практичність та реалістичність запропонованої моделі раннього попередження фінансових ризиків, у цій роботі було проведено експерименти щодо точності прогнозування різними моделями. Результати експериментів показані на рисунку 15.

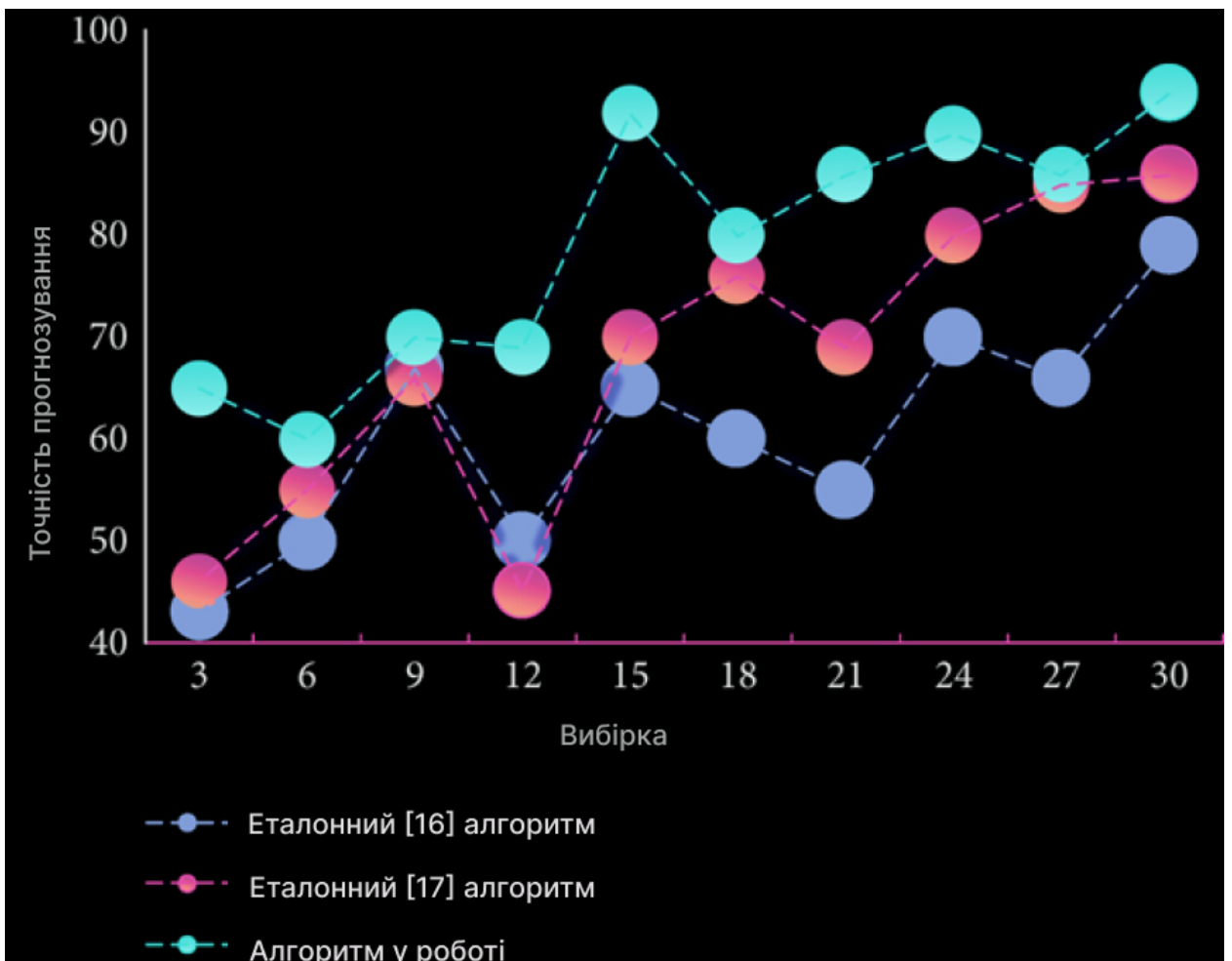


Рис 3.5. Заключний результат перевірки



В цілому, точність прогнозування в цій роботі досягла 94%, що вище, ніж у інших моделей на 8 ~ 15%. Отримані результати ще раз доводять обґрунтованість і практичність моделі раннього попередження фінансових ризиків підприємств на основі DL. Модель раннього фінансового попередження, навчена DNN, може мати хороший ефект раннього фінансового попередження для компанії. Розумний відбір індикаторів раннього попередження фінансових ризиків може спростити структуру моделі раннього попередження та зробити її більш швидкою у навчанні, стабільною та пояснювальною. Особливо в ситуації, коли на сучасному етапі розвитку інформаційних технологій існують великі відмінності в рівні менеджерів у галузі, стабільність і лаконічність моделі раннього попередження мають більшу практичну цінність.

## **3.2 Приклад розроблення моделі нейронної мережі для аналізу ризику настання банкрутства підприємства**

### **3.2.1 Короткий опис традиційних методів передбачення банкрутства**

Перші спроби розробити модель передбачення банкрутства, використовуючи методи одновимірної статистики, були зроблені Бівером у 1966 році. Ключовими етапами в розробленні таких моделей стали багатовимірний аналіз Альтмана (1968) [4], багатовимірний дискримінантний аналіз Едмістера, рекурсивний розподільний алгоритм, описані в [5].

Під час застосування традиційних методів математики зазнають труднощів у визначенні та оцінці відповідної моделі. Найчастіше вони солідарні лише в тому, що ця модель є складною. Найімовірніше, вибір найкращої моделі для прогнозування є нерозв'язним завданням. Існує низка чинників, що ускладнюють визначення та оцінку найкращої моделі:

Складність наявних моделей обмежена використовуваними способами оцінювання. Тому ці способи виступають як обмеження, які є перешкодою для аналітиків при виборі оптимальної моделі. Вибір на користь тієї чи іншої моделі часом здійснюється виходячи з обчислювальної складності алгоритму, а не точності моделі. Так, наприклад, лінійність часто "нав'язується" вихідним даним не тому, що було проведено детальне дослідження з метою з'ясування залежності між змінними, а просто через простоту наявної для таких вихідних даних процедури оцінювання.

Стандартні методи оцінювання працюють за умови нормального розподілу сукупності вихідних даних. Численні дослідження показують, що фінансові коефіцієнти, використовувані в прогнозуванні неспроможності,

не розподілені за законом Гауса.

У рамках цієї роботи автором розроблено конфігурацію на базі відомої моделі нейронної мережі для оцінки інвестиційних ризиків. Проведено порівняння нейромережевої моделі та статистичної моделі на основі лінійного дискримінантного аналізу.

### 3.2.2 Аналіз фінансової стійкості за допомогою лінійного дискримінантного аналізу

Дискримінантний аналіз є розділом багатовимірною статистичного аналізу, який дає змогу вивчати відмінності між двома і більше групами об'єктів за кількома числовими характеристиками об'єкта одночасно [16]. Дискримі-нантний аналіз - це загальний термін, що стосується кількох тісно пов'язаних статистичних процедур. Ці процедури можна розділити на методи інтерпретації міжгрупових відмінностей (дискримінації) і методи класифікації об'єктів за групами.

Завдання дискримінації полягає у визначенні "внеску" кожної з числових характеристик об'єкта в розрізнення груп об'єктів, і побудові дискримінантних функцій. Дискримінантна функція є функцією від числових характеристик об'єкта, значення якої дає можливість віднести об'єкт до однієї з груп.

Іншою метою застосування дискримінантного аналізу є проведення класифікації. З цієї точки зору ДА є методом розпізнавання образів із навчанням. Методи дискримінантного аналізу виробляють деякі вирішальні правила, що дають змогу класифікувати об'єкти.

Проаналізувавши об'єкти навчальної вибірки, необхідно виробити правило, згідно з яким кожен новий об'єкт буде віднесено до одного з двох класів. У рамках лінійного дискримінантного аналізу це правило можна побудувати так. Нехай

$$(10) F(x) = \lambda_0 + \lambda_1 x_1 + \lambda_2 x_2 + \dots + \lambda_m X_m.$$

Линейная функция от  $t$  исходных признаков, для которой  
Лінійна функція від  $t$  початкових ознак, для якої

$$(11) F(x_1, \dots, x_t) > 0$$

Якщо об'єкт відноситься до першого класу

$$(12) F(x_1, \dots, x_t) < 0$$

в іншому разі. Завдання дискримінантного аналізу зводиться до пошуку такої роздільної (або дискримінантної) функції, яка найкращим чином

здійснює поділ об'єктів навчальної вибірки. Формально розв'язують завдання обчислення оптимальних коефіцієнтів  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ , що визначають класифікаційну цінність ознак.

Геометрично завдання зводиться до визначення положення нової осі в багатовимірному просторі ознак, такої, щоб проекції об'єктів обох класів на цю вісь виявилися, можливо, більш розділеними.

Скористаємося моделлю на основі дискримінантного аналізу, розробленою Альтманом [4]. Індекс Альтмана являє собою функцію від деяких показників, що характеризують економічний потенціал підприємства і результати його роботи за минулий період. У загальному вигляді індекс кредитоспроможності (Z-рахунок) має вигляд

$$Z = 1,3x_1 + 1,4x_2 + 3,3x_3 + 0,6x_4 + 1,0x_5$$

$x_1$  - оборотний капітал/сума активів;

$x_2$  - нерозподілений прибуток/сума активів;

$x_3$  - операційний прибуток/сума активів;

$x_4$  - ринкова вартість акцій/заборгованість;

$x_5$  - виручка/сума активів.

Іншим ефективним економетричним методом прогнозування є непараметричний дискримінантний аналіз на основі використання непараметричних оцінок щільностей, описаний у книзі професора Орлова [1]. У наступних роботах передбачається провести порівняльний аналіз цього методу з нейронними мережами стосовно аналізу та управління ризиками.

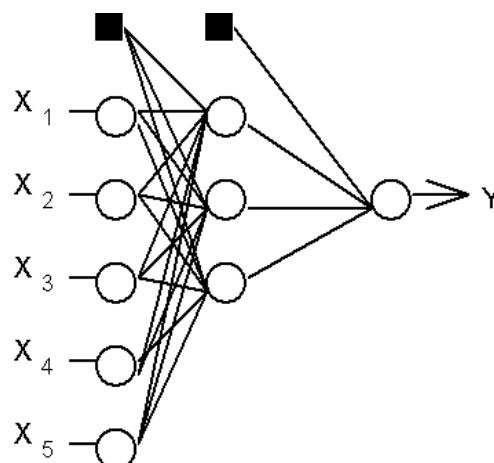


Рис 3.6. Трьохшаровий персептрон

### 3.2.3 Модель нейронної мережі для передбачення фінансової неспроможності організації

Для побудови нейронної мережі необхідно розробити її топологію, визначити механізм навчання та процедуру тестування. Крім того, для навчання потрібні вхідні дані - вибірка компаній із достовірною фінансовою звітністю та розраховані на її основі коефіцієнти.

На підставі аналізу завдання було ухвалено рішення залишитися на моделі тришарового персептрона (див. рис. 16) і алгоритмі зворотного поширення як навчальному.

Цей тип нейронних мереж досить добре досліджений і описаний у науковій літературі. Він був запропонований у роботі Ру-Мельхарта і детально обговорюється майже у всіх підручниках з нейронних мереж [13, 15]. Кожен елемент мережі будує зважену суму своїх входів із поправкою у вигляді доданка і потім пропускає цю величину активації через передавальну функцію, отримуючи, таким чином, вихідне значення цього елемента. Елементи організовані в пошарову топологію з прямим передаванням сигналу. Таку мережу легко можна інтерпретувати як модель вхід-вихід, у якій ваги і порогові значення (зміщення) є вільними параметрами моделі. Мережа може моделювати функцію практично будь-якого ступеня складності, причому кількість шарів і кількість елементів у кожному шарі визначають складність функції. Визначення числа проміжних шарів і числа елементів у них є важливим питанням під час конструювання багатошарових нейронних мереж. Кількість вхідних і вихідних елементів визначається умовами завдання.

Використано найвідоміший варіант алгоритму навчання нейронної мережі - т.зв. алгоритм зворотного поширення [3]. В алгоритмі зворотного поширення обчислюється вектор градієнта поверхні помилок. Цей вектор вказує напрямок найкоротшого спуску поверхнею з даної точки, тож якщо ми "трохи" просунемося по ньому, помилка зменшиться. Послідовність таких кроків (що сповільнюється в міру наближення до дна), зрештою, приведе до мінімуму того чи іншого типу. Певну складність тут становить питання про те, яку потрібно брати довжину кроків.

За великої довжини кроку збіжність буде швидшою, але є небезпека "перестрибнути" через рішення або піти в неправильному напрямку. Класичним прикладом такого явища під час навчання нейронної мережі є ситуація, коли алгоритм дуже повільно просувається вузьким ярмом із крутими схилами, стрибаючи з одного його боку на інший. Навпаки, за маленького кроку, ймовірно, буде схоплено правильний напрямок, однак при цьому буде потрібно дуже багато ітерацій. На практиці величина кроку береться пропорційною крутизні схилу (так що алгоритм сповільнює хід поблизу мінімуму) з деякою константою, яка називається швидкістю навчання. Правильний вибір швидкості навчання залежить від конкретного завдання і зазвичай здійснюється дослідним шляхом; ця константа може

також залежати від часу, зменшуючись у міру просування алгоритму.

Таблиця 3.3

## Конфігурація мережі

Загальні параметри	Параметри прихованого шару	Параметри вихідного шару
Кількість вузлів у вхідному шарі: 10	Коефіцієнт навчання: 0.25	Коефіцієнт навчання: 0.01
Число вузлів у прихованому шарі: 10	Коефіцієнт інерції: 0.6	Коефіцієнт інерції: 0
Число вузлів у вихідному шарі: 1	Загасання: 0	Загасання: 0
Алгоритм навчання: Зворотне поширення		
Функція активації: сигмоїдальна		

Точність підбору цих параметрів визначає здатність мережі до навчання. Вхідні вузли відповідають фінансовим коефіцієнтам, використовуваним для передбачення неспроможності. Значення єдиного вузла вихідного шару - показник фінансової спроможності підприємства. Одиничне значення відповідає стану банкрутства, нульове - повному фінансовому благополуччю. Як активаційну функцію обрано сигмоїдальну.

Як вхідні дані використовується розроблений автором набір фінансових коефіцієнтів. Базові параметри моделі Альтмана [5] було доповнено набором власних. При цьому під час вибору параметрів моделі основна увага приділялася не відповідності розрахунку обраних коефіцієнтів загальноприйнятим методикам фінансового аналізу, а впливу вихідного набору даних на якість навчання мережі і, як наслідок, ефективність її прогнозування.

Таблиця 7.

## Вхідні параметри мережі

$k_1 = \text{Оборотний капітал/Активи капіталу/Активи}$
$k_2 = \text{Нерозподілений прибуток/Активи}$

$k_3 = \text{Прибуток до оподаткування/Активи}$
$k_4 = \text{Обсяг продажів/Активи}$
$k_5 = \text{Ринкова вартість власного}$
$k_6 = \text{Чистий грошовий потік/Активи}$
$k_7 = \text{Чистий грошовий потік/Загальна заборгованість}$
$k_8 = \text{Оборотність активів/Поточні зобов'язання}$
$k_9 = \text{Оборотність активів/Виручка}$
$k_{10} = \text{Загальна заборгованість/Активи}$

Як уже було сказано, коефіцієнти навчання та інерції є параметрами алгоритму зворотного поширення і визначають швидкість і точність визначення ваг, що мінімізують помилку передбачення. Великі значення цих параметрів дають змогу алгоритму сходитися за меншу кількість ітерацій, але при цьому зростає ризик "проскочити" оптимальне рішення. Занадто малі значення, хоча й дають змогу з високою імовірністю визначити глобальний мінімум, не виправдано збільшують час роботи алгоритму. Експериментальним шляхом було підібрано оптимальні значення для даної конфігурації багатошарового перцептрона.

У розглянутій задачі прогнозування банкрутства поряд із вибором моделі та конфігурації важливим моментом є збирання статистики по підприємствах. При цьому необхідно розуміти, що вибір тих чи інших підприємств залежить від мети навчання. У разі розгляду компаній однієї галузі на фіксованому часовому відрізку, імовірно, що мережа добре навчиться передбачати фінансову неспроможність підприємств цього типу в розглянутому часовому діапазоні, але буде неспроможною в оцінці компаній інших галузей. У разі узагальненої вибірки (підприємства різних галузей у довільному часовому періоді) точність прогнозування падатиме.

Цю конфігурацію нейронної мережі розробляли для промислових підприємств. Її менша придатність для прогнозування банкрутства компанії фінансового сектору викликана особливостями ведення бухгалтерського обліку. Як наслідок, низка вхідних параметрів розробленої моделі не несе в собі значущої інформації для організацій непромислової сфери.

Як вихідні дані було взято фінансову звітність 100 компаній (як джерело даних використано базу даних Compustat Industrial Database). Усі компанії було розбито на 2 однакові множини по 50 компаній - навчальну множину і множину, що тестує. Діяльність організацій розглядали в період із 1993 до 1997 року, що дало змогу включити в модель вплив різних зовнішніх чинників. Співвідношення збанкрутілих і фінансово стійких підприємств у кожній вибірці не було рівним. Цей фактор негативним чином міг

позначитися на якості навчання мережі.

Для оцінювання правильності моделі було зібрано статистику щодо фірм за 3 роки до їхнього банкрутства (для благополучних компаній - за 3 роки, що передують довільній даті існування підприємства), і нейронну мережу навчено на даних фінансової звітності кожного року. Мета тесту була побачити, наскільки добре модель прогнозує стан організації через рік, через 2 роки і через 3 роки. Як уже було сказано, навчання проводили з використанням даних звітності 50 підприємств, ці ж дані було включено в навчальну множину, на якій проводили перший етап тестування. На підставі фінансової інформації про 50 підприємств, що залишилися, було сформовано тестувальну покривну множину, яку використовували для оцінювання "узагальнювальної здатності" моделі. Було отримано такі результати:

Таблиця 8.

Точність прогнозування банкрутства нейронною мережою

	<b>Навчальна множина</b>		
	Загальна оцінка	Для успішної компанії	Для неспроможної
Рік 0	97%	49%	48%
Рік 1	87%	44%	43%
Рік 2	83%	43%	40%
	<b>Тестуюча множина</b>		
	Загальна оцінка	Для успішної компанії	Для неспроможної
Рік 0	88%	40%	48%
Рік 1	77%	37%	40%
Рік 2	61%	32%	29%

Як і очікувалося, модель показала високі результати для навчальної множини і значно нижчі для тестової множини. Особливо цікавим в аналізі результатів прогнозування для компаній із тестової множини видається факт високої ймовірності передбачення банкрутства в перші два роки. Потрібне подальше дослідження для визначення причин цього явища.

Моделі на базі лінійного дискримінантного аналізу і на основі нейронної мережі в цьому випадку показали приблизно однакові результати. Це вказує на те, що архітектура нейронної мережі потребує подальших удосконалень. Можливим варіантом є застосування принципово інших підходів, наприклад використання самоорганізованих карт Кохонена [8].

### 3.3 Висновок

В результаті цієї роботи було перевірено моделі раннього попередження фінансових ризиків підприємства на основі глибокого навчання та було створено модель нейронної мережі для аналізу ризику настання банкрутства підприємства. Використання глибокого навчання стало ключовим етапом у створенні ефективного інструменту для виявлення та управління фінансовими ризиками.

Ця модель дозволяє оперативно реагувати на потенційні загрози банкрутства та фінансові втрати, забезпечуючи підприємство можливістю приймати обґрунтовані стратегічні рішення. Її впровадження стає кроком у напрямку забезпечення стійкості та конкурентоспроможності бізнесу в умовах постійної змінності економічного середовища.

Результати аналізу, отримані через застосування цієї моделі, підкреслили не лише її точність у прогнозуванні ризиків, але й значення в управлінні фінансовими процесами підприємства. Постійне вдосконалення та розвиток подібних моделей залишається ключовим завданням для забезпечення фінансової стабільності та успішності в динамічному світі бізнесу.



## ВИСНОВКИ

У цьому дослідженні проведено вичерпний аналіз фінансових ризиків, що засліплюють сучасні підприємства, і детально розглянуто різні методики їх ідентифікації, аналізу та управління. Ретельний огляд літератури відобразив сучасні підходи до управління ризиками, включаючи підходи SWOT-аналізу, а також аспекти, пов'язані з фінансовою та нефінансовою інформацією.

Основний фокус дослідження був спрямований на вивчення типів ризиків, таких як кредитний, ризик банкрутства та гарантійний ризик, і їх вплив на фінансову стійкість підприємств. Дослідження також включало аналіз різних рівнів ризиків, від окремого підприємства до системних та ланцюжка підприємств, де було з'ясовано їх взаємозв'язок та вплив на фінансовий стан. Велику частину дослідження складала розділи, присвячені методологіям аналізу, включаючи статистичні методи, нейронні мережі та глибоке навчання.

Розглянуті різноманітні моделі, такі як регресійна, Z-рахунку, Мертона, KMV, а також методи машинного навчання, такі як логістична регресія, машини опорних векторів та випадковий ліс, що дозволило виявити їх ефективність у передбаченні фінансових ризиків. Одним із ключових відкриттів дослідження стало застосування нейронних мереж у попередженні фінансових ризиків підприємств. Розроблена модель раннього попередження, базована на глибокому навчанні, виявила великий потенціал у виявленні паттернів та трендів, що можуть передвіщати можливі фінансові труднощі.

Застосування сучасних технологій, таких як нейронні мережі та глибоке навчання, у управлінні ризиками підприємств, наочно демонструє, що ці інноваційні методи не лише збільшують точність передбачення можливих ризиків, а й мають переваги у контексті стратегічного управління фінансовими труднощами. Перший аспект полягає у вдосконаленні аналізу даних та прогнозуванні ризиків завдяки здатності нейронних мереж до обробки великих обсягів інформації. Вони можуть виявити зв'язки та патерни, недоступні для традиційних методів, що робить їх ефективним інструментом для ідентифікації потенційних загроз для підприємства. Другий аспект полягає у здатності цих технологій до швидкого реагування на виникнення ризикових ситуацій та управління ними. Глибоке навчання дозволяє системам аналізувати великі обсяги даних у реальному часі та вчасно реагувати на зміни у фінансовій сфері, допомагаючи підприємствам мінімізувати вплив ризиків на їхню діяльність.

Крім того, ці технології відкривають нові можливості для активного управління ризиками та фінансовими перешкодами, створюючи простіші та

більш ефективні стратегії реагування на складні ситуації. Це забезпечує підприємствам не лише більшу стабільність у короткостроковій перспективі, але й сприяє досягненню тривалої успішності та забезпечує конкурентні переваги у довгостроковому плані. У підсумку, використання нейронних мереж та глибокого навчання управління ризиками відкриває нові горизонти для підприємств, дозволяючи їм активно адаптуватися до змінних умов ринку та забезпечувати стійкий розвиток у сучасному бізнес-середовищі.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] E. I. Altman, "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy," *The Journal of Finance*, [електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу: <https://www.jstor.org/stable/2978933>
- [2] W. Chen, Z. Li, and Z. Xiao, "On credit risk contagion of supply chain finance under covid-19," *Journal of Mathematics*, 2021. [електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу: <https://www.hindawi.com/journals/jmath/2021/1281825/>
- [3] Y. Zhao, S. Wei, Y. Guo, Q. Yang, Q. Li, F. Zhuang, J. Liu, and G. Kou, "Combining intra-risk and contagion risk for enterprise bankruptcy prediction using graph neural networks," *arXiv preprint arXiv:2202.03874*, 2022. - електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу <https://arxiv.org/abs/2202.03874>
- [4] K. Abduraimova, "Contagion and tail risk in complex financial networks," *Journal of Banking & Finance*, p. 106560, 2022. [електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037842662200156X>
- [5] R. A. Collins and R. D. Green, "Statistical methods for bankruptcy forecasting," *Journal of Economics and Business*, [електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0148619582900406>
- [6] E. Letizia and F. Lillo, "Corporate payments networks and credit risk rating," *EPJ Data Science*, <https://epjdatascience.springeropen.com/articles/10.1140/epjds/s13688-019-0197-5>
- [7] Z. You, X. Chi, W. Gang-Jin, and Y. Xin-Guo, "Predicting china's sme credit risk in supply chain finance based on machine learning methods," *Entropy*, vol. 18, no. 5, p. 195, 2016. [електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу: <https://www.mdpi.com/1099-4300/18/5/195>
- [8] B. Sang, "Application of genetic algorithm and bp neural network in supply chain finance under information sharing," *Journal of Computational and Applied Mathematics*, [електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377042720304611>
- [9] G. Kou, Y. Xu, Y. Peng, F. and S. Kou, "Bankruptcy prediction for smes using transactional data and two-stage multiobjective feature selection," *Decision Support Systems*. [електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу <https://www.sciencedirect.com/journal/decision-support-systems>
- [10] E. Tobback, T. Bellotti, J. Moeyersoms, M. Stankova, and D. Martens, "Bankruptcy prediction for smes using relational data," *Decision Support Systems*, [електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу <https://research.nottingham.edu.cn/en/publications/bankruptcy-prediction-for->

smes-using-relational-data

- [11] T. Hosaka, “Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks,” [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: *Expert systems with applications*, <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S095741741830616X>
- [12] K. Lee, D. Booth, and P. Alam, “A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of korean firms,” [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: *Expert systems with applications*, <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S095741741830616X> *Expert Systems with Applications*, <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417405000023>
- [13] F. Mai, S. Tian, C. Lee, and L. Ma., “Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures,” *European journal of operational research*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221718308774>
- [14] I. D. Dichev, “Is the risk of bankruptcy a systematic risk?” *the Journal of Finance*, vol. 53, no. 3, pp. 1131–1147, 1998.
- [15] R. Gropp, C. Gruendl, and A. Guettler, “The impact of public guarantees on bank risk-taking: Evidence from a natural experiment,” *Review of Finance* [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://academic.oup.com/rof/article/20/1/127/2461418>
- [16] B. Henk, C. Rebel A, and F. Lawrence J, “Expropriation through loan guarantees to related parties: Evidence from china,” *Journal of Banking & Finance*
- [17] J. A. Wilcox and Y. Yasuda, “Government guarantees of loans to small businesses: Effects on banks’ risk-taking and non-guaranteed lending,” *Journal of Financial Intermediation*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: *Expert systems with applications*, <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S095741741830616X>
- [18]
- [19] D. Cheng, X. Wang, Y. Zhang, and L. Zhang, “Risk guarantee prediction in networked-loans,” in *Proceedings of the Twenty-Ninth International Conference on International Joint Conferences on Artificial Intelligence*, 2021, pp. 4483–4489.
- [20] C. Dawei, N. Zhibin, and Z. Yiyi, “Contagious chain risk rating for networked-guarantee loans,” in *Proceedings of SIGKDD*, 2020, pp. 2715–2723.  
pp. 1215–1230, 2018.
- [21] K. Valaskova, T. Kliestik, and M. Kovacova, “Management of financial risks in slovak enterprises using regression analysis,” *Oeconomia Copernicana* [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://journals.economic-research.pl/oc>
- [22] L. Huang, Y. Huang, R. Huang, G. Xie, and W. Cai, “Factors influencing

returning migrants' entrepreneurship intentions for rural E-commerce: an empirical investigation in China," *Sustainability*,

[23] S. I. Chang, L. M. Chang, and J. C. Liao, "Risk factors of enterprise internal control under the internet of things governance: a qualitative research approach," *Information & Management*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1016/j.im.2020.103335>

[24] B. Hirchoua, B. Ouhbi, and B. Frikh, "Deep reinforcement learning based trading agents: risk curiosity driven learning for financial rules-based policy," *Expert Systems with Applications*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114553>

[25] C. Hermansson, "Can self-assessed financial risk measures explain and predict bank customers' objective financial risk?" *Journal of Economic Behavior & Organization*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2018.02.018>

[26] B. Li and A. Arreola-Risa, "Financial risk, inventory decision and process improvement for a firm with random capacity," *European Journal of Operational Research*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.12.007>

[27] J. F. Kölbl, T. Busch, and L. M. Jancso, "How media coverage of corporate social irresponsibility increases financial risk," *Strategic Management Journal*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1002/smj.2647>

[28] Z. Huang, Y. Liu, C. Zhan, C. Lin, W. Cai, and Y. Chen, "A novel group recommendation model with two-stage deep learning," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1109/TSMC.2021.3131349>

[29] M. Gao and J. Mao, "A novel active rehabilitation model for stroke patients using electroencephalography signals and deep learning technology," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 15, 2021 [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.780147>

[30] M. Zhao, A. Jha, Q. Liu et al., "Faster mean-shift: GPU-accelerated clustering for cosine embedding-based cell segmentation and tracking," *Medical Image Analysis*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102048>

[31] W. Cai, B. Zhai, Y. Liu, R. Liu, and X. Ning, "Quadratic polynomial guided fuzzy C-means and dual attention mechanism for medical image segmentation," *Displays*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1016/j.displa.2021.102106>

[32] J. Kong, H. Wang, C. Yang, X. Jin, M. Zuo, and X. Zhang, "A spatial feature-enhanced attention neural network with high-order pooling representation for application in pest and disease recognition," [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.3390/agriculture12040500>

[33] D. Yao, Z. Zhi-li, Z. Xiao-feng et al., "Deep hybrid: multi-graph neural network collaboration for hyperspectral image classification," *Defence Technology*, 2022. [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу:

<https://doi.org/10.1016/j.dt.2022.02.007>

[34] X. Sun and Y. Lei, "Research on financial early warning of mining listed companies based on BP neural network model," *Resources Policy*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу:

<https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102223>

[35] Z. S. Ouyang, X. T. Yang, and Y. Lai, "Systemic financial risk early warning of financial market in China using attention-LSTM model," *The North American Journal of Economics and Finance*, <https://doi.org/10.1016/j.najef.2021.101383>

[36] K. C. Fletcher and A. E. Abbas, "A value measure for public-sector enterprise risk management: a TSA case study," *Risk Analysis*, [электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1111/risa.12932>

## Додаток А

## Прогноз банкрутства компанії

Підключення Google Colab до Kaggle для отримання набору даних безпосередньо в colab

```
In [ ]: !mkdir ~/.kaggle
!cp /content/drive/MyDrive/kaggle_datasets/kaggle.json ~/.kaggle/kaggle.json
!chmod 600 ~/.kaggle/kaggle.json

In [ ]: !kaggle datasets download -d fedesoriano/company-bankruptcy-prediction

Завантаження допоміжних функцій, розроблених mrdbourke, які містять спеціальні функції

In [ ]: !wget https://raw.githubusercontent.com/mrdbourke/tensorflow-deep-learning/main/extras/helper_functions.py

Встановлення необхідної бібліотеки для процесу EDA

In [ ]: !pip install klib

In [ ]: !pip install https://github.com/pandas-profiling/pandas-profiling/archive/master.zip

In [ ]: !pip install sweetviz

Імпорт необхідних функцій із "допоміжних" функцій

In [1]: from helper_functions import unzip_data, plot_loss_curves, make_confusion_matrix, accuracy_score, calculate_result

розархівування датасету

In [2]: unzip_data("company-bankruptcy-prediction.zip")

Імпорт необхідних бібліотек

In [20]: import pandas as pd
import numpy as np
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers
import seaborn as sns
import klib
import sweetviz as sv

імпортування набору даних

In [4]: df = pd.read_csv("data.csv")

Перегляд перших 5 рядків набору даних

In [5]: df.head()
```

Out[5]:

	Bankrupt?	ROA(C) before interest and depreciation before interest	ROA(A) before interest and % after tax	ROA(B) before interest and depreciation after tax	Operating Gross Margin	Realized Sales Gross Margin	Operating Profit Rate	Pre-tax net Interest Rate	After-tax net Interest Rate	Non-industry income and expenditure/revenue	...	Inct to T Asst
0	1	0.370594	0.424389	0.405750	0.601457	0.601457	0.998969	0.796887	0.808809	0.302646	...	0.716
1	1	0.464291	0.538214	0.516730	0.610235	0.610235	0.998946	0.797380	0.809301	0.303556	...	0.795
2	1	0.426071	0.499019	0.472295	0.601450	0.601364	0.998857	0.796403	0.808388	0.302035	...	0.774
3	1	0.399844	0.451265	0.457733	0.583541	0.583541	0.998700	0.796967	0.808966	0.303350	...	0.739
4	1	0.465022	0.538432	0.522298	0.598783	0.598783	0.998973	0.797366	0.809304	0.303475	...	0.795

5 rows x 96 columns

## Додаток Б

## Частина 1: Дослідницький аналіз даних

```
In [6]: df_clean = klib.data_cleaning(df)

Long column names detected (>25 characters). Consider renaming the following columns ['roa_c_before_interest_and_depreciation_before_interest', 'roa_a_before_interest_and_percent_after_tax', 'roa_b_before_interest_and_depreciation_after_tax', 'realized_sales_gross_margin', 'after_tax_net_interest_rate', 'non_industry_income_and_expense_revenue', 'continuous_interest_rate_after_tax', 'research_and_development_expense_rate', 'interest_bearing_debt_interest_rate', 'persistent_eps_in_the_last_four_seasons', 'operating_profit_per_share_yuan_Y', 'per_share_net_profit_before_tax_yuan_Y', 'realized_sales_gross_profit_growth_rate', 'operating_profit_growth_rate', 'after_tax_net_profit_growth_rate', 'regular_net_profit_growth_rate', 'continuous_net_profit_growth_rate', 'total_assets_return_growth_rate_ratio', 'total_debt_total_net_worth', 'long_term_fund_suitability_ratio_a', 'contingent_liabilities_net_worth', 'operating_profit_paid_in_capital', 'net_profit_before_tax_paid_in_capital', 'inventory_and_accounts_receivable_net_value', 'accounts_receivable_turnover', 'inventory_turnover_rate_times', 'fixed_assets_turnover_frequency', 'net_worth_turnover_rate_times', 'operating_profit_per_person', 'allocation_rate_per_person', 'working_capital_to_total_assets', 'current_assets_total_assets', 'quick_assets_current_liability', 'current_liability_to_assets', 'operating_funds_to_liability', 'inventory_current_liability', 'current_liabilities_liability', 'current_liabilities_equity', 'long_term_liability_to_current_assets', 'retained_earnings_to_total_assets', 'total_income_total_expense', 'current_asset_turnover_rate', 'working_capital_turnover_rate', 'current_liability_to_liability', 'current_liability_to_equity', 'equity_to_long_term_liability', 'current_liability_to_current_assets', 'net_income_to_total_assets', 'net_income_to_stockholder_s_equity', 'degree_of_financial_leverage_dfll', 'interest_coverage_ratio_interest_expense_to_ebit'].
Shape of cleaned data: (6819, 95) - Remaining NAs: 0

Dropped rows: 0
  of which 0 duplicates. (Rows (first 150 shown): [])

Dropped columns: 1
  of which 1 single valued. Columns: ['net_income_flag']
Dropped missing values: 0
Reduced memory by at least: 2.56 MB (-51.3%)
```

```
In [7]: klib.dist_plot(df_clean)

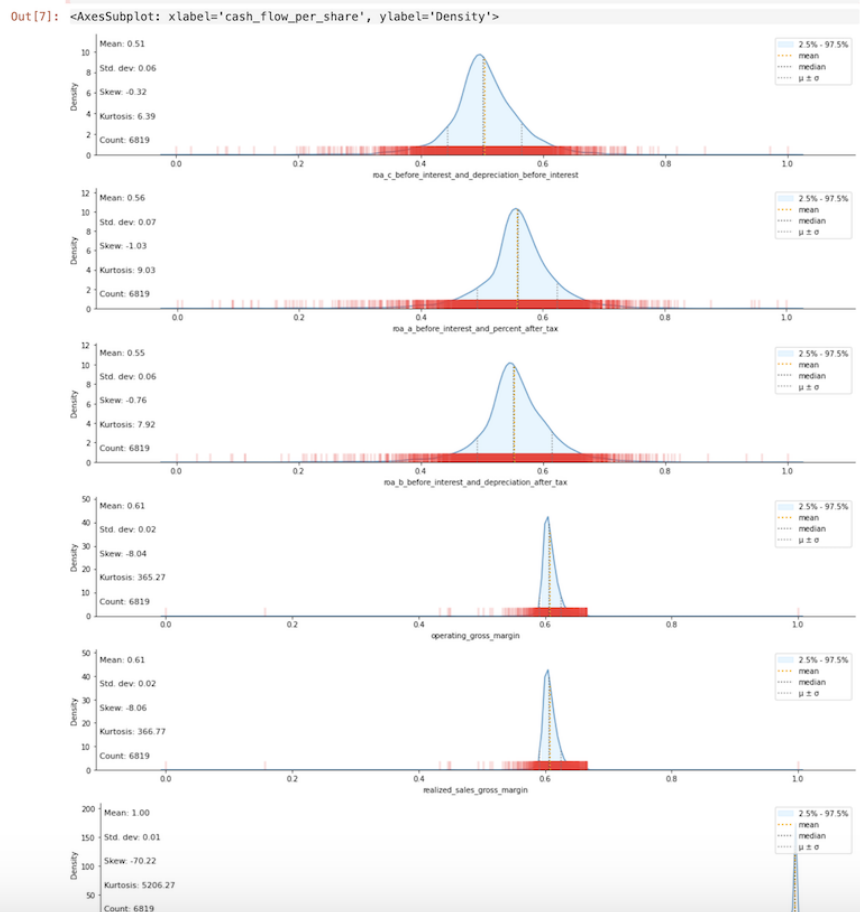
Note: The number of non binary numerical features is very large (93), please consider splitting the data. Showing g plots for the first 20 numerical features. Override this by setting showall=True.

/usr/local/lib/python3.8/dist-packages/scipy/stats/stats.py:959: RuntimeWarning:
overflow encountered in square

/usr/local/lib/python3.8/dist-packages/numpy/core/_methods.py:179: RuntimeWarning:
overflow encountered in reduce

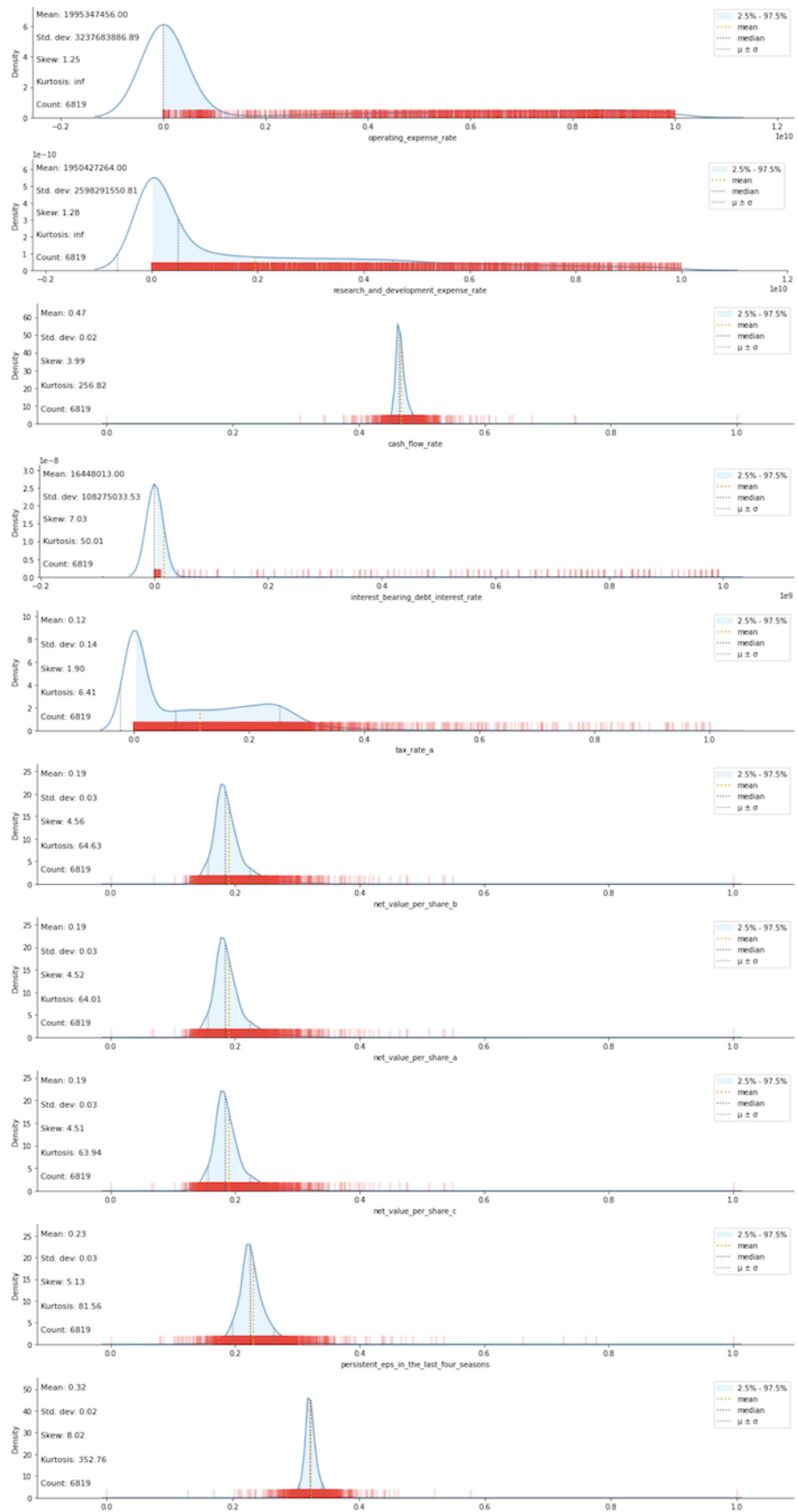
/usr/local/lib/python3.8/dist-packages/scipy/stats/stats.py:959: RuntimeWarning:
overflow encountered in square

/usr/local/lib/python3.8/dist-packages/numpy/core/_methods.py:179: RuntimeWarning:
overflow encountered in reduce
```





Додаток В



Додаток Г

```

In [ ]: report = sv.analyze(df_clean)
report.show_html("EDA Report")

In [22]: df_clean.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 6819 entries, 0 to 6818
Data columns (total 95 columns):
#   Column                                     Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   bankrupt                                   6819 non-null   int8
1   roa_c_before_interest_and_depreciation_before_interest  6819 non-null   float32
2   roa_a_before_interest_and_percent_after_tax  6819 non-null   float32
3   roa_b_before_interest_and_depreciation_after_tax  6819 non-null   float32
4   operating_gross_margin                    6819 non-null   float32
5   realized_sales_gross_margin                6819 non-null   float32
6   operating_profit_rate                      6819 non-null   float32
7   pre_tax_net_interest_rate                  6819 non-null   float32
8   after_tax_net_interest_rate                6819 non-null   float32
9   non_industry_income_and_expenditure_revenue  6819 non-null   float32
10  continuous_interest_rate_after_tax         6819 non-null   float32
11  research_expense_rate                       6819 non-null   float32
12  research_and_development_expense_rate      6819 non-null   float32
13  cash_flow_rate                              6819 non-null   float32
14  interest_bearing_debt_interest_rate        6819 non-null   float32
15  tax_rate_a                                  6819 non-null   float32
16  net_value_per_share_b                       6819 non-null   float32
17  net_value_per_share_a                       6819 non-null   float32
18  net_value_per_share_c                       6819 non-null   float32
19  persistent_eps_in_the_last_four_seasons    6819 non-null   float32
20  cash_flow_per_share                         6819 non-null   float32
21  revenue_per_share_yuan_Y                    6819 non-null   float32
22  operating_profit_per_share_yuan_Y           6819 non-null   float32
23  per_share_net_profit_before_tax_yuan_Y     6819 non-null   float32
24  realized_sales_gross_profit_growth_rate    6819 non-null   float32
25  operating_profit_growth_rate                6819 non-null   float32
26  after_tax_net_profit_growth_rate            6819 non-null   float32
27  regular_net_profit_growth_rate              6819 non-null   float32
28  continuous_net_profit_growth_rate           6819 non-null   float32
29  total_asset_growth_rate                     6819 non-null   float32
30  net_value_growth_rate                       6819 non-null   float32
31  total_asset_return_growth_rate_ratio        6819 non-null   float32
32  cash_reinvestment_percent                   6819 non-null   float32
33  current_ratio                               6819 non-null   float32
34  quick_ratio                                 6819 non-null   float32
35  interest_expense_ratio                      6819 non-null   float32
36  total_debt_total_net_worth                  6819 non-null   float32
37  debt_ratio_percent                          6819 non-null   float32
38  net_worth_assets                           6819 non-null   float32
39  long_term_fund_suitability_ratio_a          6819 non-null   float32
40  borrowing_dependency                        6819 non-null   float32
41  contingent_liabilities_net_worth            6819 non-null   float32
42  operating_profit_paid_in_capital            6819 non-null   float32
43  net_profit_before_tax_paid_in_capital       6819 non-null   float32
44  inventory_and_accounts_receivable_net_value 6819 non-null   float32
45  total_asset_turnover                        6819 non-null   float32
46  accounts_receivable_turnover                6819 non-null   float32
47  average_collection_days                     6819 non-null   float32
48  inventory_turnover_rate_times               6819 non-null   float32
49  fixed_assets_turnover_frequency             6819 non-null   float32
50  net_worth_turnover_rate_times              6819 non-null   float32
51  revenue_per_person                          6819 non-null   float32
52  operating_profit_per_person                 6819 non-null   float32
53  allocation_rate_per_person                  6819 non-null   float32
54  working_capital_to_total_assets             6819 non-null   float32
55  quick_assets_total_assets                   6819 non-null   float32
56  current_assets_total_assets                 6819 non-null   float32
57  cash_total_assets                           6819 non-null   float32
58  quick_assets_current_liability              6819 non-null   float32
59  cash_current_liability                      6819 non-null   float32
60  current_liability_to_assets                 6819 non-null   float32
61  operating_funds_to_liability                6819 non-null   float32
62  inventory_working_capital                   6819 non-null   float32
63  inventory_current_liability                 6819 non-null   float32
64  current_liabilities_liability               6819 non-null   float32
65  working_capital_equity                      6819 non-null   float32
66  current_liabilities_equity                  6819 non-null   float32
67  long_term_liability_to_current_assets       6819 non-null   float32
68  retained_earnings_to_total_assets           6819 non-null   float32
69  total_income_total_expense                  6819 non-null   float32
70  total_expense_assets                        6819 non-null   float32
71  current_asset_turnover_rate                 6819 non-null   float32
72  quick_asset_turnover_rate                   6819 non-null   float32
73  working_capital_turnover_rate               6819 non-null   float32
74  cash_turnover_rate                          6819 non-null   float32
75  cash_flow_to_sales                          6819 non-null   float32
76  fixed_assets_to_assets                      6819 non-null   float32
77  current_liability_to_liability              6819 non-null   float32
78  current_liability_to_equity                 6819 non-null   float32
79  equity_to_long_term_liability               6819 non-null   float32
80  cash_flow_to_total_assets                   6819 non-null   float32
81  cash_flow_to_liability                      6819 non-null   float32
82  cfo_to_assets                               6819 non-null   float32
83  cash_flow_to_equity                         6819 non-null   float32
84  current_liability_to_current_assets         6819 non-null   float32
85  liability_assets_flag                        6819 non-null   int8
86  net_income_to_total_assets                  6819 non-null   float32
87  total_assets_to_gnp_price                   6819 non-null   float32
88  no_credit_interval                          6819 non-null   float32
89  gross_profit_to_sales                       6819 non-null   float32
90  net_income_to_stockholder_s_equity         6819 non-null   float32
91  liability_to_equity                          6819 non-null   float32
92  degree_of_financial_leverage_dfl           6819 non-null   float32
93  interest_coverage_ratio_interest_expense_to_ebit 6819 non-null   float32
94  equity_to_liability                         6819 non-null   float32
dtypes: float32(93), int8(2)
memory usage: 2.4 MB

```

Перевірка незбалансованих даних

## Додаток Д

memory usage: 2.4 mb

Перевірка незбалансованих даних

```
In [23]: df_clean['bankrupt'].value_counts()
```

```
Out[23]: 0    6599
         1    220
         Name: bankrupt, dtype: int64
```

Метод надмірної вибірки для незбалансованої цільової змінної

- Як цільова змінна, тобто банкрут? містить менше, жодна компанія не збанкрутує, тобто жодна з 1 не є меншою порівняно з 0. Тут ми використовуємо метод надмірної вибірки, щоб зробити ці два класи збалансованими,

```
In [24]: from imblearn.over_sampling import SMOTE
```

```
In [25]: X = df_clean.drop('bankrupt', axis = 'columns')
         y = df_clean['bankrupt']
```

```
In [26]: smote = SMOTE(sampling_strategy='minority')
         X,y= smote.fit_resample(X,y)
```

```
In [27]: X.shape
```

```
Out[27]: (13198, 94)
```

```
In [28]: y.value_counts()
```

```
Out[28]: 1    6599
         0    6599
         Name: bankrupt, dtype: int64
```

змінна збалансована, тепер ви можемо виконати етап попередньої обробки даних

## Частина 2: Попередня обробка даних

Поділ даних на навчальний і тестовий набір

```
In [29]: from sklearn.model_selection import train_test_split
         X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.2, random_state = 42)
```

Масштабування ознак (Feature Scaling)

```
In [30]: from sklearn.preprocessing import StandardScaler
         sc = StandardScaler()
         X_train = sc.fit_transform(X_train)
         X_test = sc.transform(X_test)
```

## Part 3 : Побудова моделі

Список моделей, які я збираюся використовувати:

- XGBoost
- Логістична регресія
- Глибока нейронна мережа DNN
- Випадкова класифікація лісу
- K-найближчі сусіди

XGBoost

```
In [31]: from xgboost import XGBClassifier
         model_1 = XGBClassifier()
         model_1.fit(X_train, y_train)
```

```
Out[31]: XGBClassifier()
```

Тестування моделі на тестовому наборі

```
In [32]: y_pred = model_1.predict(X_test)
```

Оцінка моделі

```
In [33]: make_confusion_matrix(y_test, y_pred)
         accuracy_score(y_test, y_pred)
         xgboost = calculate_results(y_test, y_pred)
```

## Додаток Е

Логістична регресія

```
In [34]: from sklearn.linear_model import LogisticRegression
model_2 = LogisticRegression()
model_2.fit(X_train, y_train)

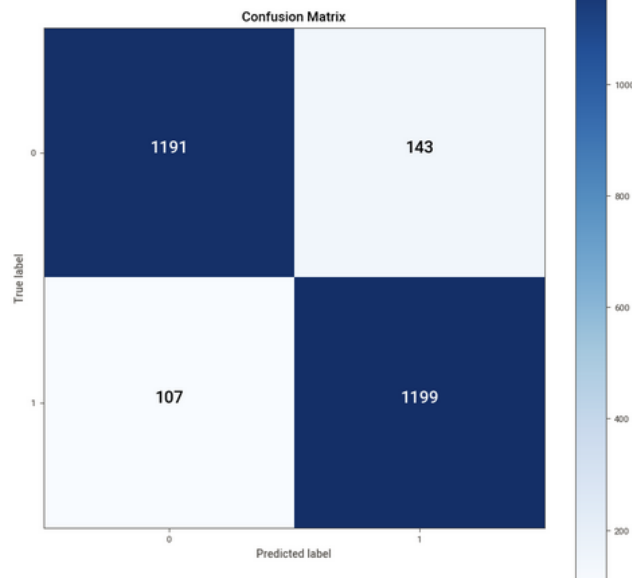
/usr/local/lib/python3.8/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:814: ConvergenceWarning:
lbfgs failed to converge (status=1):
STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.

Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:
  https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
Please also refer to the documentation for alternative solver options:
  https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression

Out [34]: LogisticRegression()

In [35]: y_pred = model_2.predict(X_test)

In [36]: make_confusion_matrix(y_test, y_pred)
accuracy_score(y_test, y_pred)
logistic = calculate_results(y_test, y_pred)
```



Deep Neural Network (DNN)

```
In [37]: model_3 = tf.keras.Sequential([
layers.Dense(64, activation = 'relu'),
layers.Dense(128, activation = 'relu'),
layers.Dense(512, activation = 'relu'),
layers.Dropout(0.3),
layers.Dense(1, activation = 'sigmoid')
])

model_3.compile(loss = 'binary_crossentropy', optimizer = 'adam', metrics = ['accuracy'])

In [38]: history = model_3.fit(X_train, y_train, validation_split = 0.2, epochs = 20)

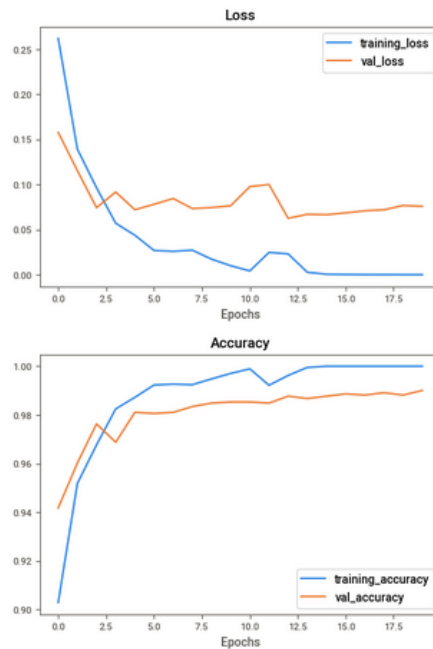
Epoch 1/20
264/264 [=====] - 4s 4ms/step - loss: 0.2619 - accuracy: 0.9829 - val_loss: 0.1578 - val_accuracy: 0.9418
Epoch 2/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 0.1393 - accuracy: 0.9518 - val_loss: 0.1154 - val_accuracy: 0.9682
Epoch 3/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 0.0964 - accuracy: 0.9677 - val_loss: 0.0743 - val_accuracy: 0.9763
Epoch 4/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 0.0571 - accuracy: 0.9825 - val_loss: 0.0917 - val_accuracy: 0.9688
Epoch 5/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 0.0438 - accuracy: 0.9872 - val_loss: 0.0721 - val_accuracy: 0.9811
Epoch 6/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 0.0269 - accuracy: 0.9923 - val_loss: 0.0781 - val_accuracy: 0.9886
Epoch 7/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 0.0268 - accuracy: 0.9927 - val_loss: 0.0845 - val_accuracy: 0.9811
Epoch 8/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 0.0272 - accuracy: 0.9924 - val_loss: 0.0734 - val_accuracy: 0.9834
Epoch 9/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 0.0173 - accuracy: 0.9948 - val_loss: 0.0745 - val_accuracy: 0.9848
Epoch 10/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 0.0188 - accuracy: 0.9970 - val_loss: 0.0765 - val_accuracy: 0.9853
Epoch 11/20
264/264 [=====] - 1s 5ms/step - loss: 0.0042 - accuracy: 0.9989 - val_loss: 0.0977 - val_accuracy: 0.9853
Epoch 12/20
264/264 [=====] - 1s 5ms/step - loss: 0.0248 - accuracy: 0.9922 - val_loss: 0.1000 - val_accuracy: 0.9848
Epoch 13/20
264/264 [=====] - 1s 5ms/step - loss: 0.0231 - accuracy: 0.9962 - val_loss: 0.0625 - val_accuracy: 0.9877
Epoch 14/20
264/264 [=====] - 2s 6ms/step - loss: 0.0027 - accuracy: 0.9995 - val_loss: 0.0670 - val_accuracy: 0.9867
Epoch 15/20
264/264 [=====] - 1s 5ms/step - loss: 5.4781e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0666 - val_accuracy: 0.9877
Epoch 16/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 2.8595e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0686 - val_accuracy: 0.9886
Epoch 17/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 1.6432e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0709 - val_accuracy: 0.9882
Epoch 18/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 1.1513e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0720 - val_accuracy: 0.9891
Epoch 19/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 8.8236e-05 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0768 - val_accuracy: 0.9882
Epoch 20/20
264/264 [=====] - 1s 4ms/step - loss: 7.8902e-05 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0758 - val_accuracy: 0.9901
```

Побудова кривих втрач і точності для перевірки продуктивності моделі

## Додаток Ж

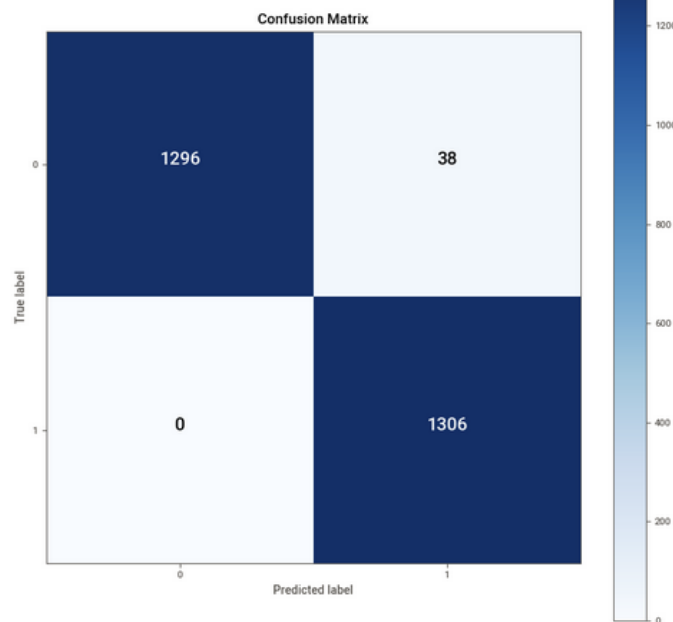
Побудова кривих втрат і точності для перевірки продуктивності моделі

In [39]: `plot_loss_curves(history)`



In [40]: `y_probs = model_3.predict(X_test)`  
`y_pred = tf.round(y_probs)`  
 83/83 [=====] - 0s 2ms/step

In [41]: `make_confusion_matrix(y_test, y_pred)`  
`accuracy_score(y_test, y_pred)`  
`dnn = calculate_results(y_test, y_pred)`



In [42]: `model_3.save("dnn_best_model.h5")`

Винадкова Forest Classification

In [43]: `from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier`  
`model_4 = RandomForestClassifier(n_estimators=1000, criterion='entropy', random_state=42)`  
`model_4.fit(X_train, y_train)`

Out [43]: `RandomForestClassifier(criterion='entropy', n_estimators=1000, random_state=42)`

In [44]: `y_pred = model_2.predict(X_test)`

In [45]: `make_confusion_matrix(y_test, y_pred)`  
`accuracy_score(y_test, y_pred)`  
`rf = calculate_results(y_test, y_pred)`

## Додаток 3

```

In [42]: model_3.save("dnn_best_model.h5")
Випадкова Forest Classification

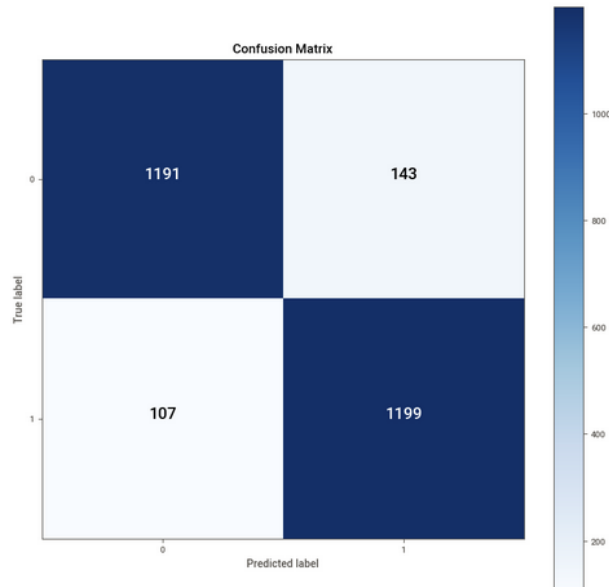
In [43]: from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
model_4 = RandomForestClassifier(n_estimators=1000, criterion='entropy', random_state=42)
model_4.fit(X_train, y_train)

Out[43]: RandomForestClassifier(criterion='entropy', n_estimators=1000, random_state=42)

In [44]: y_pred = model_2.predict(X_test)

In [45]: make_confusion_matrix(y_test, y_pred)
accuracy_score(y_test, y_pred)
rf = calculate_results(y_test, y_pred)

```



K-найближчий сусід

```

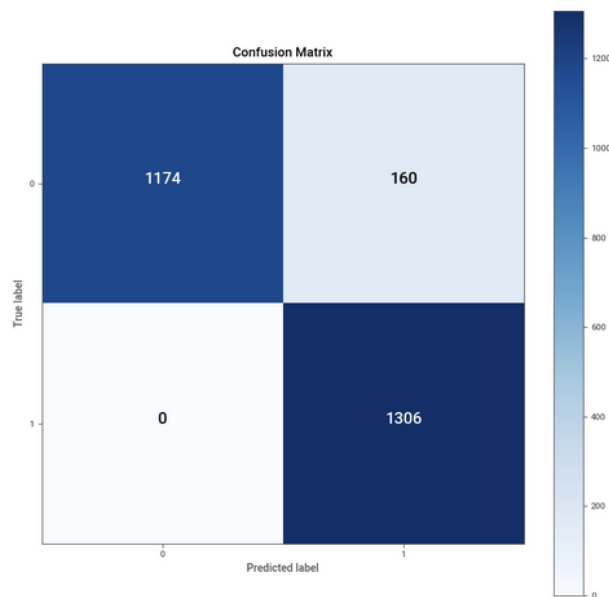
In [46]: from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
model_5 = KNeighborsClassifier()
model_5.fit(X_train, y_train)

Out[46]: KNeighborsClassifier()

In [47]: y_pred = model_5.predict(X_test)

In [48]: make_confusion_matrix(y_test, y_pred)

```



```

In [49]: knn = calculate_results(y_test, y_pred)
Створення фрейму даних, щоб перевірити, яка модель працює краще

```

## Додаток К

Ну, здається, модель DNN є чистим переможцем. Отже, ця модель буде нашою найефективнішою моделю

## Models Оцінка продуктивності

Побудова та порівняння кривих ROC кількох моделей

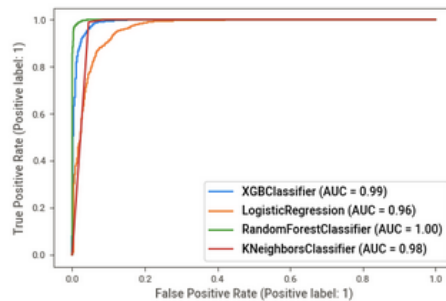
```
In [53]: from sklearn.metrics import plot_roc_curve
roc = plot_roc_curve(model_1, X_test, y_test)
plot_roc_curve(model_2, X_test, y_test, ax = roc.ax_);
plot_roc_curve(model_4, X_test, y_test, ax = roc.ax_);
plot_roc_curve(model_5, X_test, y_test, ax = roc.ax_);

/usr/local/lib/python3.8/dist-packages/sklearn/utils/deprecation.py:87: FutureWarning:
Function plot_roc_curve is deprecated; Function :func:'plot_roc_curve' is deprecated in 1.0 and will be removed in 1.2. Use one of the class methods :meth:'sklearn.metrics.RocCurveDisplay.from_predictions' or :meth:'sklearn.metrics.RocCurveDisplay.from_estimator'.

/usr/local/lib/python3.8/dist-packages/sklearn/utils/deprecation.py:87: FutureWarning:
Function plot_roc_curve is deprecated; Function :func:'plot_roc_curve' is deprecated in 1.0 and will be removed in 1.2. Use one of the class methods :meth:'sklearn.metrics.RocCurveDisplay.from_predictions' or :meth:'sklearn.metrics.RocCurveDisplay.from_estimator'.

/usr/local/lib/python3.8/dist-packages/sklearn/utils/deprecation.py:87: FutureWarning:
Function plot_roc_curve is deprecated; Function :func:'plot_roc_curve' is deprecated in 1.0 and will be removed in 1.2. Use one of the class methods :meth:'sklearn.metrics.RocCurveDisplay.from_predictions' or :meth:'sklearn.metrics.RocCurveDisplay.from_estimator'.

/usr/local/lib/python3.8/dist-packages/sklearn/utils/deprecation.py:87: FutureWarning:
Function plot_roc_curve is deprecated; Function :func:'plot_roc_curve' is deprecated in 1.0 and will be removed in 1.2. Use one of the class methods :meth:'sklearn.metrics.RocCurveDisplay.from_predictions' or :meth:'sklearn.metrics.RocCurveDisplay.from_estimator'.
```



Sklearn не може побудувати цю криву для моделі DNN, тому я використав бібліотеку метрик tensorflow, щоб отримати значення auc

```
In [ ]: dnn_m = tf.keras.metrics.AUC()
dnn_m.update_state(y_test, y_pred)
print("DNN Model AUC Value is :", dnn_m.result().numpy())

Running cells with '/usr/bin/python3' requires the ipykernel package.

Run the following command to install 'ipykernel' into the Python environment.

Command: '/usr/bin/python3 -m pip install ipykernel -U --user --force-reinstall'

In [ ]: Значення AUC моделі DNN: 0,94803
```