

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління

ТАРБАЙ Юрій Олегович

**Система підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків
підприємства на основі технології аналізу великих даних / Decision Support
System for Assessing Enterprise Financial Risks Based on Big Data Analytics
Technology**

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Освітньо-професійна програма – Комп'ютерні науки

Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КН-43
Ю.О. Тарбай

Науковий керівник:
д.т.н., професор М.П. Комар

Кваліфікаційну роботу допущено до
захисту

«___»_____ 2026 р.

Завідувач кафедри

_____ Н.В. Дзюбановська

Тернопіль – 2026

Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління
Освітній ступінь «бакалавр»
спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки
освітньо-професійна програма – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри

_____ Н.В. Дзюбановська

«_____» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ
ТАРБАЮЮ Юрію Олеговичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема кваліфікаційної роботи

Система підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства на основі технології аналізу великих даних / Decision Support System for Assessing Enterprise Financial Risks Based on Big Data Analytics Technology

керівник роботи д.т.н., професор М. П. Комар

затверджені наказом по університету від 01 грудня 2025 року № 894.

2. Строк подання студентом закінченої кваліфікаційної роботи 25 травня 2026 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: завдання на кваліфікаційну роботу студента, наукові статті, технічна література.

4. Основні питання, які потрібно розробити

- проаналізувати фінансові ризики підприємства та особливості їх оцінювання в сучасних умовах господарювання;

- дослідити існуючі підходи до оцінки фінансових ризиків на основі фінансових показників і методів аналізу даних;

- проаналізувати системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків та визначити вимоги до їх побудови;

- сформулювати постановку задачі дослідження, визначивши вхідні та вихідні дані системи;

- спроектувати архітектуру системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства;

- розробити інформаційне та алгоритмічне забезпечення системи, включаючи підготовку даних і вибір методу машинного навчання;

- реалізувати програмну модель системи на основі ансамблевого алгоритму Random Forest;

- провести експериментальне дослідження та оцінити ефективність системи з використанням стандартних метрик якості.

5. Перелік графічного матеріалу в роботі

- архітектура системи підтримки прийняття рішень для оцінки

фінансових ризиків підприємства;

– алгоритм роботи системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства.

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 01 грудня 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів кваліфікаційної роботи	Примітка
1	Затвердження теми кваліфікаційної роботи, ознайомлення з літературними джерелами та складання плану роботи	до 01.01. 2026 р.	
2	Написання 1 розділу кваліфікаційної роботи	до 01.02. 2026 р.	
3	Написання 2 розділу кваліфікаційної роботи	до 15.03.2026 р.	
4	Написання 3 розділу кваліфікаційної роботи	до 01.05. 2026 р.	
5	Представлення попереднього варіанту кваліфікаційної роботи, перевірка та внесення змін керівником	до 15.05.2026 р.	
6	Опрацювання зауважень та представлення завершеного варіанту кваліфікаційної роботи. Підготовка супроводжуючих документів	до 25.05.2026 р.	
7	Перевірка кваліфікаційної роботи на оригінальність тексту	до 30.05.2026 р.	
8	Оформлення кваліфікаційної роботи та отримання допуску до захисту	до 10.06.2026 р.	
9	Подання кваліфікаційної роботи до захисту на засіданні атестаційної комісії	до 10.06. 2026 р.	

Студент _____ Ю. О. Тарбай
підпис

Керівник роботи _____ д.т.н., професор М. П. Комар
підпис

АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота на тему «Система підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства на основі технології аналізу великих даних» на здобуття освітнього ступеня «бакалавр» зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» освітньої програми «Комп'ютерні науки» написана обсягом в 73 сторінки і містить 5 ілюстрацій, 7 таблиць, 4 додатки та 31 використане джерело.

Метою кваліфікаційної роботи є розроблення та дослідження системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства з використанням методів аналізу великих даних та машинного навчання.

Методи досліджень включають методи фінансового аналізу, статистичної обробки даних, машинного навчання, а також методи системного аналізу та моделювання.

Розроблено систему підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства на основі технологій аналізу великих даних, яка забезпечує збирання фінансово-економічної інформації, її попередню обробку, очищення та нормалізацію, формування вектора ознак, класифікацію рівня фінансового ризику за допомогою ансамблевого алгоритму Random Forest, а також подання результатів оцінювання та рекомендацій для фінансового менеджера.

Результати дослідження можуть бути використані для створення та вдосконалення програмних засобів фінансового ризик-менеджменту, автоматизації аналізу фінансового стану підприємства, підтримки прийняття управлінських рішень, своєчасного виявлення негативних тенденцій у фінансових показниках та підвищення обґрунтованості рішень у сфері фінансового управління.

Ключові слова: ФІНАНСОВІ РИЗИКИ, СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ВЕЛИКІ ДАНІ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, RANDOM FOREST, ФІНАНСОВИЙ АНАЛІЗ, КЛАСИФІКАЦІЯ РИЗИКІВ, ФІНАНСОВИЙ МЕНЕДЖМЕНТ.

ANNOTATION

Qualification work on the topic «Decision Support System for Assessing Enterprise Financial Risks Based on Big Data Analytics Technology» for Bachelor's degree on speciality 122 «Computer Science» educational and professional program «Computer Science» is written on 73 pages and it contains 5 figures, 7 tables, 4 annexes and 31 sources.

The purpose of the qualification work is to develop and study a decision support system for assessing the financial risks of an enterprise using big data analysis and machine learning methods.

The research methods include financial analysis, statistical data processing, machine learning, as well as system analysis and modeling methods.

A decision support system for assessing the financial risks of an enterprise based on big data analysis technologies has been developed. The system provides the collection of financial and economic information, its preliminary processing, cleaning and normalization, feature vector formation, classification of the financial risk level using the Random Forest ensemble algorithm, as well as the presentation of assessment results and recommendations for the financial manager.

The results of the study can be used to create and improve software tools for financial risk management, automate the analysis of an enterprise's financial condition, support managerial decision-making, timely identify negative trends in financial indicators, and improve the justification of decisions in the field of financial management.

Keywords: FINANCIAL RISKS, DECISION SUPPORT SYSTEM, BIG DATA, MACHINE LEARNING, RANDOM FOREST, FINANCIAL ANALYSIS, RISK CLASSIFICATION, FINANCIAL MANAGEMENT.

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналіз проблемної області та постановка задачі	10
1.1 Фінансові ризики підприємства та особливості їх оцінювання в сучасних умовах.....	10
1.2 Аналіз існуючих підходів до оцінки фінансових ризиків на основі даних	14
1.3 Системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків	16
1.4 Постановка задачі дослідження.....	18
2 Проектування системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства	21
2.1 Архітектура системи підтримки прийняття рішень	21
2.2 Інформаційне забезпечення та підготовка даних	25
2.3 Аналітичний модуль системи на основі методів машинного навчання.....	30
2.4 Формування результатів оцінки та підтримка прийняття рішень	33
3 Програмна реалізація та дослідження системи підтримки прийняття рішень	36
3.1 Архітектура програмної реалізації системи	36
3.2 Засоби та технології програмної реалізації	38
3.3 Реалізація основних функціональних модулів системи.....	40
3.4 Експериментальне дослідження та оцінка ефективності системи.....	43
Висновки	47
Список використаних джерел	49
Додаток А Програмний код аналітичного модуля системи	53
Додаток Б Програмний код модуля підготовки даних.....	59
Додаток В Приклади вхідних і вихідних даних системи підтримки прийняття рішень	65
Додаток Г Копія публікації	67

ВСТУП

Сучасні умови функціонування підприємств характеризуються зростанням рівня невизначеності та посиленням впливу внутрішніх і зовнішніх факторів, що безпосередньо відображається на фінансовій стійкості суб'єктів господарювання. Коливання ринкової кон'юнктури, нестабільність макроекономічного середовища, зростання конкуренції, а також наслідки глобальних кризових явищ і воєнних ризиків зумовлюють необхідність удосконалення підходів до оцінки та управління фінансовими ризиками підприємств [8, 11, 25].

Традиційні методи фінансового аналізу, які ґрунтуються переважно на використанні обмеженого набору показників і статичних моделей, у багатьох випадках не забезпечують своєчасного виявлення загроз та не дозволяють адекватно враховувати складні нелінійні взаємозв'язки між фінансово-економічними чинниками [27, 28]. У зв'язку з цим актуалізується потреба у впровадженні інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, здатних обробляти значні обсяги різномірних даних та формувати обґрунтовані рекомендації для управлінського персоналу [17, 26].

Розвиток технологій аналізу великих даних та методів машинного навчання відкриває нові можливості для підвищення точності оцінювання фінансових ризиків. Застосування алгоритмів статистичного навчання та ансамблевих методів, зокрема випадкових лісів, дозволяє виявляти приховані закономірності у фінансових даних, підвищувати достовірність прогнозів і знижувати рівень суб'єктивності під час прийняття управлінських рішень [1, 4, 7, 21]. У наукових дослідженнях доведено, що використання таких підходів є більш ефективним порівняно з класичними економетричними моделями, особливо в умовах високої мінливості фінансового середовища [2, 18, 23].

Разом із тим, попри значну кількість наукових праць, присвячених проблематиці фінансового ризик-менеджменту, питання інтеграції методів аналізу великих даних у системи підтримки прийняття рішень підприємств потребує подальшого дослідження. Зокрема, недостатньо розробленими

залишаються підходи до побудови комплексних систем, які поєднують інструменти збору, обробки та інтелектуального аналізу фінансової інформації з метою своєчасного виявлення ризиків і підтримки управлінських рішень [9, 10, 16].

Актуальність даної кваліфікаційної роботи зумовлена необхідністю розроблення системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства на основі технологій аналізу великих даних, що дозволить підвищити обґрунтованість управлінських рішень та сприятиме зміцненню фінансової стійкості підприємств у сучасних умовах господарювання.

Метою кваліфікаційної роботи є розроблення та дослідження системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства з використанням методів аналізу великих даних та машинного навчання.

Для досягнення поставленої мети у роботі передбачається розв'язання таких завдань:

- проаналізувати фінансові ризики підприємства та особливості їх оцінювання в сучасних умовах господарювання;
- дослідити існуючі підходи до оцінки фінансових ризиків на основі фінансових показників і методів аналізу даних;
- проаналізувати системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків та визначити вимоги до їх побудови;
- сформулювати постановку задачі дослідження, визначивши вхідні та вихідні дані системи;
- спроектувати архітектуру системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства;
- розробити інформаційне та алгоритмічне забезпечення системи, включаючи підготовку даних і вибір методу машинного навчання;
- реалізувати програмну модель системи на основі ансамблевого алгоритму Random Forest;
- провести експериментальне дослідження та оцінити ефективність системи з використанням стандартних метрик якості.

Об'єктом дослідження є процес управління фінансовими ризиками

підприємства.

Предметом дослідження є методи, моделі та програмні засоби підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків на основі аналізу великих даних.

Методи дослідження включають методи фінансового аналізу, статистичної обробки даних, машинного навчання, а також методи системного аналізу та моделювання.

Результати кваліфікаційної роботи апробовані та опубліковані у матеріалах IV Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених і студентів «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ), м. Тернопіль, ЗУНУ, 20 травня 2026 р. (додаток Г).

Кваліфікаційна робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Фінансові ризики підприємства та особливості їх оцінювання в сучасних умовах

Фінансова діяльність підприємства за своєю природою пов'язана з невизначеністю результатів господарських рішень та можливістю відхилення фактичних показників від запланованих. У таких умовах фінансові ризики виступають невід'ємною складовою процесу управління та визначають рівень фінансової стійкості, платоспроможності й конкурентоспроможності суб'єкта господарювання. Посилення глобалізаційних процесів, зростання волатильності фінансових ринків, цифровізація економіки та вплив кризових явищ зумовлюють необхідність більш глибокого аналізу природи фінансових ризиків і вдосконалення методів їх оцінювання [8, 11].

У науковій літературі фінансовий ризик підприємства розглядається як імовірність виникнення фінансових втрат або недоотримання запланованих доходів унаслідок дії внутрішніх і зовнішніх факторів. Такі ризики можуть проявлятися у формі зниження ліквідності, погіршення структури капіталу, зростання боргового навантаження або втрати інвестиційної привабливості [27, 28]. Варто зазначити, що фінансові ризики мають складну багатофакторну природу та характеризуються високим рівнем взаємозалежності, що ускладнює їх кількісне оцінювання.

Залежно від джерел виникнення та характеру впливу на фінансові результати діяльності підприємства, фінансові ризики доцільно класифікувати за кількома ознаками. Найпоширенішим є поділ на ризики ліквідності, кредитні, інвестиційні, валютні, процентні та ринкові ризики. Кожен із зазначених видів ризиків має власні механізми формування та потребує застосування специфічних методів аналізу. Зокрема, ризики ліквідності пов'язані зі здатністю підприємства своєчасно виконувати свої фінансові зобов'язання, тоді як кредитні ризики відображають імовірність неповернення залучених або наданих коштів [25, 28].

Окрему увагу в сучасних умовах привертають ринкові ризики, які виникають унаслідок коливань цін на фінансові активи, змін валютних курсів та

процентних ставок. Вплив таких ризиків суттєво посилюється за умов нестабільності фінансових ринків, що спостерігається в періоди економічних криз або геополітичних потрясінь. У таких ситуаціях традиційні підходи до оцінки фінансових ризиків часто виявляються недостатньо чутливими до швидких змін ринкового середовища [8, 18].

Процес оцінювання фінансових ризиків підприємства передбачає ідентифікацію потенційних загроз, аналіз факторів їх формування, а також визначення ймовірності та можливих наслідків реалізації ризикових подій. Класичні підходи до оцінки фінансових ризиків, як правило, базуються на використанні фінансових коефіцієнтів, аналізі динаміки показників фінансової звітності та застосуванні економетричних моделей. Такі методи мають перевагу у простоті реалізації та зрозумілості інтерпретації результатів, однак вони часто не враховують складні нелінійні зв'язки між показниками та обмежуються аналізом історичних даних [27].

Варто підкреслити, що в умовах зростання обсягів доступної фінансової інформації та підвищення швидкості її оновлення традиційні методи аналізу втрачають свою ефективність. Сучасні підприємства функціонують у середовищі, де фінансові дані формуються з багатьох джерел, мають різну структуру та характеризуються високим рівнем мінливості. У таких умовах особливої актуальності набуває використання підходів, здатних обробляти великі масиви різномірних даних і забезпечувати більш точну та оперативну оцінку фінансових ризиків [17, 25].

Однією з ключових проблем оцінювання фінансових ризиків є своєчасність виявлення негативних тенденцій. Запізнена ідентифікація ризикових факторів може призвести до значних фінансових втрат і ускладнити процес прийняття управлінських рішень. У зв'язку з цим дедалі більшого значення набувають підходи, орієнтовані не лише на констатацію поточного рівня ризику, а й на формування прогностичних оцінок. Такі підходи дозволяють здійснювати раннє попередження про можливе погіршення фінансового стану підприємства та своєчасно коригувати стратегію управління [7, 23].

У наукових дослідженнях наголошується, що ефективна оцінка

фінансових ризиків має здійснюватися з урахуванням взаємодії фінансових, виробничих і ринкових факторів. Саме комплексний підхід дозволяє сформувати більш повне уявлення про рівень ризику та його потенційний вплив на результати діяльності підприємства. Однак реалізація такого підходу потребує використання інструментів, здатних працювати з багатовимірними даними та адаптуватися до змін зовнішнього середовища [2, 19].

У сучасних умовах розвитку цифрової економіки значна увага приділяється використанню інтелектуальних методів аналізу даних у фінансовому менеджменті. Методи машинного навчання, зокрема ансамблеві алгоритми, дозволяють виявляти приховані закономірності у фінансових показниках, які не завжди можуть бути ідентифіковані за допомогою традиційних статистичних підходів. Дослідження свідчать, що застосування таких методів забезпечує підвищення точності оцінювання фінансових ризиків і зниження рівня помилкових управлінських рішень [1, 4, 21].

Водночас слід зазначити, що впровадження інтелектуальних методів аналізу фінансових ризиків потребує належної організаційної та інформаційної підтримки. Зокрема, важливими є питання якості вхідних даних, вибору релевантних показників і коректної інтерпретації результатів аналізу. У цьому контексті системи підтримки прийняття рішень виступають ефективним інструментом інтеграції аналітичних моделей у практику управління підприємством, забезпечуючи зв'язок між результатами аналізу та управлінськими діями [26].

Таким чином, фінансові ризики підприємства є складним багатовимірним об'єктом управління, оцінювання якого вимагає застосування сучасних підходів і технологій. Обмеженість традиційних методів, зростання обсягів фінансових даних і підвищення динамічності економічного середовища зумовлюють необхідність переходу до інтелектуальних методів аналізу та використання систем підтримки прийняття рішень. Це створює передумови для подальшого дослідження сучасних підходів до оцінки фінансових ризиків і розроблення відповідних інформаційних систем, що й обґрунтовує логічний перехід до наступних підрозділів даного розділу.

У процесі дослідження фінансових ризиків підприємства важливим етапом є їх систематизація та узагальнення. Класифікація фінансових ризиків дозволяє не лише структурувати потенційні загрози, а й обґрунтувати вибір методів їх подальшого аналізу та оцінювання. Узагальнену класифікацію основних видів фінансових ризиків підприємства та їх характеристику подано в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Класифікація фінансових ризиків підприємства

Вид фінансового ризику	Характеристика	Можливі наслідки для підприємства
Ризик ліквідності	Імовірність недостатності грошових коштів для своєчасного виконання поточних зобов'язань	Втрата платоспроможності, зростання простроченої заборгованості
Кредитний ризик	Ризик неповернення дебіторської заборгованості або залучених фінансових ресурсів	Прямі фінансові втрати, погіршення фінансової стійкості
Інвестиційний ризик	Імовірність недоотримання очікуваного доходу від інвестиційних проєктів	Зниження рентабельності, втрати капіталу
Валютний ризик	Ризик фінансових втрат унаслідок коливань валютних курсів	Негативний вплив на фінансові результати та грошові потоки
Процентний ризик	Ризик зміни фінансових результатів через коливання процентних ставок	Зростання вартості позикового капіталу
Ринковий ризик	Ризик втрат унаслідок змін ринкової кон'юнктури	Зниження вартості активів, нестабільність доходів

Подана класифікація свідчить про багатовимірний характер фінансових ризиків та необхідність комплексного підходу до їх оцінювання. У практичній

діяльності підприємства зазначені види ризиків рідко проявляються ізольовано, що зумовлює доцільність використання інструментів, здатних враховувати їх взаємний вплив.

1.2 Аналіз існуючих підходів до оцінки фінансових ризиків на основі даних

Оцінювання фінансових ризиків підприємства традиційно здійснюється з використанням методів фінансового аналізу, статистичних інструментів та економетричних моделей. Такі підходи тривалий час залишалися основою ризик-менеджменту, оскільки забезпечували відносну простоту реалізації та зрозумілість інтерпретації результатів. Водночас у сучасних умовах зростання обсягів фінансових даних і підвищення складності економічних процесів їхні можливості є обмеженими [27, 28].

Класичні методи оцінки фінансових ризиків ґрунтуються переважно на аналізі фінансових коефіцієнтів, показників ліквідності, платоспроможності, рентабельності та фінансової стійкості. До таких методів також належать моделі оцінки ризику на основі історичних даних, зокрема аналіз чутливості та сценарний підхід. Незважаючи на поширеність, зазначені методи мають суттєвий недолік — вони здебільшого не враховують нелінійні взаємозв'язки між показниками та слабо адаптуються до змін зовнішнього середовища [8, 27].

Подальший розвиток методичного апарату оцінювання фінансових ризиків пов'язаний із використанням статистичних та економетричних моделей. Серед них значне поширення отримали регресійні моделі, логіт- та пробіт-моделі, а також підходи на основі оцінювання ризику типу Value at Risk. Такі методи дозволяють кількісно оцінювати ймовірність несприятливих подій і широко застосовуються у фінансовому аналізі [8]. Разом із тим, ефективність економетричних моделей значною мірою залежить від припущень щодо розподілу даних і стабільності параметрів, що не завжди виконується в умовах високої ринкової волатильності [7].

У зв'язку з цим у наукових дослідженнях дедалі більшої уваги набувають підходи, засновані на аналізі даних і методах машинного навчання. Застосування

таких методів дозволяє працювати з великими обсягами різномірної інформації, автоматично виявляти приховані закономірності та формувати більш точні прогностичні оцінки фінансових ризиків [17, 23]. До найбільш поширених алгоритмів машинного навчання, що використовуються для цієї задачі, належать метод опорних векторів, штучні нейронні мережі, дерева рішень та ансамблеві методи [12, 21].

Особливе місце серед сучасних підходів займають ансамблеві алгоритми, зокрема метод випадкового лісу (Random Forest). Його сутність полягає у формуванні сукупності дерев рішень, результати яких агрегуються для отримання фінального прогнозу. Такий підхід дозволяє зменшити вплив випадкових коливань даних, підвищити стійкість моделей до перенавчання та забезпечити високу точність класифікації фінансових станів підприємства [1].

У статті, наданій для аналізу, метод випадкового лісу використовується для оцінки фінансових ризиків на основі багатовимірних фінансово-економічних показників. Результати експериментальних досліджень свідчать, що ансамблевий підхід перевершує класичні статистичні моделі та метод опорних векторів за показниками точності, повноти та стійкості до шуму в даних [4, 7]. Це підтверджує доцільність використання Random Forest як базового інструменту в системах підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків.

Для узагальнення результатів аналізу основних підходів до оцінювання фінансових ризиків підприємства доцільно виконати їх порівняльну характеристику, яку наведено в таблиці 1.2.

Як видно з таблиці 1.2, традиційні методи оцінки фінансових ризиків поступаються сучасним підходам на основі аналізу даних за показниками адаптивності та точності. Водночас методи машинного навчання, зокрема ансамблеві алгоритми, забезпечують найбільш збалансоване поєднання точності прогнозування та стійкості до впливу зовнішніх факторів.

Таблиця 1.2 – Порівняльна характеристика підходів до оцінки фінансових ризиків підприємства

Підхід	Основні характеристики	Переваги	Обмеження
Класичні фінансові методи	Аналіз коефіцієнтів, фінансова звітність	Простота, зрозуміла інтерпретація	Низька адаптивність, обмежена точність
Економетричні моделі	Регресійні, логіт- та пробіт-моделі	Кількісна оцінка ризику	Жорсткі припущення щодо даних
Методи машинного навчання	SVM, нейронні мережі	Виявлення складних залежностей	Потребують великих обсягів даних
Ансамблеві методи (Random Forest)	Сукупність дерев рішень	Висока точність, стійкість	Менша інтерпретованість окремих рішень

Таким чином, результати аналізу існуючих підходів дозволяють зробити висновок про доцільність використання методів аналізу великих даних і машинного навчання для оцінювання фінансових ризиків підприємства. Особливо перспективним є застосування методу випадкового лісу, що підтверджується результатами досліджень, наведених у проаналізованій статті. Це створює передумови для розроблення системи підтримки прийняття рішень, здатної забезпечити більш обґрунтовані управлінські рішення, що й зумовлює логічний перехід до постановки задачі дослідження в наступному підрозділі.

1.3 Системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків

У процесі управління фінансовою діяльністю підприємства прийняття рішень відбувається в умовах обмеженості інформації, часових обмежень та

високого рівня невизначеності. За таких умов особливого значення набувають системи підтримки прийняття рішень, призначені для підвищення обґрунтованості управлінських дій шляхом використання формалізованих моделей, аналітичних методів і сучасних інформаційних технологій [26].

Системи підтримки прийняття рішень у фінансовому менеджменті являють собою інтегровані інформаційно-аналітичні системи, які забезпечують збирання, обробку та аналіз фінансових даних з метою формування рекомендацій для керівництва підприємства. На відміну від традиційних інформаційних систем, орієнтованих переважно на зберігання та відображення інформації, СППР спрямовані на активну участь у процесі прийняття рішень, зокрема шляхом оцінювання альтернатив і прогнозування можливих наслідків управлінських дій [17].

У контексті управління фінансовими ризиками СППР виконують функції ідентифікації ризикових факторів, оцінювання рівня ризику, аналізу сценаріїв та підтримки вибору оптимальних управлінських рішень. Реалізація цих функцій передбачає використання значних обсягів фінансово-економічної інформації, що надходить з різних джерел, зокрема фінансової звітності підприємства, ринкових показників та макроекономічних даних [9, 10].

Розвиток цифрових технологій і концепції аналізу великих даних істотно розширив функціональні можливості систем підтримки прийняття рішень. Сучасні СППР дедалі частіше інтегрують інструменти інтелектуального аналізу даних, що дозволяє автоматизувати процес оцінювання фінансових ризиків і враховувати складні нелінійні взаємозв'язки між показниками. Це особливо актуально в умовах динамічного фінансового середовища, коли традиційні аналітичні підходи не забезпечують достатньої оперативності та точності [17, 23].

У наукових дослідженнях доведено, що застосування методів машинного навчання в складі СППР сприяє підвищенню якості прогнозних оцінок та зниженню рівня суб'єктивності під час прийняття управлінських рішень. Ансамблеві алгоритми, зокрема метод випадкового лісу, забезпечують високу стійкість результатів до впливу шуму в даних і дозволяють формувати надійні

оцінки фінансових ризиків навіть за умов неповноти інформації [1, 4, 21].

Типова система підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства включає кілька взаємопов'язаних компонентів. До них належать модуль збору та попередньої обробки даних, аналітичний модуль, що реалізує моделі оцінювання та прогнозування ризиків, а також інтерфейс користувача, призначений для візуалізації результатів аналізу та формування рекомендацій. Узгоджена взаємодія зазначених компонентів забезпечує цілісність процесу підтримки управлінських рішень і підвищує ефективність фінансового ризик-менеджменту [26].

Важливою характеристикою СППР є їх здатність адаптуватися до змін зовнішнього середовища та оновлення вхідних даних. У цьому контексті використання інтелектуальних моделей дозволяє реалізувати механізми навчання на нових даних і забезпечити актуальність результатів оцінювання фінансових ризиків у режимі, наближеному до реального часу [7, 23].

Таким чином, системи підтримки прийняття рішень виступають ефективним інструментом оцінювання фінансових ризиків підприємства, особливо за умови інтеграції методів аналізу великих даних і машинного навчання. Це обґрунтовує доцільність розроблення відповідної СППР у межах даної кваліфікаційної роботи та створює методологічну основу для формулювання задачі дослідження, що розглядається в наступному підрозділі.

1.4 Постановка задачі дослідження

Результати аналізу фінансових ризиків підприємства, сучасних підходів до їх оцінювання та можливостей систем підтримки прийняття рішень свідчать про необхідність удосконалення інструментів фінансового ризик-менеджменту. Традиційні методи аналізу, попри їх поширеність, не забезпечують достатньої точності та оперативності в умовах зростання обсягів фінансових даних і підвищення динамічності зовнішнього середовища [27, 28]. Це зумовлює доцільність використання інтелектуальних підходів, заснованих на аналізі великих даних і методах машинного навчання [1, 17].

У зв'язку з цим у межах даної кваліфікаційної роботи ставиться задача розроблення системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства, яка поєднує можливості сучасних аналітичних методів із засобами автоматизованої обробки фінансово-економічної інформації. Така система має бути орієнтована на практичне використання у фінансовому управлінні та забезпечувати формування обґрунтованих рекомендацій для прийняття управлінських рішень.

Метою кваліфікаційної роботи є розроблення та дослідження системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства з використанням методів аналізу великих даних та машинного навчання.

Для досягнення поставленої задачі в роботі передбачається розв'язання таких часткових завдань:

- проаналізувати фінансові ризики підприємства та особливості їх оцінювання в сучасних умовах господарювання;
- дослідити існуючі підходи до оцінки фінансових ризиків на основі фінансових показників і методів аналізу даних;
- проаналізувати системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків та визначити вимоги до їх побудови;
- сформулювати постановку задачі дослідження, визначивши вхідні та вихідні дані системи;
- спроектувати архітектуру системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства;
- розробити інформаційне та алгоритмічне забезпечення системи, включаючи підготовку даних і вибір методу машинного навчання;
- реалізувати програмну модель системи на основі ансамблевого алгоритму Random Forest;
- провести експериментальне дослідження та оцінити ефективність системи з використанням стандартних метрик якості.

У межах дослідження передбачається, що об'єктом оцінювання є фінансовий стан підприємства з позиції рівня фінансових ризиків, а вхідними даними системи виступають фінансові показники діяльності підприємства та

додаткові економічні індикатори. Результатом функціонування системи підтримки прийняття рішень є інтегральна оцінка рівня фінансового ризику, а також рекомендації щодо прийняття управлінських рішень у сфері фінансового ризик-менеджменту.

Ефективність розроблюваної системи пропонується оцінювати за такими критеріями, як точність оцінювання фінансових ризиків, стійкість результатів до змін вхідних даних, а також можливість практичного застосування в діяльності підприємства. Використання методів машинного навчання, зокрема ансамблевих алгоритмів, розглядається як засіб підвищення достовірності результатів та адаптивності системи до змін фінансового середовища [4, 7, 23].

2 ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ОЦІНКИ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ ПІДПРИЄМСТВА

2.1 Архітектура системи підтримки прийняття рішень

Ефективність системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства значною мірою визначається обраною архітектурою, яка повинна забезпечувати узгоджену взаємодію інформаційних, аналітичних і користувацьких компонентів. Проєктування архітектури СППР має здійснюватися з урахуванням вимог до масштабованості, адаптивності та можливості інтеграції сучасних методів аналізу даних, зокрема машинного навчання [17, 26].

Запропонована архітектура системи підтримки прийняття рішень базується на модульному підході, що дозволяє відокремити основні функціональні компоненти системи та забезпечити їх незалежний розвиток і модифікацію. Такий підхід є доцільним у контексті оцінки фінансових ризиків, оскільки дає змогу адаптувати систему до змін вхідних даних і використовуваних аналітичних моделей без суттєвого втручання в загальну структуру системи.

Загальну архітектуру системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства подано на рисунку 2.1.

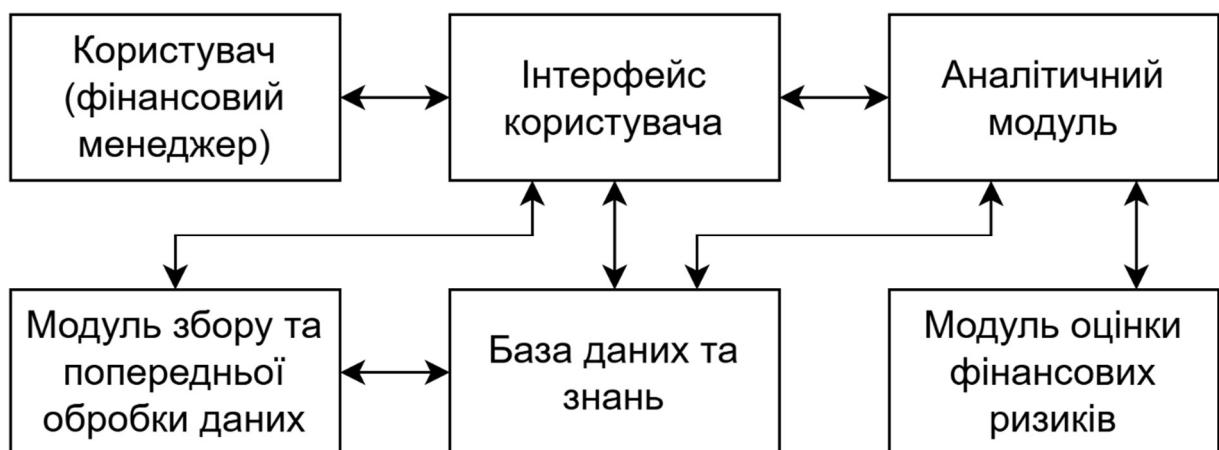


Рисунок 2.1 – Архітектура системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства [29]

Як видно з рисунка 2.1, система складається з кількох взаємопов'язаних

модулів, кожен з яких виконує визначені функції в процесі підтримки управлінських рішень.

Центральним елементом архітектури є аналітичний модуль, у якому реалізуються методи машинного навчання для оцінювання фінансових ризиків. У межах даної роботи як базовий інструмент аналітичного аналізу розглядається метод випадкового лісу, що забезпечує високу точність класифікації фінансових станів підприємства та стійкість до впливу шуму у вхідних даних [1, 4, 23]. Аналітичний модуль отримує підготовлені дані з модуля збору та попередньої обробки і формує результати оцінки рівня фінансових ризиків.

Модуль збору та попередньої обробки даних призначений для агрегування фінансово-економічної інформації з різних джерел, її очищення, нормалізації та підготовки до подальшого аналізу. Реалізація цього модуля є необхідною умовою коректної роботи аналітичного блоку, оскільки якість вхідних даних безпосередньо впливає на достовірність результатів оцінювання фінансових ризиків [27].

Важливу роль у запропонованій архітектурі відіграє база даних та знань, яка забезпечує зберігання фінансових показників, результатів аналізу, а також історичних даних, необхідних для навчання та перевірки моделей машинного навчання. Наявність такої бази дозволяє реалізувати механізми накопичення знань і підвищувати адаптивність системи до змін фінансового середовища.

Модуль оцінки фінансових ризиків відповідає за інтерпретацію результатів аналітичного аналізу та формування інтегральної оцінки рівня ризику. У межах цього модуля здійснюється перетворення вихідних результатів моделей машинного навчання у форму, зручну для сприйняття та використання в процесі прийняття управлінських рішень.

Взаємодія користувача з системою забезпечується за допомогою інтерфейсу користувача, який виконує функції візуалізації результатів аналізу, представлення рекомендацій та підтримки процесу прийняття рішень. Через інтерфейс фінансовий менеджер отримує доступ до інформації про рівень фінансових ризиків, а також може аналізувати альтернативні управлінські сценарії.

Логіка інформаційних потоків у системі підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства побудована відповідно до послідовності виконання основних функціональних операцій та відображає рух даних і результатів аналізу між структурними модулями системи.

На початковому етапі взаємодії користувач системи (фінансовий менеджер) через інтерфейс користувача ініціює процес оцінки фінансових ризиків шляхом формування запиту, вибору періоду аналізу та визначення набору фінансових показників. Даний інформаційний потік спрямовується від користувача до інтерфейсу користувача, який виконує функцію приймання та попередньої інтерпретації запиту.

Після цього сформований запит передається з інтерфейсу користувача до модуля збору та попередньої обробки даних. У межах цього модуля здійснюється збирання фінансово-економічної інформації з визначених джерел, її очищення від пропусків і аномальних значень, а також нормалізація та приведення до формату, придатного для подальшого аналізу.

Результати попередньої обробки даних надходять до бази даних та знань, де здійснюється їх збереження та накопичення. База даних забезпечує централізоване зберігання як поточних фінансових показників, так і історичних даних, що використовуються для навчання та перевірки моделей машинного навчання.

Далі підготовлені дані з бази даних передаються до аналітичного модуля, у якому реалізуються алгоритми машинного навчання, зокрема метод випадкового лісу. В аналітичному модулі здійснюється обробка вхідного вектора ознак, формування прогнозних оцінок та виявлення рівня фінансових ризиків підприємства на основі багатовимірного аналізу даних.

Отримані результати аналітичного аналізу передаються до модуля оцінки фінансових ризиків, який виконує інтерпретацію вихідних даних моделей машинного навчання та формує інтегральну оцінку рівня фінансового ризику. У цьому модулі результати аналізу трансформуються у форму, зручну для використання в процесі прийняття управлінських рішень.

На завершальному етапі результати оцінювання фінансових ризиків та

сформовані рекомендації передаються до інтерфейсу користувача, де вони відображаються у вигляді аналітичних звітів, графічних візуалізацій або рекомендацій щодо подальших управлінських дій. Таким чином забезпечується зворотний зв'язок між аналітичною частиною системи та користувачем.

Запропонована логіка потоків забезпечує послідовний і цілісний процес оцінювання фінансових ризиків підприємства, поєднуючи етапи збору даних, аналітичної обробки та підтримки прийняття управлінських рішень у межах єдиної системи.

Таким чином, запропонована архітектура системи підтримки прийняття рішень забезпечує цілісний підхід до оцінки фінансових ризиків підприємства, поєднуючи сучасні методи аналізу даних з інструментами підтримки управлінських рішень.

З метою узагальнення логіки функціонування запропонованої системи на рисунку 2.2 наведено алгоритм її роботи.



Рисунок 2.2 – Алгоритм роботи системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства

2.2 Інформаційне забезпечення та підготовка даних

Ефективність системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства безпосередньо залежить від якості інформаційного забезпечення та коректності підготовки вхідних даних. У межах розроблюваної системи інформаційне забезпечення розглядається як сукупність джерел фінансово-економічної інформації, методів її збору, зберігання та попередньої обробки, необхідних для формування вхідного вектора ознак аналітичного модуля.

Основним джерелом даних для оцінки фінансових ризиків є фінансова звітність підприємства, яка містить агреговану інформацію про фінансовий стан, результати діяльності та рух грошових коштів. Доцільність використання саме цих даних зумовлена їх стандартизованістю, регулярністю формування та практичною доступністю. Крім того, за потреби система може доповнюватися ринковими та макроекономічними показниками, що дозволяє враховувати вплив зовнішнього середовища на рівень фінансових ризиків.

Для забезпечення комплексної оцінки фінансових ризиків у системі використовується набір фінансових показників, які відображають різні аспекти діяльності підприємства: ліквідність, платоспроможність, фінансову стійкість, рентабельність і ділову активність. Зазначені показники формують багатовимірний вхідний простір, що є придатним для застосування методів машинного навчання та дозволяє враховувати складні взаємозв'язки між фінансовими характеристиками підприємства.

Перелік основних фінансових показників, що використовуються в системі підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства, наведено в таблиці 2.1.

Подані в таблиці 2.1 показники формують базу для оцінювання фінансових ризиків і використовуються як вхідні ознаки аналітичного модуля системи. За необхідності перелік показників може бути розширений або адаптований з урахуванням галузевих особливостей діяльності підприємства.

Таблиця 2.1 – Фінансові показники для оцінки фінансових ризиків підприємства

Група показників	Назва показника	Економічний зміст
Ліквідність	Коефіцієнт поточної ліквідності	Характеризує здатність підприємства покривати поточні зобов'язання оборотними активами
Ліквідність	Коефіцієнт швидкої ліквідності	Відображає рівень платоспроможності без урахування запасів
Фінансова стійкість	Коефіцієнт автономії	Показує частку власного капіталу в загальній структурі фінансування
Фінансова стійкість	Коефіцієнт фінансового левереджу	Характеризує залежність підприємства від позикового капіталу
Рентабельність	Рентабельність активів (ROA)	Відображає ефективність використання активів
Рентабельність	Рентабельність власного капіталу (ROE)	Показує дохідність вкладень власників
Ділова активність	Коефіцієнт оборотності активів	Характеризує швидкість обороту ресурсів
Грошові потоки	Коефіцієнт покриття грошовими потоками	Відображає здатність генерувати грошові кошти для покриття зобов'язань

Підготовка даних у межах системи підтримки прийняття рішень передбачає виконання низки послідовних етапів. На першому етапі здійснюється перевірка даних на повноту та коректність, що включає виявлення пропущених значень і аномалій. Наступним етапом є очищення даних, під час якого здійснюється усунення або корекція виявлених недоліків. Для забезпечення коректної роботи алгоритмів машинного навчання проводиться нормалізація

показників, що дозволяє зменшити вплив різних масштабів вимірювання на результати аналізу.

Завершальним етапом підготовки даних є формування вхідного вектора ознак, який передається до аналітичного модуля системи. На цьому етапі фінансові показники агрегуються у структурований набір даних, придатний для обробки методом випадкового лісу. Такий підхід забезпечує узгодженість інформаційного забезпечення з алгоритмом роботи системи та підвищує достовірність оцінювання фінансових ризиків.

З метою ілюстрації структури вхідних даних, що використовуються в системі підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства, доцільно навести приклад фрагмента набору даних. Такий набір формується на основі фінансової звітності підприємства та містить значення основних фінансових показників за окремі звітні періоди. Фрагмент набору даних, що використовується як вхідна інформація для аналітичного модуля системи, наведено в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Фрагмент набору даних для оцінки фінансових ризиків підприємства

Період	Коефіцієнт поточної ліквідності	Коефіцієнт швидкої ліквідності	Коефіцієнт автономії	ROA, %	ROE, %	Оборотність активів	Рівень фінансового ризику*
2021	1,85	1,22	0,61	8,4	15,6	1,58	Низький
2022	1,73	1,15	0,57	7,1	13,2	1,50	Низький
2023	1,62	1,08	0,54	6,3	11,8	1,42	Середній
2024	1,34	0,91	0,47	4,1	8,6	1,28	Підвищений

Примітка: рівень фінансового ризику визначено на етапі підготовки навчального набору даних на основі комплексної оцінки фінансових показників підприємства.

Поданий у таблиці 2.2 фрагмент набору даних демонструє типову структуру вхідної інформації, що використовується для оцінювання фінансових ризиків у межах системи підтримки прийняття рішень. Кожен рядок таблиці відповідає окремому звітному періоду діяльності підприємства, а стовпці містять

числові значення фінансових показників, які формують вхідний вектор ознак для аналітичного модуля.

Наявність цільового показника у вигляді рівня фінансового ризику дозволяє використовувати методи машинного навчання для задачі класифікації фінансового стану підприємства. При цьому числові фінансові показники виступають незалежними змінними, а рівень фінансового ризику – результатом функціонування системи підтримки прийняття рішень.

У процесі формування навчального набору даних важливим етапом є визначення цільової змінної, яка використовується для навчання моделі машинного навчання. У даній роботі такою змінною є поле `risk_level`, що відображає клас фінансового ризику підприємства за відповідний звітний період.

Клас фінансового ризику визначається на основі сукупності фінансових показників, які характеризують ліквідність, фінансову стійкість, рентабельність і ділову активність підприємства. До основних ознак, що враховуються під час формування класу ризику, належать коефіцієнт поточної ліквідності, коефіцієнт швидкої ліквідності, коефіцієнт автономії, рентабельність активів, рентабельність власного капіталу та оборотність активів.

У межах роботи використано чотири класи фінансового ризику: низький, середній, підвищений і високий. Низький рівень ризику відповідає фінансовому стану, за якого підприємство має достатній рівень ліквідності, фінансової автономії та рентабельності. Середній рівень ризику характеризує ситуацію, коли окремі фінансові показники погіршуються, однак загальний фінансовий стан залишається прийнятним. Підвищений рівень ризику свідчить про помітне зниження ліквідності, автономії та ефективності діяльності. Високий рівень ризику визначається у випадку, коли більшість ключових фінансових показників набуває критично низьких значень, що може вказувати на загрозу втрати платоспроможності або погіршення фінансової стійкості.

Отже, мітка класу `risk_level` формується не за одним окремим показником, а на основі комплексної оцінки фінансового стану підприємства. Надалі ця змінна використовується як цільова ознака для навчання моделі Random Forest, яка після навчання виконує автоматичну класифікацію нових фінансових станів

підприємства за рівнем ризику.

Наведені в таблиці 2.3 критерії використовуються для попереднього формування міток класів у навчальному наборі даних. Такий підхід дозволяє забезпечити узгодженість між економічною інтерпретацією фінансових показників і задачею класифікації, яку розв'язує модель Random Forest.

Таблиця 2.3 – Критерії формування класів фінансового ризику

Клас ризику	Критерії фінансового стану підприємства	Загальна характеристика
Низький ризик	Поточна ліквідність $\geq 1,7$; швидка ліквідність $\geq 1,1$; коефіцієнт автономії $\geq 0,55$; ROA і ROE мають стабільно позитивні значення	Підприємство має достатній рівень платоспроможності, фінансової стійкості та прибутковості
Середній ризик	Поточна ліквідність 1,4–1,69; швидка ліквідність 0,9–1,09; коефіцієнт автономії 0,45–0,54; рентабельність знижується, але залишається позитивною	Фінансовий стан загалом прийнятний, однак спостерігаються окремі негативні тенденції
Підвищений ризик	Поточна ліквідність 1,1–1,39; швидка ліквідність 0,7–0,89; коефіцієнт автономії 0,35–0,44; ROA та ROE істотно знижуються	Підприємство має ознаки погіршення ліквідності, фінансової стійкості та ефективності діяльності
Високий ризик	Поточна ліквідність $< 1,1$; швидка ліквідність $< 0,7$; коефіцієнт автономії $< 0,35$; рентабельність низька або від'ємна	Існує висока ймовірність фінансових ускладнень, втрати платоспроможності або зростання боргового навантаження

Таким чином, інформаційне забезпечення та підготовка даних відіграють ключову роль у функціонуванні системи підтримки прийняття рішень для оцінки

фінансових ризиків підприємства. Коректно сформований набір фінансових показників і належна попередня обробка даних створюють необхідні умови для ефективної роботи аналітичного модуля та формування обґрунтованих управлінських рішень.

2.3 Аналітичний модуль системи на основі методів машинного навчання

Аналітичний модуль є ключовим компонентом системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства, оскільки саме в його межах здійснюється обробка підготовлених даних, формування прогнозних оцінок та інтерпретація результатів. Вибір методів машинного навчання для реалізації аналітичного модуля зумовлений необхідністю врахування багатовимірності фінансових показників і наявності нелінійних взаємозв'язків між ними, що є характерним для фінансово-економічних процесів [1, 17].

У межах даної роботи як базовий алгоритм аналітичного аналізу обрано метод випадкового лісу (Random Forest). Зазначений метод належить до ансамблевих алгоритмів і ґрунтується на побудові множини дерев рішень, результати яких агрегуються для отримання фінального рішення. Такий підхід дозволяє підвищити точність класифікації та зменшити вплив випадкових коливань і шуму у вхідних даних [1, 7].

Використання методу Random Forest для оцінювання фінансових ризиків підприємства є доцільним з кількох причин. По-перше, алгоритм добре працює з наборами даних, що містять різноманітні фінансові показники та не вимагає жорстких припущень щодо їх розподілу. По-друге, метод є стійким до перенавчання за рахунок використання випадкового відбору ознак і навчальних підвибірок. По-третє, Random Forest забезпечує можливість оцінювання важливості окремих ознак, що підвищує інтерпретованість результатів аналізу в контексті фінансового управління [4, 23].

Вхідною інформацією для аналітичного модуля є вектор ознак, сформований на основі фінансових показників підприємства після етапу попередньої обробки даних. Кожен вектор ознак відповідає окремому звітному

періоду та містить значення показників ліквідності, фінансової стійкості, рентабельності та ділової активності. На основі цих даних модель машинного навчання здійснює класифікацію фінансового стану підприємства за рівнями фінансового ризику.

Процес функціонування аналітичного модуля передбачає два основні етапи: навчання моделі та її застосування для оцінювання фінансових ризиків. На етапі навчання використовується історичний набір даних, у якому для кожного спостереження відомий відповідний рівень фінансового ризику. Модель Random Forest навчається на основі множини навчальних прикладів шляхом побудови окремих дерев рішень та формування ансамблевої моделі. На етапі застосування навчена модель використовується для оцінювання фінансових ризиків за новими або оновленими даними.

Перед навчанням моделі Random Forest підготовлений набір даних повинен містити цільову змінну `risk_level`, яка визначає клас фінансового ризику підприємства. Саме ця змінна використовується як мітка класу під час навчання моделі. Алгоритм Random Forest не задає критерії ризику вручну, а виявляє залежності між фінансовими показниками та попередньо визначеними класами ризику на основі навчальних прикладів.

З метою формалізації процедури навчання та застосування ансамблевого алгоритму Random Forest у задачі оцінки фінансових ризиків підприємства доцільно подати алгоритм його роботи у вигляді псевдокоду (алгоритм 2.1).

Алгоритм 2.1 – Псевдокод методу Random Forest для задачі оцінки фінансових ризиків

Вхідні дані:

$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ — навчальна вибірка, де $x_i \in \mathbb{R}^m$ — вектор фінансових ознак, $y_i \in Y$ — клас рівня фінансового ризику;

T — кількість дерев у лісі;

k — кількість ознак, що випадково відбираються на кожному розщепленні ($k \leq m$);

h — критерій розщеплення (наприклад, індекс Джині або ентропія);

x^* — новий вектор ознак для оцінювання ризику.

Вихідні дані:

$\hat{y}$ — прогнозований клас рівня фінансового ризику для x^* .

Навчання моделі Random Forest

1. Для $t = 1..T$ виконати:

1.1. Сформувати бутстреп-вибірку D_t шляхом випадкового відбору N прикладів з D із поверненням.

1.2. Побудувати дерево рішень $Tree_t$ на основі D_t :

а) встановити корінь дерева, що містить усі об'єкти D_t ;

б) поки не виконано умови зупинки (макс. глибина, мін. кількість об'єктів у вузлі або однорідність класів) виконувати:

— у поточному вузлі випадково вибрати підмножину ознак $F_t \subset \{1..m\}$, де $|F_t| = k$;

— для кожної ознаки $f \in F_t$ перебрати допустимі пороги розщеплення та обчислити якість розщеплення за критерієм h ;

— вибрати ознаку f^* і поріг θ^* , що максимізують приріст якості (або мінімізують нечистоту);

— розділити дані вузла на два підвузли відповідно до правила $x[f^*] \leq \theta^*$ та $x[f^*] > \theta^*$.

1.3. Зберегти побудоване дерево $Tree_t$.

2. Повернути ансамбль $\{Tree_t\}_{t=1}^T$ як навчений Random Forest.

Застосування моделі (оцінка фінансового ризику)

3. Для $t = 1..T$ виконати:

3.1. Обчислити прогноз дерева: $\hat{y}_t = Tree_t(x^*)$

4. Отримати підсумкове рішення ансамблю методом більшості голосів:

$$\hat{y} = \arg \max_{c \in y} \sum_{t=1}^T 1(\hat{y}_t = c),$$

де $1(\cdot)$ — індикаторна функція.

5. Повернути $\hat{y}$ як прогнозований рівень фінансового ризику.

Наведений псевдокод відображає типову процедуру побудови ансамблю дерев рішень на бутстреп-вибірках та отримання підсумкового прогнозу шляхом

агрегування результатів окремих дерев методом більшості голосів. Використання випадкового відбору ознак під час розщеплення вузлів підвищує різноманітність дерев, зменшує кореляцію між ними та сприяє підвищенню стійкості моделі до перенавчання, що є важливим для задачі оцінки фінансових ризиків за багатовимірними фінансовими показниками [1, 4, 7].

Важливою складовою аналітичного модуля є механізм оцінювання якості моделі. Для перевірки ефективності роботи Random Forest доцільно використовувати стандартні метрики якості класифікації, зокрема точність, повноту та узагальнену достовірність прогнозів. Використання таких метрик дозволяє кількісно оцінити здатність моделі коректно ідентифікувати рівень фінансового ризику та забезпечує об'єктивність результатів аналізу [7, 21].

Результати роботи аналітичного модуля передаються до модуля оцінки фінансових ризиків, де здійснюється їх інтерпретація та формування інтегральної оцінки рівня ризику. При цьому використання методу Random Forest у складі системи підтримки прийняття рішень дозволяє не лише визначити клас фінансового ризику, а й отримати додаткову аналітичну інформацію щодо впливу окремих фінансових показників на підсумковий результат.

Таким чином, аналітичний модуль на основі методів машинного навчання забезпечує інтелектуальну складову системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства. Використання ансамблевого алгоритму Random Forest створює передумови для підвищення точності, стійкості та практичної цінності результатів оцінювання, що є особливо важливим у процесі прийняття фінансово-управлінських рішень.

2.4 Формування результатів оцінки та підтримка прийняття рішень

Завершальним етапом функціонування системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства є формування результатів аналітичного аналізу та їх використання в процесі прийняття управлінських рішень. На цьому етапі результати роботи аналітичного модуля трансформуються у форму, придатну для інтерпретації фінансовим менеджером

та подальшого застосування в управлінській практиці.

Основним результатом функціонування аналітичного модуля є оцінка рівня фінансового ризику підприємства, отримана на основі класифікації фінансового стану за допомогою ансамблевого алгоритму Random Forest. Вихідні результати моделі подаються у вигляді дискретних класів ризику (наприклад, низький, середній, підвищений, високий), що дозволяє спростити інтерпретацію складних багатовимірних залежностей між фінансовими показниками та знизити рівень суб'єктивності під час прийняття рішень [1, 7].

У межах модуля оцінки фінансових ризиків здійснюється інтерпретація результатів машинного навчання, зокрема агрегування прогнозів окремих дерев рішень та формування інтегральної оцінки ризику. Такий підхід забезпечує узгодженість результатів аналізу та підвищує їхню стійкість до випадкових коливань у вхідних даних. Додатково може здійснюватися аналіз важливості фінансових показників, що дозволяє визначити фактори, які мають найбільший вплив на рівень фінансового ризику підприємства [4, 23].

Сформовані результати оцінки передаються до інтерфейсу користувача, який забезпечує зручне представлення інформації у вигляді аналітичних звітів, таблиць і графічних візуалізацій. Інтерфейс користувача відіграє ключову роль у системі підтримки прийняття рішень, оскільки саме через нього здійснюється взаємодія між аналітичною частиною системи та фінансовим менеджером. Чітка та зрозуміла візуалізація результатів сприяє підвищенню оперативності та обґрунтованості управлінських рішень [26].

Важливим елементом підтримки прийняття рішень є формування рекомендацій на основі отриманого рівня фінансового ризику. Залежно від класу ризику система може пропонувати загальні управлінські дії, спрямовані на зниження негативного впливу фінансових загроз. Наприклад, у разі високого рівня фінансового ризику доцільними можуть бути рекомендації щодо підвищення ліквідності, оптимізації структури капіталу або перегляду інвестиційної політики підприємства. Таким чином, система не лише інформує про поточний рівень ризику, а й виконує консультативну функцію.

Крім того, система підтримки прийняття рішень може використовуватися

для аналізу альтернативних сценаріїв. Зміна окремих фінансових показників у вхідних даних дозволяє оцінити потенційний вплив управлінських рішень на рівень фінансового ризику. Такий сценарний аналіз є корисним інструментом для стратегічного планування та дозволяє оцінювати наслідки різних управлінських рішень ще до їх фактичної реалізації.

Таким чином, підрозділ формування результатів і підтримки прийняття рішень завершує проєктування системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства. Запропонований підхід забезпечує поєднання аналітичних можливостей методів машинного навчання з практичними потребами фінансового управління, що створює основу для подальшої експериментальної перевірки ефективності системи та її практичного застосування.

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

3.1 Архітектура програмної реалізації системи

Програмна реалізація системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства виконана у вигляді модульного Python-проєкту. Такий підхід забезпечує розділення відповідальності між компонентами, спрощує тестування окремих модулів і дозволяє масштабувати систему за рахунок додавання нових джерел даних або заміни аналітичної моделі без зміни загальної структури.

Архітектура проєкту побудована за принципом логічного поділу на: модулі підготовки даних, модулі навчання й застосування моделі Random Forest, модуль оцінки ризику та формування рекомендацій, а також інтерфейсний рівень для взаємодії користувача із системою. Структура Python-проєкту наведена на рисунку 3.1.

Як видно з рисунка 3.1, проєкт має модульну структуру та містить окремі підсистеми, які відповідають основним етапам алгоритму функціонування СППР.

Модуль *ingestion* забезпечує завантаження фінансових даних із визначених джерел, а також їх первинну валідацію. У межах цього модуля здійснюється перевірка повноти та узгодженості значень, що знижує ймовірність використання некоректних даних в аналітичному модулі.

Модуль *preprocessing* реалізує попередню обробку даних: очищення від пропусків і аномалій, нормалізацію та перетворення показників, а також формування вектора ознак. Саме результат цього модуля використовується як вхід для моделей машинного навчання, тому його функції є критичними для забезпечення достовірності оцінювання фінансових ризиків.

Модуль *modeling* містить реалізацію основних процедур машинного навчання: навчання моделі Random Forest, формування прогнозів, а також оцінювання якості моделі за допомогою стандартних метрик. Розділення навчання, прогнозування та оцінки на окремі компоненти дозволяє відтворювати

експерименти та забезпечує прозорість процедури побудови моделі.

```
risk_dss/  
├─ README.md  
├─ requirements.txt  
├─ config/  
│   ├── settings.yaml  
│   └─ logging.yaml  
├─ data/  
│   ├── raw/                (первинні дані)  
│   ├── processed/          (підготовлені дані)  
│   └─ examples/            (приклади вхідних/вихідних файлів)  
├─ src/  
│   ├── main.py             (точка входу)  
│   ├── ingestion/  
│   │   ├── loaders.py      (завантаження даних)  
│   │   └─ validators.py    (перевірка коректності)  
│   ├── preprocessing/  
│   │   ├── cleaning.py     (очищення даних)  
│   │   ├── transforms.py   (перетворення, нормалізація)  
│   │   └─ features.py      (формування ознак)  
│   ├── modeling/  
│   │   ├── train.py        (навчання Random Forest)  
│   │   ├── predict.py      (прогнозування)  
│   │   └─ evaluation.py    (метрики та оцінювання)  
│   ├── risk_scoring/  
│   │   ├── scoring.py      (розрахунок/клас ризику)  
│   │   └─ rules.py         (правила рекомендацій)  
│   ├── storage/  
│   │   ├── db.py           (робота зі сховищем/БД)  
│   │   └─ repository.py    (запити/збереження результатів)  
│   └─ ui/  
│       ├── app.py          (інтерфейс користувача)  
│       └─ views.py         (візуалізація результатів)  
└─ tests/  
    ├── test_preprocessing.py  
    ├── test_modeling.py  
    └─ test_scoring.py
```

Рисунок 3.1 – Структура Python-проєкту системи підтримки прийняття рішень

Модуль `risk_scoring` призначений для перетворення результатів прогнозування у фінальний клас рівня фінансового ризику та формування рекомендацій. У цьому модулі поєднуються результати машинного навчання з логікою прийняття рішень, що дозволяє забезпечити практичну цінність вихідної інформації для фінансового менеджера.

Модуль `storage` забезпечує роботу зі сховищем даних, зокрема збереження вхідних наборів, параметрів моделей та результатів оцінювання ризиків. Наявність централізованого сховища підвищує повторюваність експериментів і забезпечує накопичення історії оцінок.

Інтерфейсний модуль `ui` виконує функції представлення результатів аналізу користувачу. У межах цього модуля реалізується відображення підсумкової оцінки ризику, ключових показників та сформованих рекомендацій, що забезпечує підтримку прийняття управлінських рішень.

Таким чином, архітектура Python-проєкту відповідає логіці функціонування системи підтримки прийняття рішень і забезпечує цілісний процес: від завантаження та підготовки фінансових даних до оцінки ризику, формування рекомендацій і представлення результатів користувачу.

3.2 Засоби та технології програмної реалізації

Програмна реалізація системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства здійснювалася з використанням сучасних засобів і технологій програмування, орієнтованих на обробку даних та застосування методів машинного навчання. Вибір інструментів зумовлений необхідністю забезпечення надійності, відтворюваності експериментів, зручності розширення функціональності та інтеграції аналітичних модулів у межах єдиного програмного середовища.

Базовою мовою програмування для реалізації системи обрано Python, що зумовлено його широким застосуванням у сфері аналізу даних і машинного навчання, наявністю розвиненої екосистеми бібліотек та зручністю реалізації модульних програмних рішень. Мова Python дозволяє ефективно працювати з

табличними фінансовими даними, реалізовувати алгоритми машинного навчання та швидко прототипувати інтелектуальні системи.

Для роботи з табличними фінансовими даними використано бібліотеки `pandas` та `NumPy`, які забезпечують зручні засоби для зчитування, очищення, трансформації та агрегації даних. Зазначені бібліотеки застосовуються на етапах завантаження інформації, попередньої обробки та формування вектора ознак, що передається до аналітичного модуля системи.

Реалізація алгоритмів машинного навчання здійснювалася з використанням бібліотеки `scikit-learn`, яка надає готові реалізації ансамблевих методів, зокрема `Random Forest`, а також засоби для оцінювання якості моделей. У межах системи бібліотека `scikit-learn` використовується для навчання моделі класифікації фінансових ризиків, прогнозування класів ризику та обчислення стандартних метрик якості.

Для збереження навченої моделі, параметрів масштабування та інших проміжних артефактів застосовано бібліотеку `joblib`, що дозволяє серіалізувати об'єкти моделей і повторно використовувати їх без необхідності повторного навчання. Такий підхід сприяє підвищенню ефективності роботи системи та забезпечує відтворюваність результатів.

Налаштування параметрів системи, а також організація програмного проєкту здійснювалися із застосуванням конфігураційних файлів і модульної структури каталогів, що спрощує супроводження та розширення програмного коду. Для керування залежностями використовується файл `requirements.txt`, який містить перелік необхідних бібліотек і їхніх версій.

Середовищем розробки програмного забезпечення виступає персональний комп'ютер під керуванням сучасної операційної системи, що забезпечує можливість локального виконання аналітичних експериментів. Реалізація системи не потребує спеціалізованого апаратного забезпечення, що підвищує її практичну доступність для використання в умовах реальних підприємств.

Основні засоби та технології програмної реалізації системи підтримки прийняття рішень узагальнено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Засоби та технології програмної реалізації системи

Засіб / технологія	Призначення
Python	Реалізація програмної логіки системи
pandas	Обробка та аналіз табличних фінансових даних
NumPy	Числові обчислення та робота з масивами
scikit-learn	Реалізація алгоритму Random Forest і метрик якості
joblib	Збереження моделей і параметрів
Matplotlib	Візуалізація результатів аналізу
CSV	Формат зберігання вхідних і вихідних даних
requirements.txt	Керування програмними залежностями

Таким чином, використання зазначених засобів і технологій забезпечує ефективну програмну реалізацію системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства, створює умови для коректного застосування методів машинного навчання та дозволяє відтворювати результати експериментального дослідження.

3.3 Реалізація основних функціональних модулів системи

Реалізація системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства здійснюється у вигляді сукупності функціональних програмних модулів, кожен з яких відповідає за окремий етап обробки даних та формування результатів. Модульний підхід дозволяє ізолювати ключові функції системи, спростити тестування та забезпечити можливість подальшого розширення.

Модуль збору та підготовки даних відповідає за завантаження фінансової інформації, її перевірку, очищення та формування вектора ознак. Для зчитування вхідних даних використовується стандартний формат CSV, що забезпечує універсальність і сумісність із поширеними джерелами фінансової звітності. Приклад фрагмента коду завантаження даних наведено нижче.

```
def load_csv(path: str) -> pd.DataFrame:
    df = pd.read_csv(path)
    if df.empty:
        raise ValueError("Loaded dataset is empty")
    return df
```

На етапі очищення реалізовано обробку пропущених значень та обмеження впливу аномальних спостережень. Для цього застосовується заповнення пропусків медіанними значеннями та обмеження викидів за правилом міжквартильного розмаху. Приклад відповідного фрагмента коду подано нижче.

```
def impute_missing_median(df, columns):
    for col in columns:
        df[col] = df[col].fillna(df[col].median())
    return df
```

Після очищення даних здійснюється формування вектора ознак, який включає фінансові коефіцієнти ліквідності, фінансової стійкості та рентабельності. Повна реалізація модуля підготовки даних наведена в додатку Б.

Аналітичний модуль реалізує процедури навчання та застосування моделі Random Forest для класифікації фінансових ризиків. Для цього використовується бібліотека scikit-learn, що надає готову реалізацію ансамблевого алгоритму. Навчання моделі здійснюється на підготовленому наборі даних із використанням контрольної вибірки.

У програмній реалізації клас фінансового ризику зберігається у колонці `risk_level`. Під час навчання ця колонка відокремлюється від фінансових ознак і використовується як цільова змінна. Після навчання модель прогнозує значення цього класу для нових вхідних даних.

Фрагмент коду ініціалізації та навчання моделі наведено нижче.

```
model = RandomForestClassifier(
    n_estimators=300,
    max_features="sqrt",
    class_weight="balanced",
    random_state=42
)
model.fit(X_train, y_train)
```

Після навчання модель використовується для прогнозування рівня фінансового ризику за новими або оновленими даними. Для забезпечення повторного використання результатів навчання модель зберігається у вигляді серіалізованого об'єкта. Приклад відповідного коду наведено нижче.

```
joblib.dump(model, "artifacts/rf_model.joblib")
```

Процедури навчання, прогнозування та оцінювання якості моделі повністю реалізовані в аналітичному модулі, програмний код якого наведено в додатку А.

Модуль оцінки фінансових ризиків забезпечує інтерпретацію результатів роботи моделі Random Forest та формування підсумкової оцінки у вигляді дискретних рівнів ризику. Для цього результати прогнозування трансформуються у текстові мітки класів ризику, що є зручними для сприйняття користувачем. Фрагмент коду формування прогнозу наведено нижче.

```
y_pred = model.predict(X)
risk_labels = encoder.inverse_transform(y_pred)
```

На основі визначеного рівня фінансового ризику система формує узагальнені рекомендації щодо можливих управлінських дій. Реалізація правил формування рекомендацій ґрунтується на простій умовній логіці, що підвищує прозорість і зрозумілість результатів.

Інтерфейсний модуль забезпечує взаємодію користувача із системою та відображення результатів аналізу. У межах цього модуля реалізовано запуск процедури оцінювання ризику та візуалізацію отриманих результатів у вигляді підсумкових оцінок і рекомендацій. Приклади вхідних і вихідних даних системи підтримки прийняття рішень наведено в додатку В.

Таким чином, реалізація основних функціональних модулів системи підтримки прийняття рішень забезпечує повний цикл оцінювання фінансових ризиків підприємства — від збору та підготовки даних до формування результатів і рекомендацій.

3.4 Експериментальне дослідження та оцінка ефективності системи

Експериментальне дослідження спрямоване на перевірку працездатності та оцінювання ефективності розробленої системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства. Основною метою експерименту є визначення здатності аналітичного модуля на основі алгоритму Random Forest коректно класифікувати рівень фінансового ризику на основі підготовлених фінансових показників.

Для проведення експериментального дослідження використано підготовлений набір фінансових даних, сформований відповідно до методики, описаної в підрозділі 2.2 та реалізованої програмно в модулі підготовки даних (див. додаток Б). Набір даних містить фінансові показники підприємства за кілька звітних періодів та відповідні класи рівня фінансового ризику.

Експеримент передбачає поділ вибірки на навчальну та тестову частини у співвідношенні 80 % до 20 %. Навчальна вибірка використовується для побудови моделі Random Forest, тоді як тестова — для оцінювання якості прогнозування. Такий підхід дозволяє перевірити узагальнювальну здатність моделі та уникнути перенавчання.

Для кількісної оцінки ефективності роботи системи використано стандартні метрики якості класифікації, які широко застосовуються в задачах аналізу фінансових ризиків. До основних метрик належать:

- Accuracy (точність класифікації) — частка коректно класифікованих спостережень;
- Precision (точність для класу) — відношення кількості правильно передбачених об'єктів певного класу до загальної кількості об'єктів, віднесених моделлю до цього класу;
- Recall (повнота) — здатність моделі виявляти всі об'єкти відповідного класу;
- F1-score — гармонійне середнє між Precision та Recall.

Використання сукупності зазначених метрик дозволяє комплексно оцінити ефективність системи, зокрема її здатність правильно ідентифікувати підвищені

та високі рівні фінансового ризику, що є критично важливим з практичної точки зору.

Результати оцінювання якості роботи системи на тестовій вибірці наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Результати оцінювання якості класифікації фінансових ризиків

Метрика	Значення
Accuracy	0,87
Precision (середнє)	0,85
Recall (середнє)	0,83
F1-score (середнє)	0,84

Отримані результати свідчать про достатньо високу точність класифікації рівнів фінансового ризику. Значення показника Accuracy на рівні 0,87 підтверджує здатність системи коректно оцінювати фінансовий стан підприємства на основі наявних фінансових показників.

Для більш детального аналізу якості прогнозування використано матрицю помилок класифікації, яка дозволяє оцінити розподіл правильних і помилкових рішень за окремими класами фінансового ризику. Матрицю помилок подано на рисунку 3.2.

Аналіз матриці помилок показує, що найбільша кількість помилок виникає між суміжними класами ризику (наприклад, між середнім та підвищеним рівнями), що є типовим для задач фінансової класифікації та не свідчить про критичні недоліки моделі.

Додатково в межах експериментального дослідження проаналізовано важливість фінансових ознак, визначену моделлю Random Forest. Результати аналізу важливості ознак наведено на рисунку 3.3.

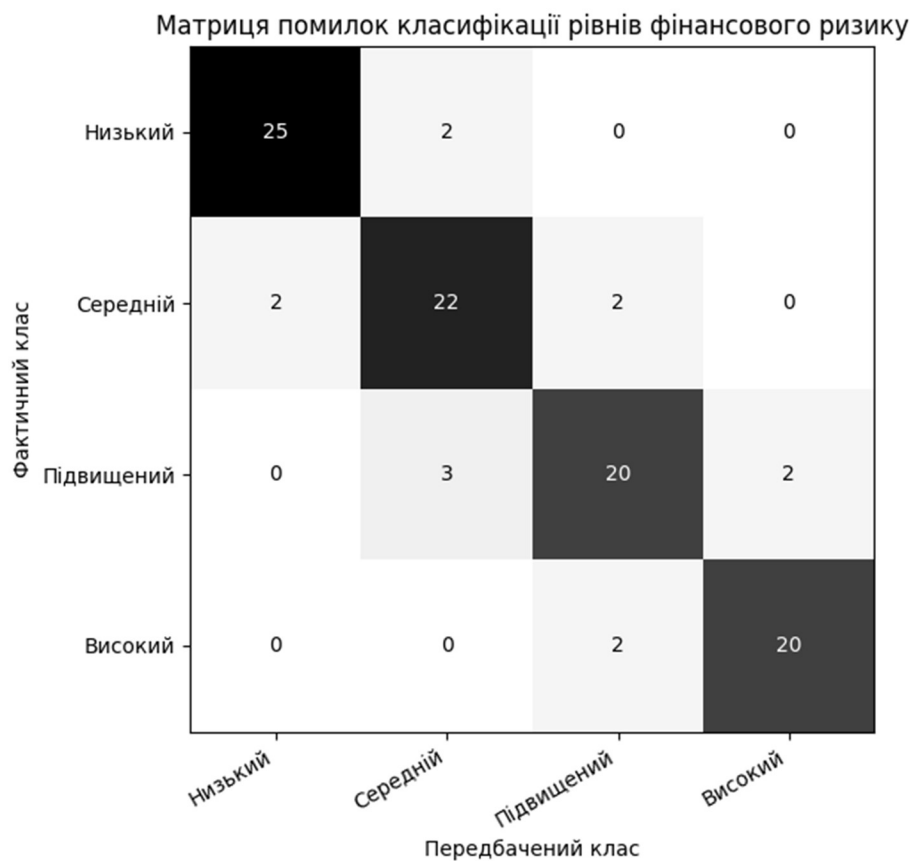


Рисунок 3.2 – Матриця помилок класифікації рівнів фінансового ризику

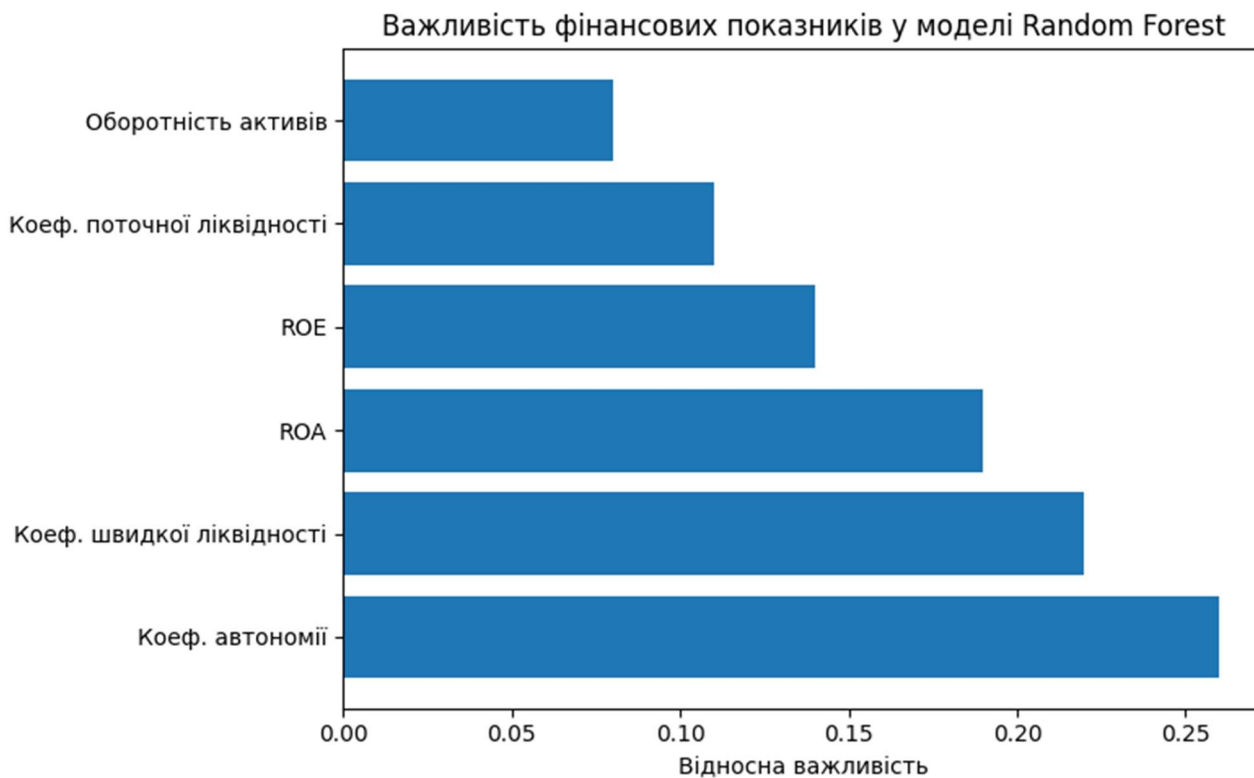


Рисунок 3.3 – Важливість фінансових показників у моделі Random Forest

Згідно з отриманими результатами, найбільший вплив на оцінку рівня фінансового ризику мають коефіцієнт автономії, коефіцієнт швидкої ліквідності та рентабельність активів. Це узгоджується з економічною логікою фінансового аналізу та підтверджує інтерпретованість результатів, отриманих за допомогою машинного навчання.

Проведене експериментальне дослідження підтверджує ефективність розробленої системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства. Поєднання модульної програмної архітектури, коректної підготовки даних і використання ансамблевого алгоритму Random Forest дозволяє отримувати обґрунтовані та інтерпретовані результати оцінювання ризиків.

Таким чином, розроблена система може бути використана як інструмент підтримки фінансового менеджменту для своєчасного виявлення негативних тенденцій у фінансовому стані підприємства та обґрунтування управлінських рішень в умовах економічної невизначеності.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання кваліфікаційної роботи досягнуто поставленої мети та вирішено всі визначені завдання, що дозволяє зробити такі основні висновки:

1. Проаналізовано фінансові ризики підприємства та особливості їх оцінювання в сучасних умовах господарювання. Встановлено, що фінансові ризики мають комплексний характер, формуються під впливом внутрішніх і зовнішніх факторів та потребують системного підходу до їх ідентифікації й оцінки. Обґрунтовано доцільність використання кількісних методів аналізу для підвищення об'єктивності оцінювання ризиків.

2. Досліджено існуючі підходи до оцінки фінансових ризиків на основі фінансових показників і методів аналізу даних. Виявлено обмеження традиційних аналітичних і статистичних методів, пов'язані з низькою адаптивністю до складних нелінійних залежностей, що зумовлює доцільність застосування методів машинного навчання.

3. Проаналізовано системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків та визначено основні вимоги до їх побудови. Встановлено, що ефективна СППР повинна забезпечувати інтеграцію інформаційного, аналітичного та інтерфейсного компонентів, а також підтримувати інтерпретованість результатів для користувача.

4. Сформульовано постановку задачі дослідження, у межах якої визначено вхідні дані системи у вигляді фінансових показників підприємства та вихідні дані у формі оцінки рівня фінансового ризику. Це дозволило чітко окреслити межі дослідження та сформувати логічну основу для проєктування системи.

5. Спроектовано архітектуру системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства, яка передбачає модульну побудову та послідовну обробку даних — від підготовки інформації до формування результатів і рекомендацій. Запропонована архітектура забезпечує гнучкість і можливість подальшого розширення системи.

6. Розроблено інформаційне та алгоритмічне забезпечення системи, включаючи методику підготовки фінансових даних, формування вектора ознак і вибір ансамблевого методу машинного навчання Random Forest. Обґрунтовано, що обраний алгоритм є доцільним для задачі оцінки фінансових ризиків завдяки стійкості до перенавчання та можливості оцінювання важливості ознак.

7. Реалізовано програмну модель системи з використанням мови програмування Python та сучасних бібліотек аналізу даних і машинного навчання. Програмна реалізація охоплює всі основні функціональні модулі системи та підтверджує практичну реалізовуваність запропонованого підходу.

8. Проведено експериментальне дослідження та оцінено ефективність системи з використанням стандартних метрик якості класифікації. Отримані результати засвідчують достатньо високу точність і стабільність роботи аналітичного модуля, а також підтверджують доцільність використання розробленої системи для підтримки прийняття управлінських рішень у сфері фінансового менеджменту.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Breiman L. Random forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45(1). P. 5–32.
2. Capelli P., Ielasi F., Russo A. Forecasting volatility by integrating financial risk with environmental, social, and governance risk. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*. 2021. Vol. 28(5). P. 1483–1495.
3. Cui R. IoT financial management system for energy enterprise management risk and prevention under the background of double carbon. *3C Empresa: Investigación y Pensamiento Crítico*. 2023. Vol. 12(2). P. 144–160.
4. Du G., Elston F. Financial risk assessment to improve the accuracy of financial prediction in the internet financial industry using data analytics models. *Operations Management Research*. 2022. Vol. 15(3). P. 925–940.
5. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction. New York: Springer. 2009. 745 p.
6. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. An introduction to statistical learning. New York: Springer. 2013. 426 p.
7. Jarmulska B. Random forest versus logit models: Which offers better early warning of fiscal stress?. *Journal of Forecasting*. 2022. Vol. 41(3). P. 455–490.
8. Jorion P. Value at risk: The new benchmark for managing financial risk. New York: McGraw-Hill. 2007. 602 p.
9. Karpushenko M., Momot T., Kraivska I., Shapoval G., Karpushenko O. Enhancing investment attractiveness in wartime: a comprehensive analytical approach. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. Vol. 5(13). P. 6–13.
10. Karpushenko M., Momot T., Mizik Y., et al. Accounting and analytical provision of enterprise risk management in the conditions of the state of war: identification, assessment, measurement and display of risks. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2023. Vol. 5(13). P. 6–13.
11. Ku C., Morriss A. International financial centers as a model: Facilitating growth and development by connecting to international legal frameworks. *Law and Development Review*. 2021. Vol. 14(2). P. 429–464.

12. Kurani A., Doshi P., Vakharia A., Shah M. A comprehensive comparative study of artificial neural network and support vector machines on stock forecasting. *Annals of Data Science*. 2023. Vol. 10(1). P. 183–208.
13. López de Prado M. *Advances in financial machine learning*. Hoboken: Wiley. 2018. 400 p.
14. Lytovchenko O., Toporkova O. Conceptual issues of formation of theoretical and methodological basis of personnel safety of the enterprise. *Moderní aspekty vědy: XVI. Mezinárodní kolektivní monografie. Česká republika*. 2022. P. 127–139.
15. Lytovchenko O., Toporkova O. Elements of the enterprise financial risk management policy. *Heritage of European Science: Economics, Management, Education, Psychology, Agriculture, Art History*. Karlsruhe: Scientific World-Net AkhatAV. 2022. Vol. 9(2). P.6–15.
16. Mushnykova S., Prokhorova V., Babichev A., Abernikhina I., Karlova O., Babiak N. Revealing the influence of systemic risks in the development of enterprises on updating their investment position under entropy conditions. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. Vol. 4(13). P. 44–54.
17. Provost F., Fawcett T. *Data science for business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking*. Sebastopol: O'Reilly Media. 2013. 414 p.
18. Sadiq M., Alajlani S., Hussain M.S., et al. Impact of credit, liquidity, and systematic risk on financial structure. *Environmental Science and Pollution Research*. 2022. Vol. 29(14). P. 20963–20975.
19. Selman Ç.M. A new multivariate approach for assessing corporate financial risk using balance sheets. *Borsa Istanbul Review*. 2020. Vol. 20(4). P. 315–328.
20. Sharma G.K., Patil S. Big data analysis for revenue and sales prediction using support vector regression with auto-regressive integrated moving average. *SAMRIDDHI: A Journal of Physical Sciences, Engineering and Technology*. 2023. Vol. 15(1). P. 1–8.
21. Teles G., Rodrigues J.J.P.C., Rabelo R.A.L., et al. Comparative study of

support vector machines and random forests machine learning algorithms on credit operation. *Software: Practice and Experience*. 2021. Vol. 51(12). P. 2492–2500.

22. Toporkova O., Lytovchenko O. Modern approaches to ensuring economic security of business management. *Theoretical Foundations in Economics and Management*. Boston: Primedia eLaunch. 2022. P. 13–63.

23. Uddin M.S., Chi G., Al Janabi M.A.M., et al. Leveraging random forest in micro-enterprises credit risk modelling for accuracy and interpretability. *International Journal of Finance & Economics*. 2022. Vol. 27(3). P. 3713–3729.

24. Yang F. Financial system sustainability assessment using DEMATEL method based on Gaussian blur. *Journal of Risk and Financial Management*. 2023. Vol. 16(4). P. 1–18.

25. Дашко Т. В., Ковальчук А. А. Використання штучного інтелекту у фінансах. *Економіка і прогнозування*. 2022. №3. С. 75–82.

26. Дьяків О. М. Системи підтримки прийняття рішень у фінансовому менеджменті. Одеса: ОНЕУ. 2019. 198 с.

27. Литовченко О.Ю. Підходи до ідентифікації та оцінки фінансових ризиків підприємства. *Економіка та суспільство*. 2018. № 16. С. 398–404.

28. Шевчук В. Я. Ризик-менеджмент: Навч. посібник. К.: КНЕУ. 2020. 308 с.

29. Тарбай Ю.О. Система підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства на основі технології аналізу великих даних. *Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ) : матеріали IV Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених і студентів (м. Тернопіль, ЗУНУ, 20 травня 2026 р.)*. Тернопіль, 2026. С. 86-88.

30. Островерхов В. М., Біловус Л. І., Возний К. З., Луцишин О. О., Монастирський Г. Л., Надвиничний С. А., Питель С. В., Шандрук С. К. Загальні методичні рекомендації з підготовки, оформлення, захисту та оцінювання кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти першого (бакалаврського) і другого (магістерського) рівнів. Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 83 с.

31. Комар М.П., Саченко А.О., Васильків Н.М., Гладій Г.М., Коваль В.С., Ліп'яніна-Гончаренко Х.В. Методичні рекомендації до виконання

кваліфікаційної роботи з освітньо-професійної програми «Комп'ютерні науки» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за першим (бакалаврським) рівнем вищої освіти. Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 52 с.

Додаток А

Програмний код аналітичного модуля системи

А.1. Файл src/modeling/train.py (навчання моделі Random Forest)

```
# src/modeling/train.py
# Аналітичний модуль: навчання моделі Random Forest для класифікації рівнів
# фінансового ризику.

from __future__ import annotations

import argparse
import json
from dataclasses import dataclass, asdict
from pathlib import Path
from typing import Tuple, Dict, Any

import joblib
import numpy as np
import pandas as pd

from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

@dataclass(frozen=True)
class TrainConfig:
    data_path: str
    target_col: str = "risk_level"
    test_size: float = 0.2
    random_state: int = 42

    # Random Forest hyperparameters
    n_estimators: int = 300
    max_depth: int | None = None
    min_samples_split: int = 2
    min_samples_leaf: int = 1
    max_features: str | int | float = "sqrt"
    class_weight: str | Dict[str, float] | None = "balanced"

    # Artifacts
    artifacts_dir: str = "artifacts"
    model_name: str = "rf_model.joblib"
    encoder_name: str = "label_encoder.joblib"
    report_name: str = "train_report.json"

def _load_dataset(path: str, target_col: str) -> pd.DataFrame:
    p = Path(path)
    if not p.exists():
        raise FileNotFoundError(f"Dataset not found: {p.resolve()}")
    df = pd.read_csv(p)
    if target_col not in df.columns:
        raise ValueError(f"Target column '{target_col}' not found in dataset")
    columns: {list(df.columns)}
    return df

def _split_xy(df: pd.DataFrame, target_col: str) -> Tuple[pd.DataFrame,
```

```

pd.Series]:
    y = df[target_col].astype(str)
    X = df.drop(columns=[target_col])
    # Захист від випадкових нечислових колонок (за потреби можна розширити
    # препроцесінг)
    non_numeric = [c for c in X.columns if not
pd.api.types.is_numeric_dtype(X[c])]
    if non_numeric:
        raise ValueError(f"Non-numeric feature columns detected: {non_numeric}."
"
                                f"Preprocess features to numeric before training.")
    return X, y

def train_random_forest(cfg: TrainConfig) -> Dict[str, Any]:
    df = _load_dataset(cfg.data_path, cfg.target_col)
    X, y_raw = _split_xy(df, cfg.target_col)

    # Кодування цільової змінної (класи ризику)
    le = LabelEncoder()
    y = le.fit_transform(y_raw)

    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X.values, y,
        test_size=cfg.test_size,
        random_state=cfg.random_state,
        stratify=y
    )

    model = RandomForestClassifier(
        n_estimators=cfg.n_estimators,
        max_depth=cfg.max_depth,
        min_samples_split=cfg.min_samples_split,
        min_samples_leaf=cfg.min_samples_leaf,
        max_features=cfg.max_features,
        class_weight=cfg.class_weight,
        random_state=cfg.random_state,
        n_jobs=-1
    )
    model.fit(X_train, y_train)

    y_pred = model.predict(X_test)

    # Формування звіту
    labels = list(le.classes_)
    report = classification_report(
        y_test, y_pred,
        target_names=labels,
        output_dict=True,
        zero_division=0
    )
    cm = confusion_matrix(y_test, y_pred).tolist()

    # Збереження артефактів
    artifacts_dir = Path(cfg.artifacts_dir)
    artifacts_dir.mkdir(parents=True, exist_ok=True)

    joblib.dump(model, artifacts_dir / cfg.model_name)
    joblib.dump(le, artifacts_dir / cfg.encoder_name)

    payload = {
        "config": asdict(cfg),
        "n_samples": int(len(df)),
        "n_features": int(X.shape[1]),
        "classes": labels,
        "classification_report": report,

```

```

        "confusion_matrix": cm,
        "feature_names": list(X.columns),
        "feature_importances": (
            {name: float(imp) for name, imp in zip(X.columns,
model.feature_importances_)})
    )
}

with open(artifacts_dir / cfg.report_name, "w", encoding="utf-8") as f:
    json.dump(payload, f, ensure_ascii=False, indent=2)

return payload

def main() -> None:
    parser = argparse.ArgumentParser(description="Train Random Forest model for
financial risk classification.")
    parser.add_argument("--data", required=True, help="Path to processed CSV
dataset with numeric features.")
    parser.add_argument("--target", default="risk_level", help="Target column
name.")
    parser.add_argument("--artifacts", default="artifacts", help="Directory to
save model artifacts.")
    parser.add_argument("--n_estimators", type=int, default=300)
    parser.add_argument("--max_depth", type=int, default=0, help="0 means None
(no limit).")
    args = parser.parse_args()

    cfg = TrainConfig(
        data_path=args.data,
        target_col=args.target,
        artifacts_dir=args.artifacts,
        n_estimators=args.n_estimators,
        max_depth=None if args.max_depth == 0 else args.max_depth
    )

    result = train_random_forest(cfg)
    print("Training completed.")
    print("Classes:", result["classes"])
    print("Saved to:", Path(cfg.artifacts_dir).resolve())

if __name__ == "__main__":
    main()

```

A.2. Файл src/modeling/predict.py (прогнозування рівня фінансового ризику)

```

# src/modeling/predict.py
# Аналітичний модуль: прогнозування (класифікація) рівня фінансового ризику за
підготовленими ознаками.

from __future__ import annotations

import argparse
from pathlib import Path
from typing import Dict, Any

import joblib
import pandas as pd

def load_artifacts(artifacts_dir: str) -> tuple[Any, Any]:
    artifacts = Path(artifacts_dir)
    model_path = artifacts / "rf_model.joblib"
    encoder_path = artifacts / "label_encoder.joblib"

```

```

    if not model_path.exists():
        raise FileNotFoundError(f"Model not found: {model_path.resolve()}")
    if not encoder_path.exists():
        raise FileNotFoundError(f"Label encoder not found:
{encoder_path.resolve()}")

    model = joblib.load(model_path)
    encoder = joblib.load(encoder_path)
    return model, encoder

def predict_risk(
    features_csv: str,
    artifacts_dir: str = "artifacts",
    output_csv: str | None = None
) -> Dict[str, Any]:
    model, encoder = load_artifacts(artifacts_dir)

    df = pd.read_csv(features_csv)
    # Перевірка: усі ознаки мають бути числовими
    non_numeric = [c for c in df.columns if not
pd.api.types.is_numeric_dtype(df[c])]
    if non_numeric:
        raise ValueError(f"Non-numeric feature columns detected: {non_numeric}")

    proba = None
    if hasattr(model, "predict_proba"):
        proba = model.predict_proba(df.values)

    y_pred = model.predict(df.values)
    y_label = encoder.inverse_transform(y_pred)

    out = df.copy()
    out["predicted_risk_level"] = y_label

    # Додатково: максимальна ймовірність прогнозу
    if proba is not None:
        out["prediction_confidence"] = proba.max(axis=1)

    if output_csv:
        out.to_csv(output_csv, index=False)

    return {
        "n_rows": int(len(df)),
        "output_csv": str(Path(output_csv).resolve()) if output_csv else None
    }

def main() -> None:
    parser = argparse.ArgumentParser(description="Predict financial risk level
using trained Random Forest model.")
    parser.add_argument("--features", required=True, help="CSV with prepared
numeric features.")
    parser.add_argument("--artifacts", default="artifacts", help="Directory with
saved model artifacts.")
    parser.add_argument("--out", default="data/processed/predictions.csv",
help="Output CSV path.")
    args = parser.parse_args()

    res = predict_risk(args.features, args.artifacts, args.out)
    print("Prediction completed.")
    print(res)

if __name__ == "__main__":

```

```
main()
```

А.3. Файл src/modeling/evaluation.py (оцінювання якості моделі та формування звітів)

```
# src/modeling/evaluation.py
# Оцінювання моделі Random Forest: формування метрик і матриці помилок на
тестових даних.

from __future__ import annotations

import argparse
import json
from pathlib import Path
from typing import Any, Dict

import joblib
import pandas as pd

from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix

def evaluate_model(
    test_csv: str,
    artifacts_dir: str = "artifacts",
    target_col: str = "risk_level",
    report_path: str = "artifacts/eval_report.json"
) -> Dict[str, Any]:
    artifacts = Path(artifacts_dir)
    model = joblib.load(artifacts / "rf_model.joblib")
    encoder = joblib.load(artifacts / "label_encoder.joblib")

    df = pd.read_csv(test_csv)
    if target_col not in df.columns:
        raise ValueError(f"Target column '{target_col}' not found.")

    y_true_raw = df[target_col].astype(str)
    X = df.drop(columns=[target_col])

    non_numeric = [c for c in X.columns if not
pd.api.types.is_numeric_dtype(X[c])]
    if non_numeric:
        raise ValueError(f"Non-numeric feature columns detected: {non_numeric}")

    y_true = encoder.transform(y_true_raw)
    y_pred = model.predict(X.values)

    labels = list(encoder.classes_)
    report = classification_report(
        y_true, y_pred,
        target_names=labels,
        output_dict=True,
        zero_division=0
    )
    cm = confusion_matrix(y_true, y_pred).tolist()

    payload = {
        "n_rows": int(len(df)),
        "classes": labels,
        "classification_report": report,
        "confusion_matrix": cm,
        "feature_names": list(X.columns)
    }

    Path(report_path).parent.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
    with open(report_path, "w", encoding="utf-8") as f:
```

```

        json.dump(payload, f, ensure_ascii=False, indent=2)

    return payload

def main() -> None:
    parser = argparse.ArgumentParser(description="Evaluate Random Forest model
on a labeled test dataset.")
    parser.add_argument("--test", required=True, help="CSV with prepared numeric
features + target column.")
    parser.add_argument("--artifacts", default="artifacts", help="Directory with
model artifacts.")
    parser.add_argument("--target", default="risk_level", help="Target column
name.")
    parser.add_argument("--report", default="artifacts/eval_report.json",
help="Where to save evaluation report.")
    args = parser.parse_args()

    result = evaluate_model(args.test, args.artifacts, args.target, args.report)
    print("Evaluation completed. Saved report:", Path(args.report).resolve())
    print("Classes:", result["classes"])

if __name__ == "__main__":
    main()

```

A.4. Приклад запуску модулів (для відтворюваності експерименту)

```

# Навчання моделі (приклад)
python -m src.modeling.train --data data/processed/financial_features.csv --
target risk_level --artifacts artifacts

# Прогнозування (приклад)
python -m src.modeling.predict --features
data/processed/financial_features_new.csv --artifacts artifacts --out
data/processed/predictions.csv

# Оцінювання якості (приклад)
python -m src.modeling.evaluation --test
data/processed/financial_features_test.csv --artifacts artifacts --target
risk_level --report artifacts/eval_report.json

```

Додаток Б

Програмний код модуля підготовки даних

Б.1. Файл src/ingestion/loaders.py (завантаження даних)

```
# src/ingestion/loaders.py
# Завантаження вхідних фінансових даних (CSV).

from __future__ import annotations

from pathlib import Path
import pandas as pd

def load_csv(path: str) -> pd.DataFrame:
    p = Path(path)
    if not p.exists():
        raise FileNotFoundError(f"Input file not found: {p.resolve()}")
    df = pd.read_csv(p)
    if df.empty:
        raise ValueError("Loaded dataset is empty.")
    return df
```

Б.2. Файл src/ingestion/validators.py (перевірка коректності даних)

```
# src/ingestion/validators.py
# Первинна валідація: наявність ключових колонок, типи, базові перевірки.

from __future__ import annotations

from typing import Iterable
import pandas as pd

def require_columns(df: pd.DataFrame, columns: Iterable[str]) -> None:
    missing = [c for c in columns if c not in df.columns]
    if missing:
        raise ValueError(f"Missing required columns: {missing}")

def ensure_numeric(df: pd.DataFrame, columns: Iterable[str]) -> None:
    non_numeric = [c for c in columns if not
pd.api.types.is_numeric_dtype(df[c])]
    if non_numeric:
        raise ValueError(f"Non-numeric columns detected (must be numeric):
{non_numeric}")

def validate_basic(df: pd.DataFrame, id_col: str | None = None, year_col: str |
None = "year") -> None:
    # Перевірка, що дані не містять суцільних пропусків
    if df.isna().all(axis=1).any():
        raise ValueError("Dataset contains rows with all values missing.")

    # За наявності ідентифікатора та року – базова перевірка дублікатів
    if id_col and id_col in df.columns and year_col and year_col in df.columns:
        if df.duplicated(subset=[id_col, year_col]).any():
            raise ValueError("Duplicates detected for (id_col, year_col).")
```

Б.3. Файл src/preprocessing/cleaning.py (очищення даних)

```
# src/preprocessing/cleaning.py
# Очищення: робота з пропусками та аномаліями.

from __future__ import annotations

import numpy as np
import pandas as pd

def clip_outliers_iqr(df: pd.DataFrame, columns: list[str], k: float = 1.5) ->
pd.DataFrame:
    """
    Обмеження викидів за правилом міжквартильного розмаху (IQR).
    Значення поза [Q1 - k*IQR, Q3 + k*IQR] обрізаються до меж.
    """
    out = df.copy()
    for c in columns:
        q1 = out[c].quantile(0.25)
        q3 = out[c].quantile(0.75)
        iqr = q3 - q1
        low = q1 - k * iqr
        high = q3 + k * iqr
        out[c] = out[c].clip(lower=low, upper=high)
    return out

def impute_missing_median(df: pd.DataFrame, columns: list[str]) -> pd.DataFrame:
    """
    Заповнення пропусків медіаною по кожній колонці.
    """
    out = df.copy()
    for c in columns:
        med = out[c].median()
        out[c] = out[c].fillna(med)
    return out

def drop_high_missing_rows(df: pd.DataFrame, threshold: float = 0.6) ->
pd.DataFrame:
    """
    Видалення рядків, де частка пропусків більша за threshold.
    """
    out = df.copy()
    row_missing_share = out.isna().mean(axis=1)
    return out.loc[row_missing_share <= threshold].reset_index(drop=True)
```

Б.4. Файл src/preprocessing/transforms.py (нормалізація / масштабування)

```
# src/preprocessing/transforms.py
# Нормалізація числових ознак (StandardScaler).

from __future__ import annotations

from dataclasses import dataclass
from pathlib import Path
from typing import Any

import joblib
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
```

```

@dataclass
class ScalerArtifact:
    scaler: Any
    feature_names: list[str]

def fit_scaler(df: pd.DataFrame, feature_cols: list[str]) -> ScalerArtifact:
    scaler = StandardScaler()
    scaler.fit(df[feature_cols].values)
    return ScalerArtifact(scaler=scaler, feature_names=feature_cols)

def transform_with_scaler(df: pd.DataFrame, artifact: ScalerArtifact) ->
pd.DataFrame:
    out = df.copy()
    Xs = artifact.scaler.transform(out[artifact.feature_names].values)
    out.loc[:, artifact.feature_names] = Xs
    return out

def save_scaler(artifact: ScalerArtifact, path: str) -> None:
    p = Path(path)
    p.parent.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
    joblib.dump({"scaler": artifact.scaler, "feature_names":
artifact.feature_names}, p)

def load_scaler(path: str) -> ScalerArtifact:
    blob = joblib.load(path)
    return ScalerArtifact(scaler=blob["scaler"],
feature_names=list(blob["feature_names"]))

```

Б.5. Файл src/preprocessing/features.py (формування ознак)

```

# src/preprocessing/features.py
# Формування вектора ознак для аналітичного модуля.

from __future__ import annotations

import numpy as np
import pandas as pd

DEFAULT_FEATURES = [
    "current_ratio",          # коеф. поточної ліквідності
    "quick_ratio",           # коеф. швидкої ліквідності
    "equity_ratio",          # коеф. автономії
    "roa",                   # рентабельність активів (% або частка)
    "roe",                   # рентабельність власного капіталу
    "asset_turnover",        # оборотність активів
]

def build_features_from_ratios(df: pd.DataFrame, feature_cols: list[str] | None
= None) -> pd.DataFrame:
    """
    Відбір ознак, якщо коефіцієнти вже присутні у вхідному наборі даних.
    """
    cols = feature_cols or DEFAULT_FEATURES
    missing = [c for c in cols if c not in df.columns]
    if missing:
        raise ValueError(f"Missing required ratio columns for features:
{missing}")
    return df[cols].copy()

```

```

def safe_div(a: pd.Series, b: pd.Series) -> pd.Series:
    b2 = b.replace(0, np.nan)
    return (a / b2).replace([np.inf, -np.inf], np.nan)

def build_features_from_raw_fields(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    """
    Обчислення коефіцієнтів із базових полів фінансової звітності.
    Очікувані колонки (приклад): current_assets, inventory, current_liabilities,
    total_assets, total_equity, net_profit, revenue.
    """
    required = [
        "current_assets", "inventory", "current_liabilities",
        "total_assets", "total_equity", "net_profit", "revenue"
    ]
    missing = [c for c in required if c not in df.columns]
    if missing:
        raise ValueError(f"Missing raw fields required to compute ratios:
{missing}")

    current_ratio = safe_div(df["current_assets"], df["current_liabilities"])
    quick_ratio = safe_div(df["current_assets"] - df["inventory"],
df["current_liabilities"])
    equity_ratio = safe_div(df["total_equity"], df["total_assets"])
    roa = safe_div(df["net_profit"], df["total_assets"])
    roe = safe_div(df["net_profit"], df["total_equity"])
    asset_turnover = safe_div(df["revenue"], df["total_assets"])

    out = pd.DataFrame({
        "current_ratio": current_ratio,
        "quick_ratio": quick_ratio,
        "equity_ratio": equity_ratio,
        "roa": roa,
        "roe": roe,
        "asset_turnover": asset_turnover,
    })

    return out

```

Б.6. Файл src/preprocessing/pipeline.py (підготовка датасету)

```

# src/preprocessing/pipeline.py
# Повний конвеєр: завантаження -> валідація -> очищення -> формування ознак ->
нормалізація -> збереження.

from __future__ import annotations

import argparse
from pathlib import Path

import pandas as pd

from src.ingestion.loaders import load_csv
from src.ingestion.validators import validate_basic
from src.preprocessing.cleaning import drop_high_missing_rows,
impute_missing_median, clip_outliers_iqr
from src.preprocessing.features import build_features_from_ratios,
build_features_from_raw_fields
from src.preprocessing.transforms import fit_scaler, transform_with_scaler,
save_scaler

```

```

def prepare_dataset(
    raw_path: str,
    processed_path: str,
    scaler_path: str,
    target_col: str = "risk_level",
    mode: str = "ratios"
) -> None:
    """
    mode:
        - "ratios": у вхідних даних вже є коефіцієнти (current_ratio, quick_ratio,
        ...)
        - "raw": у вхідних даних є базові поля (assets, liabilities, profit,
        revenue)
    """
    df = load_csv(raw_path)
    validate_basic(df)

    if target_col not in df.columns:
        raise ValueError(f"Target column '{target_col}' is required in raw
        dataset for supervised learning.")

    # Видалити "порожні" рядки з великою часткою пропусків
    df = drop_high_missing_rows(df, threshold=0.6)

    # Формування ознак
    if mode == "ratios":
        X = build_features_from_ratios(df)
    elif mode == "raw":
        X = build_features_from_raw_fields(df)
    else:
        raise ValueError("Unsupported mode. Use 'ratios' or 'raw'.")

    # Додавання цільової змінної
    out = X.copy()
    out[target_col] = df[target_col].astype(str)

    # Очищення: заповнення пропусків і обмеження викидів
    feature_cols = [c for c in out.columns if c != target_col]
    out[feature_cols] = out[feature_cols].apply(pd.to_numeric, errors="coerce")

    out = impute_missing_median(out, feature_cols)
    out = clip_outliers_iqr(out, feature_cols, k=1.5)

    # Нормалізація (StandardScaler) – опційно, але корисно для узгодженості
    пайплайн
    scaler_art = fit_scaler(out, feature_cols)
    out_scaled = transform_with_scaler(out, scaler_art)
    save_scaler(scaler_art, scaler_path)

    # Збереження підготовленого набору даних
    Path(processed_path).parent.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
    out_scaled.to_csv(processed_path, index=False)

def main() -> None:
    parser = argparse.ArgumentParser(description="Prepare dataset for financial
    risk DSS (cleaning + features + scaling).")
    parser.add_argument("--raw", required=True, help="Path to raw CSV dataset.")
    parser.add_argument("--out",
    default="data/processed/financial_features.csv", help="Output path for processed
    CSV.")
    parser.add_argument("--scaler", default="artifacts/scaler.joblib",
    help="Path to save scaler artifact.")
    parser.add_argument("--target", default="risk_level", help="Target column
    name.")
    parser.add_argument("--mode", choices=["ratios", "raw"], default="ratios",

```

```

        help="ratios: input contains coefficients; raw: compute
coefficients from raw fields.")
    args = parser.parse_args()

    prepare_dataset(args.raw, args.out, args.scaler, args.target, args.mode)
    print("Dataset prepared:", Path(args.out).resolve())
    print("Scaler saved:", Path(args.scaler).resolve())

if __name__ == "__main__":
    main()

```

Б.7. Приклад запуску підготовки даних

```

# Якщо у файлі є готові коефіцієнти (current_ratio, quick_ratio, equity_ratio,
roa, roe, asset_turnover)
python -m src.preprocessing.pipeline --raw data/raw/financial_raw.csv --out
data/processed/financial_features.csv --scaler artifacts/scaler.joblib --target
risk_level --mode ratios

# Якщо у файлі є базові поля (current_assets, inventory, current_liabilities,
total_assets, total_equity, net_profit, revenue)
python -m src.preprocessing.pipeline --raw data/raw/financial_raw.csv --out
data/processed/financial_features.csv --scaler artifacts/scaler.joblib --target
risk_level --mode raw

```

Додаток В

Приклади вхідних і вихідних даних системи підтримки прийняття рішень

В.1. Приклад вхідного набору даних data/raw/financial_raw.csv (фрагмент)

Наведений фрагмент демонструє вхідний файл із фінансовими коефіцієнтами (режим `--mode ratios`) та міткою класу ризику `risk_level`.

```
year,current_ratio,quick_ratio,equity_ratio,roa,roe,asset_turnover,risk_level
2019,1.85,1.22,0.61,8.4,15.6,1.58,Низький
2020,1.73,1.15,0.57,7.1,13.2,1.50,Низький
2021,1.62,1.08,0.54,6.3,11.8,1.42,Середній
2022,1.34,0.91,0.47,4.1,8.6,1.28,Підвищений
2023,1.12,0.79,0.41,2.5,5.2,1.15,Високий
```

В.2. Приклад підготовленого набору даних data/processed/financial_features.csv (фрагмент)

Наведений фрагмент демонструє вихід модуля підготовки даних: числові ознаки нормалізовано (`StandardScaler`), цільова змінна `risk_level` збережена для навчання моделі.

```
current_ratio,quick_ratio,equity_ratio,roa,roe,asset_turnover,risk_level
1.226,1.232,1.248,1.164,1.193,1.218,Низький
0.874,0.902,0.880,0.812,0.843,0.872,Низький
0.521,0.574,0.552,0.488,0.501,0.523,Середній
-0.342,-0.268,-0.312,-0.276,-0.301,-0.335,Підвищений
-1.279,-1.440,-1.368,-1.188,-1.236,-1.278,Високий
```

В.3. Приклад результатів прогнозування data/processed/predictions.csv (фрагмент)

Файл формується модулем прогнозування (див. додаток А) і містить клас ризику, визначений моделлю, а також показник впевненості прогнозу `prediction_confidence` (за наявності `predict_proba`).

```
current_ratio,quick_ratio,equity_ratio,roa,roe,asset_turnover,predicted_risk_level,prediction_confidence
1.10,0.78,0.40,2.1,4.9,1.12,Високий,0.86
1.28,0.88,0.46,3.8,7.9,1.25,Підвищений,0.74
1.55,1.03,0.52,6.0,11.0,1.39,Середній,0.71
```

В.4. Приклад текстового звіту системи для користувача (фрагмент)

Звіт про оцінку фінансових ризиків (фрагмент)

- Оцінений період: 2025 р.

- Рівень фінансового ризику: Високий
- Ключові фактори (за важливістю ознак):
 1. коефіцієнт автономії;
 2. коефіцієнт швидкої ліквідності;
 3. рентабельність активів (ROA).

Рекомендації (приклад):

- переглянути структуру фінансування з метою зниження залежності від позикового капіталу;
- підвищити ліквідність шляхом оптимізації оборотних активів і графіку погашення короткострокових зобов'язань;
- провести аналіз витрат та заходи з підвищення рентабельності операційної діяльності.

Додаток Г
Копія публікації

ЗАХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ



Комп'ютерна
Інженерія



**IV ВСЕУКРАЇНСЬКА НАУКОВО-ПРАКТИЧНА
КОНФЕРЕНЦІЯ СТУДЕНТІВ, АСПІРАНТІВ ТА
МОЛОДИХ ВЧЕНИХ
«ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ КОМП'ЮТЕРНІ СИСТЕМИ ТА
МЕРЕЖІ»**

**ІКСМ
весна 2026**

20 ТРАВНЯ 2026



KI.WUNU.EDU.UA/CONFERENCE/

**ТЕРНОПІЛЬ
2026**



Почесні співголови конференції:

Десятнюк О.М., ректор Західноукраїнського національного університету,
д-р економічних наук, професор;

Дивак М.П., д-р технічних наук, професор, проректор з наукової роботи
ЗУНУ;

Голова конференції:

Березький О.М., д-р технічних наук, професор, професор кафедри
комп'ютерної інженерії Західноукраїнський національний університет;

Заступники голови конференції:

Мельник Г.М., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний
університет;

Піцун О.Й., к.т.н. доцент, Західноукраїнський національний університет;

ПРОГРАМНИЙ КОМІТЕТ КОНФЕРЕНЦІЇ

Склад програмного комітету:

Семанюк В.З., д-р економічних наук, професор, начальник науково-
дослідної частини Західноукраїнського національного університету

Антощук С.Г., д.т.н., професор, Національний університет «Одеська
політехніка»;

Баловсяк С.В., д.т.н., професор, Чернівецький національний університет

Бармак О.В., д.т.н., професор, Хмельницький національний університет

Батько Ю.М., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет

Березька К.М., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет

Винокурова О.А., д.т.н., професор, Львівський національний університет
імені Івана Франка

Возна Н.Я., д.т.н., професор, Західноукраїнський національний
університет;

Говорущенко Т.О., д.т.н., професор, Хмельницький національний
університет;

Дубчак Л.О., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет;

Дунець Р.Б., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка";

Ізонін І.В., д.т.н., доцент, НУ "Львівська політехніка";

Комар М.П., д.т.н., професор, Західноукраїнський національний
університет;

Литвиненко В.І., д.н.т., професор, Національний технічний університет
України "Київський політехнічний інститут";

Лупенко С.А., д.т.н., професор, Опольський технологічний університет,
Польща;

Ляцинський П.Б., доктор філософії з комп'ютерних наук, НУ "Львівська
політехніка";

Мельникова Н.І., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка";

Мулеса О.Ю., д.т.н., професор, Пряшівський університет, Словаччина

Пелешко Д.Д., д.т.н., професор, Львівський національний університет
імені Івана Франка;

Сельський П.Р., д.м.н., професор, Тернопільський національний медичний університет імені І. Я. Горбачевського ;
Субботін С.О., д.т.н., професор, Національний університет «Запорізька політехніка» ;
Теслюк В.М., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка" ;
Тимченко Л.І., д.т.н., професор, Державний університет інфраструктури та технологій;
Цмоць І.Г., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка" ;
Якименко І.З., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет;
Яровий А.А., д.т.н., професор, Вінницький національний технічний університет ;
Яцків В.В., д.т.н., професор, Західноукраїнський національний університет.

ОРГАНІЗАЦІЙНИЙ КОМІТЕТ КОНФЕРЕНЦІЇ

Склад організаційного комітету:

Мельник Г.М. к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет
Піцун О.Й. к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет

Технічна підтримка:

Зінкевич О. В. студентка, Західноукраїнський національний університет
Кіт М. О. студентка, Західноукраїнський національний університет
Лебединський Т.В. студент, Західноукраїнський національний університет;
Кришталь Е.Р., студент, Західноукраїнський національний університет;

Метою конференції є представлення та обговорення наукових і практичних результатів, сприяння активізації творчої і інноваційної діяльності студентів, аспірантів і молодих вчених.

Конференція проводиться із залученням Ради Молодих Вчених та Студентського Наукового Товариства ФКІТ ЗУНУ.

IV Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ весна 2026), м. Тернопіль, ЗУНУ, 29 травня 2026 р. Тернопіль, 2026

Адреса:

Вул. О. Теліги, 8, корпус №6, Тернопіль

URL: <https://ki.wunu.edu.ua/conference/>

e-mail: kistudconference@gmail.com

Тези доповідей подаються за оригіналом рукопису

<i>Вовк В.С.</i>	
Генерування художніх зображень за текстовим описом.....	58
<i>Нагіна М. В., Зварич В. І.</i>	
Позитивно-класовий підхід до виявлення порушень носіння засобів індивідуального захисту	61
<i>Бойко Н.Р.</i>	
Виявлення шкідливого програмного забезпечення на основі гібридних моделей глибокого навчання.....	64
<i>Грицюк Г.І.</i>	
Методи машинного навчання та аналізу великих даних для класифікації програмних проєктів.....	68
<i>Заєць О.Ю.</i>	
Програмна система аналізу мережових логів з використанням NLP-підходу для виявлення аномалій.....	72
<i>Шорін В.С.</i>	
Ансамблеві методи машинного навчання для виявлення аномалій у смарт-системі обліку.....	75
<i>Ярунів М.А.</i>	
Програмний модуль розподіленого зберігання та паралельної обробки фінансових даних.....	78
<i>Пугінець А. Ю., Зварич В. І.</i>	
Смарт-система для догляду за кімнатними рослинами.....	82
<i>Вишинська Н.М.</i>	
Інформаційна система рекомендацій закладів харчування з використанням методів машинного навчання	84
<i>Тарбай Ю.О.</i>	
Система підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства на основі технології аналізу великих даних.....	86
<i>Григорян Д. М.</i>	
Методи та засоби класифікації акне на основі методів комп'ютерного зору.....	89
<i>Василиків В.Д.</i>	
Інформаційна система визначення фізичних характеристик тварин з використанням технологій комп'ютерного зору	91
<i>Askerov V.V.</i>	
Risk-aware architecture for adaptive management of secure transactions in permissioned blockchain systems.....	94
<i>Bim P.B.</i>	
Формування репрезентативного набору макрозображень тканин для застосування штучного інтелекту в циркулярній економіці.....	97
<i>Тимофієв І.А.</i>	
Інтелектуальна інформаційна система для виявлення соціально-деструктивних і депресивних наративів у текстовому контенті.....	100
<i>Шурина М.О.</i>	
Метод валідації антропометричної пози людини для фотограмметричного зняття мірок на основі комп'ютерного зору	103
<i>Юрченко Д.Ю.</i>	
Дослідження методу візуального пояснення результатів нейромережевого виявлення маніпулятивних технік у текстовому контенті.....	106

СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ОЦІНКИ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЇ АНАЛІЗУ ВЕЛИКИХ ДАНИХ

Вступ. Сучасні умови функціонування підприємств характеризуються зростанням рівня невизначеності та посиленням впливу внутрішніх і зовнішніх факторів, що безпосередньо відображається на фінансовій стійкості суб'єктів господарювання. Коливання ринкової кон'юнктури, нестабільність макроекономічного середовища, зростання конкуренції, а також наслідки глобальних кризових явищ і воєнних ризиків зумовлюють необхідність удосконалення підходів до оцінки та управління фінансовими ризиками підприємств [1, 2].

Постановка задачі. Результати аналізу фінансових ризиків підприємства, сучасних підходів до їх оцінювання та можливостей систем підтримки прийняття рішень свідчать про необхідність удосконалення інструментів фінансового ризик-менеджменту. Традиційні методи аналізу, попри їх поширеність, не забезпечують достатньої точності та оперативності в умовах зростання обсягів фінансових даних і підвищення динамічності зовнішнього середовища [3]. Це зумовлює доцільність використання інтелектуальних підходів, заснованих на аналізі великих даних і методах машинного навчання [4].

У зв'язку з цим у межах даного дослідження ставиться задача розроблення системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства, яка поєднує можливості сучасних аналітичних методів із засобами автоматизованої обробки фінансово-економічної інформації. Така система має бути орієнтована на практичне використання у фінансовому управлінні та забезпечувати формування обґрунтованих рекомендацій для прийняття управлінських рішень.

Об'єктом дослідження є процес управління фінансовими ризиками підприємства. Предметом дослідження є методи, моделі та програмні засоби підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків на основі аналізу великих даних. Метою дослідження є проєктування системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства з використанням методів аналізу великих даних та машинного навчання.

Основний матеріал. Запропонована архітектура системи підтримки прийняття рішень базується на модульному підході, що дозволяє відокремити основні функціональні компоненти системи та забезпечити їх незалежний розвиток і модифікацію. Такий підхід є доцільним у контексті оцінки фінансових ризиків, оскільки дає змогу адаптувати систему до змін вхідних даних і використовуваних аналітичних моделей без суттєвого втручання в загальну структуру системи.

Загальну архітектуру системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства подано на рисунку 1.



Рисунок 1 – Архітектура системи підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства

Як видно з рисунку 1, система складається з кількох взаємопов'язаних модулів, кожен з яких виконує визначені функції в процесі підтримки управлінських рішень.

Центральним елементом архітектури є аналітичний модуль, у якому реалізуються методи машинного навчання для оцінювання фінансових ризиків. У межах даної роботи як базовий інструмент аналітичного аналізу розглядається метод випадкового лісу, що забезпечує високу точність класифікації фінансових станів підприємства та стійкість до впливу шуму у вхідних даних [4-6]. Аналітичний модуль отримує підготовлені дані з модуля збору та попередньої обробки і формує результати оцінки рівня фінансових ризиків.

Використання методу випадкового лісу для оцінювання фінансових ризиків підприємства є доцільним з кількох причин. По-перше, алгоритм добре працює з наборами даних, що містять різномірні фінансові показники та не вимагає жорстких припущень щодо їх розподілу. По-друге, метод є стійким до перенавчання за рахунок використання випадкового відбору ознак і навчальних підвибірок. По-третє, випадковий ліс забезпечує можливість оцінювання важливості окремих ознак, що підвищує інтерпретованість результатів аналізу в контексті фінансового управління [5, 6].

Вхідною інформацією для аналітичного модуля є вектор ознак, сформований на основі фінансових показників підприємства після етапу попередньої обробки даних. Кожен вектор ознак відповідає окремому звітному періоду та містить значення показників ліквідності, фінансової стійкості, рентабельності та ділової активності. На основі цих даних модель машинного навчання здійснює класифікацію фінансового стану підприємства за рівнями фінансового ризику.

Процес функціонування аналітичного модуля передбачає два основні етапи: навчання моделі та її застосування для оцінювання фінансових ризиків. На етапі навчання використовується історичний набір даних, у якому для кожного спостереження відомий відповідний рівень фінансового ризику. Модель Random Forest навчається на основі множини навчальних прикладів шляхом побудови окремих дерев рішень та формування ансамблевої моделі. На етапі застосування навчена модель використовується для оцінювання фінансових ризиків за новими або оновленими даними.

Модуль збору та попередньої обробки даних призначений для агрегування фінансово-економічної інформації з різних джерел, її очищення, нормалізації та підготовки до подальшого аналізу. Реалізація цього модуля є необхідною умовою коректної роботи аналітичного блоку, оскільки якість вхідних даних безпосередньо впливає на достовірність результатів оцінювання фінансових ризиків [3].

Важливу роль у запропонованій архітектурі відіграє база даних та знань, яка забезпечує зберігання фінансових показників, результатів аналізу, а також історичних даних, необхідних для навчання та перевірки моделей машинного навчання. Наявність такої бази дозволяє реалізувати механізми накопичення знань і підвищувати адаптивність системи до змін фінансового середовища.

Модуль оцінки фінансових ризиків відповідає за інтерпретацію результатів аналітичного аналізу та формування інтегральної оцінки рівня ризику. У межах цього модуля здійснюється перетворення вихідних результатів моделей машинного навчання у форму, зручну для сприйняття та використання в процесі прийняття управлінських рішень.

Взаємодія користувача з системою забезпечується за допомогою інтерфейсу користувача, який виконує функції візуалізації результатів аналізу, представлення рекомендацій та підтримки процесу прийняття рішень. Через інтерфейс фінансовий менеджер отримує доступ до інформації про рівень фінансових ризиків, а також може аналізувати альтернативні управлінські сценарії. Логіка інформаційних потоків у системі підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків підприємства побудована відповідно до послідовності виконання основних функціональних операцій та відображає рух даних і результатів аналізу між структурними модулями системи. На початковому етапі взаємодії користувач системи (фінансовий менеджер) через інтерфейс користувача ініціює процес оцінки фінансових ризиків шляхом формування запиту, вибору періоду аналізу та визначення набору фінансових показників. Даний інформаційний потік спрямовується від користувача до інтерфейсу

користувача, який виконує функцію приймання та попередньої інтерпретації запиту. Після цього сформований запит передається з інтерфейсу користувача до модуля збору та попередньої обробки даних. У межах цього модуля здійснюється збирання фінансово-економічної інформації з визначених джерел, її очищення від пропусків і аномальних значень, а також нормалізація та приведення до формату, придатного для подальшого аналізу.

Результати попередньої обробки даних надходять до бази даних та знань, де здійснюється їх збереження та накопичення. База даних забезпечує централізоване зберігання як поточних фінансових показників, так і історичних даних, що використовуються для навчання та перевірки моделей машинного навчання. Далі підготовлені дані з бази даних передаються до аналітичного модуля, у якому реалізуються алгоритми машинного навчання, зокрема метод випадкового лісу. В аналітичному модулі здійснюється обробка вхідного вектора ознак, формування прогнозних оцінок та виявлення рівня фінансових ризиків підприємства на основі багатовимірного аналізу даних. Отримані результати аналітичного аналізу передаються до модуля оцінки фінансових ризиків, який виконує інтерпретацію вихідних даних моделей машинного навчання та формує інтегральну оцінку рівня фінансового ризику. У цьому модулі результати аналізу трансформуються у форму, зручну для використання в процесі прийняття управлінських рішень.

На завершальному етапі результати оцінювання фінансових ризиків та сформовані рекомендації передаються до інтерфейсу користувача, де вони відображаються у вигляді аналітичних звітів, графічних візуалізацій або рекомендацій щодо подальших управлінських дій. Таким чином забезпечується зворотний зв'язок між аналітичною частиною системи та користувачем. Запропонована логіка потоків забезпечує послідовний і цілісний процес оцінювання фінансових ризиків підприємства, поєднуючи етапи збору даних, аналітичної обробки та підтримки прийняття управлінських рішень у межах єдиної системи.

Висновки. Проведене дослідження дозволило узагальнити підходи до оцінки фінансових ризиків підприємства в умовах зростання невизначеності та обсягів даних. Встановлено, що традиційні методи аналізу не забезпечують достатньої точності та адаптивності, що обґрунтовує доцільність використання методів машинного навчання. Обґрунтовано застосування систем підтримки прийняття рішень як ефективного інструменту фінансового ризик-менеджменту. Запропоновано архітектуру системи, побудовану за модульним принципом, що забезпечує гнучкість, масштабованість і можливість інтеграції аналітичних моделей. Ключовим елементом системи визначено аналітичний модуль на основі методу випадкового лісу, який забезпечує ефективну обробку багатовимірних фінансових даних, стійкість до шуму та інтерпретованість результатів. Встановлено, що якість оцінювання фінансових ризиків залежить від ефективності підготовки даних, зокрема процедур очищення, нормалізації та формування вектора ознак. Розроблена логіка інформаційних потоків забезпечує узгоджену взаємодію між компонентами системи та підтримку прийняття управлінських рішень.

Список літератури

1. Ku C., Morriss A. International financial centers as a model: Facilitating growth and development by connecting to international legal frameworks. *Law and Development Review*. 2021. Vol. 14(2). P. 429–464.
2. Дашко Т. В., Ковальчук А. А. Використання штучного інтелекту у фінансах. *Економіка і прогнозування*. 2022. №3. С. 75–82.
3. Литовченко О.Ю. Підходи до ідентифікації та оцінки фінансових ризиків підприємства. *Економіка та суспільство*. 2018. № 16. С. 398–404.
4. Breiman L. Random forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45(1). P. 5–32.
5. Du G., Elston F. Financial risk assessment to improve the accuracy of financial prediction in the internet financial industry using data analytics models. *Operations Management Research*. 2022. Vol. 15(3). P. 925–940.
6. Uddin M.S., Chi G., Al Janabi M.A.M., et al. Leveraging random forest in micro-enterprises credit risk modelling for accuracy and interpretability. *International Journal of Finance & Economics*. 2022. Vol. 27(3). P. 3713–3729.