

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**Навчально–науковий інститут прикладного системного аналізу
Кафедра штучного інтелекту**

До захисту допущено:

В. о. завідувачки кафедри

_____ Ірина ДЖИГИРЕЙ

«__» _____ 20__ р.

Дипломна робота

на здобуття ступеня бакалавра

за освітньо–професійною програмою «Системи і методи штучного інтелекту»

спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»

**на тему: «Інформаційно–аналітична система оцінки фінансово-
економічних показників підприємства з використанням моделей
штучного інтелекту»**

Виконав:

студент IV курсу, групи КІ-11

Кордулян Єгор Геннадійович _____

Керівник:

професор кафедри математичних методів системного аналізу,

д.т.н., професор, Зайченко Олена Юріївна _____

Консультант з економічного розділу:

доцент кафедри економічної кібернетики, к.е.н., доцент,

Рощина Надія Василівна _____

Консультант з нормоконтролю:

фахівець першої категорії кафедри штучного інтелекту, к.т.н., доцент,

Комариста Богдана Миколаївна _____

Рецензент:

завідувач кафедри системного проектування,

професор, д.т.н. Мухін Вадим Євгенієвич _____

Засвідчую, що у цій дипломній роботі
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань.

Студент _____

Київ – 2025 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Навчально–науковий інститут прикладного системного аналізу
Кафедра штучного інтелекту

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)
Спеціальність – 122 «Комп'ютерні науки»
Освітньо–професійна програма «Системи і методи штучного інтелекту»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В. о. завідувачки кафедри

_____ Ірина ДЖИГИРЕЙ

«15» січня 2025 р.

ЗАВДАННЯ

на дипломну роботу студенту
Кордулянну Єгору Геннадійовичу

1. Тема роботи «Інформаційно-аналітична система оцінки фінансово-економічних показників підприємства з використанням моделей штучного інтелекту», керівник роботи Зайченко Олена Юріївна, професор, д.т.н, затверджені наказом по НН ІПСА від «26» травня 2025 р. № 1759-с.
2. Термін подання студентом роботи «09» червня 2025 року.
3. Вихідні дані до роботи: історичні дані фінансової звітності українських компаній
4. Зміст роботи: Аналіз предметної області дослідження, вибір доцільних методів та моделей для роботи, навчання моделі описаними методами, побудова системи оцінки фінансового стану підприємства та оцінка отриманих результатів.
5. Перелік ілюстративного матеріалу: використані метрики, опис набору даних, принцип роботи програмного продукту, результати роботи програми, схеми роботи алгоритмів.
6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Економічний	Рощина Надія Василівна, доцент, к. е. н.		

7. Дата видачі завдання «03» лютого 2025 року.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Вивчення літератури за темою роботи	03.04.2025–16.04.2025	Виконано
2	Затвердження теми БДР	17.04.2025–23.04.2025	Виконано
3	Підготовка першого розділу	24.04.2025–30.04.2025	Виконано
4	Підготовка другого розділу	01.05.2025–06.05.2025	Виконано
5	Розробка програмного продукту	07.05.2025–13.05.2025	Виконано
6	Аналіз результатів роботи, підготовка третього розділу	14.05.2025–20.05.2025	Виконано
7	Підготовка економічної частини	21.05.2025–28.05.2025	Виконано
8	Підготовка презентації доповіді	29.05.2025–04.06.2025	Виконано
9	Оформлення дипломної роботи згідно ДСТУ 3008-95 та стандартів ЄСПД	05.06.2025–11.06.2025	Виконано

Студент

Єгор КОРДУЛЯН

Керівник

Олена ЗАЙЧЕНКО

РЕФЕРАТ

Дипломна робота: 110 с., 21 рис., 9 табл., 38 посилань, 1 додаток.
ФІНАНСОВИЙ АНАЛІЗ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, КОЕФІЦІЄНТИ ЛІКВІДНОСТІ, ПЛАТОСПРОМОЖНІСТЬ, РЕНТАБЕЛЬНІСТЬ, АНАЛІТИЧНА СИСТЕМА, ЕКОНОМІЧНИЙ СТАН ПІДПРИЄМСТВА, ПРОГНОЗУВАННЯ, ЗВІТНІСТЬ ПІДПРИЄМСТВ.

Об'єкт дослідження – фінансово-економічні показники підприємств на основі офіційної фінансової звітності.

Предмет дослідження – інформаційно-аналітична система оцінки фінансового стану підприємства з використанням моделей штучного інтелекту.

Мета роботи – створення системи, здатної автоматизувати процес аналізу фінансової звітності, розрахунку ключових фінансових коефіцієнтів та прогнозування фінансової стабільності підприємства за допомогою нейронних мереж.

У ході дослідження реалізовано програмний продукт, що забезпечує імпорт фінансової звітності підприємств, обчислення коефіцієнтів ліквідності, рентабельності, ефективності та платоспроможності. Результати аналізу виводяться у графічному інтерфейсі з підтримкою візуалізації динаміки показників. Для задач прогнозування використано багатошарові перцептрони, автоенкодера та карти Кохонена. Навчання моделей здійснено на основі реальних фінансових даних українських підприємств.

Запропоновано підхід до оцінки ризику банкрутства, що базується на поєднанні класичних економічних індикаторів з нейромережевими моделями. Проведено порівняння архітектур, визначено ефективність стискання даних автоенкодером перед передачею до карти самоорганізації.

Розроблена система може бути використана як у приватному секторі, так і для цілей державного контролю за фінансовою стабільністю підприємств. Перспективи подальшого розвитку включають розширення функціоналу за рахунок моделей прогнозування часових рядів (RNN, LSTM), веб-інтерфейсу та підтримки мультимовності.

ABSTRACT

Master's thesis: 110 p., 21 figures, 9 tables, 38 references, appendix.
FINANCIAL ANALYSIS, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, NEURAL NETWORKS, LIQUIDITY RATIOS, SOLVENCY, PROFITABILITY, ANALYTICAL SYSTEM, ECONOMIC CONDITION OF ENTERPRISE, FORECASTING, COMPANY REPORTING.

The object of the study is financial and economic indicators of enterprises based on official financial reporting.

The subject of research is an information and analytical system for assessing the financial condition of an enterprise using artificial intelligence models.

The purpose of the work is to create a system capable of automating the process of analyzing financial reporting, calculating key financial ratios and forecasting the financial stability of an enterprise using neural networks.

During the study, a software product was implemented that provides import of financial reporting of enterprises, calculation of liquidity, profitability, efficiency and solvency ratios. The results of the analysis are displayed in a graphical interface with support for visualization of the dynamics of indicators. Multilayer perceptrons, autoencoders and Kohonen maps were used for forecasting tasks. Model training was carried out on the basis of real financial data of Ukrainian enterprises.

An approach to assessing the risk of bankruptcy is proposed, which is based on a combination of classical economic indicators with neural network models. A comparison of architectures was carried out, and the efficiency of data compression by an autoencoder before transfer to the self-organization map was determined.

The developed system can be used both in the private sector and for the purposes of state control over the financial stability of enterprises. Prospects for further development include expanding the functionality through time series forecasting models (RNN, LSTM), a web interface, and multilingual support.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ	11
1.1 Фінансовий аналіз.....	11
1.1.1 Фінансова звітність підприємства.....	12
1.1.2 Статті балансу	13
1.1.3 Звіт про фінансові результати.....	15
1.1.4 Звіт про рух грошових коштів	16
1.1.5 Методи аналізу фінансової звітності підприємства	18
1.1.6 Фінансово-економічні коефіцієнти підприємства	19
1.1.7 Аналіз фінансової стійкості.....	24
1.1.8 Аналіз кредиторської та дебіторської заборгованості.....	26
1.1.9 Аналіз фінансових результатів підприємства	27
1.2 Що таке інформаційно-аналітична система	28
1.2.1 Види інформаційно-аналітичних систем	29
1.2.2 ERP системи (системи планування і управління ресурсами підприємства).....	30
1.2.3 Business Intelligence (BI, інтелектуальний аналіз даних, бізнес аналітика).....	31
1.2.4 Опис програмного продукту PowerBI	32
1.2.5 Опис програмного продукту Zoho Analytics	33
1.2.6 Опис програмного продукту Qlik Sense	34
1.3 Актуальність обраної теми.....	35
1.4 Постановка задачі	36
Висновки до розділу 1	37
РОЗДІЛ 2 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ПІДПРИЄМСТВА	39
2.1 Дослідження існуючих методів вирішення задачі	39
2.2.1 Багатошаровий перцептрон (MLP)	40

2.2.2 Карта самоорганізації Кохонена	44
2.2.3 Автоенкодер	47
2.3 Методи прогнозування банкрутства підприємства	48
2.3.1 Оцінка ризику банкрутства із застосуванням карт самоорганізації.....	50
2.4 Вибір фінансових показників та коефіцієнтів для оцінки фінансово-економічного стану підприємства.....	52
2.4.1 Процес підбору фінансово-економічних показників для аналізу	54
Висновки до розділу 2	55
РОЗДІЛ 3 ОПИС ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ	57
3.1 Обґрунтування вибору методів вирішення задачі.....	57
3.1.1 Python.....	57
3.1.2 Pandas	58
3.1.3 Tkinter	59
3.1.4 Matplotlib	60
3.1.5 Tensorflow	61
3.2 Збір даних для навчання нейромережі.....	62
3.3 Порівняння моделей оцінки фінансового стану підприємства	64
3.3.1 Порівняння моделей багатошарового перцептронну	64
3.3.2 Порівняння архітектур карт Кохонена	71
3.4 Реалізація графічного інтерфейсу системи	76
3.4.1 Подальші покращення графічного інтерфейсу.....	80
Висновки до розділу 3	81
РОЗДІЛ 4 ФУНКЦІОНАЛЬНО-ВАРТІСНИЙ АНАЛІЗ ПРОГРАМНОГО.....	82
ПРОДУКТУ	82
4.1 Постановка задачі проектування.....	83
4.2 Обґрунтування функцій програмного продукту.....	84
4.3 Обґрунтування системи параметрів програмного продукту.....	87
4.4 Аналіз експертного оцінювання параметрів.....	91
4.5 Аналіз рівня якості варіантів реалізації функцій	95
4.6 Економічний аналіз варіантів розробки ПП	97

4.7 Вибір кращого варіанту ПП техніко-економічного рівня	102
Висновки до розділу 4	103
ВИСНОВКИ	104
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	106
ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ	111

ВСТУП

У сучасній¹ цифровій економіці фінансовий аналіз підприємств зазнає стрімких змін під впливом інноваційних технологій, зокрема методів штучного інтелекту. Умови невизначеності, глобалізація ринку, війна в Україні та зростаючий обсяг фінансової інформації створюють нові виклики для бізнесу, який потребує оперативного прийняття рішень на основі об'єктивної оцінки фінансово-економічного стану. У такому контексті актуальність даної роботи полягає у розробці інформаційно-аналітичної системи, здатної автоматизувати обробку фінансової звітності підприємств та здійснювати прогнозування ризику банкрутства з використанням моделей штучного інтелекту.

На відміну від традиційних методів аналізу, що базуються на ручному розрахунку коефіцієнтів та експертній оцінці, сучасні підходи дають змогу обробляти великі масиви даних, виявляти приховані закономірності та робити висновки на основі алгоритмів машинного навчання. Нейромережеві моделі, такі як багат шарові перцептрони (MLP), карти Кохонена (SOM) та автоенкодері, дозволяють класифікувати підприємства за рівнем фінансової стабільності, а також виявляти потенційно кризові ситуації ще до їх настання.

Об'єктом дослідження є процеси оцінки фінансово-економічних показників підприємств. Предметом – інформаційно-аналітична система, що поєднує класичні фінансові коефіцієнти з методами штучного інтелекту для підвищення точності аналізу.

Метою роботи є створення програмного забезпечення, яке дає змогу автоматизовано розраховувати ключові фінансові індикатори, будувати прогнози та

¹ Тут і нижче використаний такий інструмент штучного інтелекту як чат-бот з генеративним штучним інтелектом ChatGPT виключно для корегування та редагування тексту, створеного автором цієї дипломної роботи, на основі автоматизованої перевірки граматики, структури та стилю, що відповідає Політиці використання штучного інтелекту для академічної діяльності в КПІ ім. Ігоря Сікорського (протокол №11 Вченої ради КПІ ім. Ігоря Сікорського від 11 грудня 2023 р.).

візуалізувати результати у зручному інтерфейсі. Для цього було використано мову Python та бібліотеки TensorFlow, Pandas, Matplotlib, Tkinter, а також власні методики інтеграції XML-файлів фінансової звітності.

Робота складається з чотирьох основних розділів. У першому розділі подано теоретичний аналіз фінансової звітності, методів аналізу та характеристику сучасних ІАС. У другому розділі описано методи машинного навчання, які використовуються для оцінки фінансового стану підприємств, а також наведено порівняння їх ефективності. У третьому розділі розглянуто реалізацію програмного продукту, особливості архітектури та результати моделювання. Четвертий розділ присвячений функціонально-вартісному аналізу функціоналу системи з використанням машинного навчання для оцінки фінансово-економічного стану підприємства.

Результатом дослідження є функціональна система, здатна оцінити фінансовий стан підприємства на основі звітності, надати прогноз ризику банкрутства та сформулювати зручну для користувача аналітику. Такий підхід може бути використаний як в межах корпоративної аналітики, так і в державному моніторингу фінансової стійкості підприємств.

РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Фінансовий аналіз

Фінансово-економічний аналіз вивчає економіку підприємств із метою оцінки результатів їх господарської діяльності та використання фінансових ресурсів, причинно–наслідкові зв'язки, що їх визначають. виявлення резервів і шляхів підвищення ефективності роботи підприємств.

Фінансовий аналіз – це метод оцінки і прогнозування фінансового стану підприємства на основі його бухгалтерської звітності [1].

Мета фінансового аналізу – інформаційне забезпечення прийняття рішень. Предметом фінансового аналізу є фінансові ресурси та їх кругообіг у процесі фінансово–господарської діяльності [2].

Оцінка фінансового-економічного стану підприємства проводиться на основі всебічного аналізу фінансової звітності підприємства. Фінансова звітність компанії є публічною інформацією, на відміну від управлінської звітності, яка містить деталізовані плани та звіти для внутрішніх користувачів, які приймають стратегічні рішення. До управлінської звітності належить прибуток по напрямках, рентабельність окремих проектів, маржинальність клієнтів, КРІ працівників.

Фінансовий аналіз є основою для оцінки результатів господарської діяльності підприємства. І хоча традиційно фінансовий аналіз базується на ручному розрахунку фінансових коефіцієнтів, сучасні інформаційно-аналітичні системи (ІАС) можуть значно автоматизувати ці процеси. Вони не лише збирають і обробляють великі обсяги даних, але й використовують методи штучного інтелекту, щоб надавати більш точні прогнози щодо фінансового стану компанії.

Сучасні ІАС можуть автоматично обчислювати такі показники, як ліквідність, рентабельність, ефективність використання активів. Наприклад, за допомогою алгоритмів машинного навчання на основі історичних фінансових даних, ІАС можуть прогнозувати майбутні грошові потоки компанії, виявляти тренди в фінансових результатах та допомагати у прийнятті управлінських рішень.

Управлінці та аналітики можуть використовувати ці прогнози для адаптації стратегії розвитку підприємства в реальному часі. Це дозволяє не тільки знизити витрати на проведення аналізу, а й підвищити точність прогнозів, що особливо важливо для підприємств, які працюють в умовах високої невизначеності.

1.1.1 Фінансова звітність підприємства

Фінансова звітність – ключовий інструмент оцінки фінансового стану підприємства. Вона містить інформацію про активи, пасиви, доходи та витрати, що необхідно як для внутрішнього аналізу, так і для зовнішніх користувачів: інвесторів, кредиторів, податкових органів тощо [3].

Баланс відображає майновий стан підприємства на певну дату: активи (оборотні та необоротні) і пасиви (власний капітал та зобов'язання). Ці дані використовуються для контролю, прогнозування, складання зведеної звітності, оцінки фінансової стійкості [4].

Звіт про фінансові результати показує прибутковість: операційний і чистий прибуток, витрати, податки [5]. З 2013 року звітність в Україні адаптована до МСФЗ, включаючи сукупний дохід, що дає змогу повніше оцінити стабільність підприємства [6].

Звіт про рух грошових коштів деталізує надходження і витрати за операційною, інвестиційною та фінансовою діяльністю, і є критичним для оцінки ліквідності. У звіті поєднуються прямий та непрямий методи, що дозволяє виявляти касові розриви та оцінити здатність підприємства до самофінансування [7].

Звіт про власний капітал відображає зміни в структурі капіталу, а примітки пояснюють облікову політику, методи оцінки, потенційні ризики (наприклад, судові позови) [8].

Фінансова звітність має бути правдивою, доречною, порівнянною і зрозумілою. Її структура повинна відповідати міжнародним стандартам і

забезпечувати користувачів повною інформацією. Разом із тим, існують недоліки – зокрема, нечітке розмежування зобов'язань та відсутність інтегрованої звітності, яка б включала нематеріальні активи, як-от людський капітал [8].

1.1.2 Статті балансу

Активи балансу відображають усе, чим володіє підприємство і що використовується в господарській діяльності. Вони класифікуються на оборотні та необоротні. Оборотні активи – це ресурси, які мають бути використані або перетворені на грошові кошти протягом року чи одного операційного циклу. До них належать запаси, тобто сировина, матеріали, готова продукція і незавершене виробництво, які планується використати або реалізувати впродовж цього періоду; дебіторська заборгованість, яка включає суми, що мають бути сплачені підприємству клієнтами або контрагентами за надані послуги, виконані роботи або поставлені товари; грошові кошти та їх еквіваленти, серед яких – готівка, банківські рахунки та високоліквідні інструменти, здатні швидко трансформуватись у грошову форму; а також поточні фінансові інвестиції, що включають вкладення в акції, облігації або інші інструменти з коротким терміном обігу до одного року.

Необоротні активи – це ті, що використовуються довше одного року або операційного циклу. До них належать основні засоби, тобто матеріальні ресурси, що застосовуються у виробництві протягом тривалого періоду (будівлі, обладнання, транспорт тощо); нематеріальні активи, які не мають фізичної форми, як-от патенти, торгові марки, авторські права чи програмне забезпечення; а також довгострокові фінансові інвестиції, котрі утримуються понад рік – наприклад, корпоративні акції чи облігації інших компаній [9].

Пасиви балансу показують джерела фінансування активів, тобто звідки надходять ресурси для їх придбання. Вони також поділяються на дві категорії: власний капітал і зобов'язання. Власний капітал становить частину, що належить

власникам підприємства, і визначається як різниця між активами та зобов'язаннями. Це ключовий показник фінансової незалежності компанії. Його складовими є статутний капітал, внесений засновниками або акціонерами на початковому етапі; нерозподілений прибуток, який залишається після розподілу дивідендів та не використовується на інші цілі; та резерви, створені для покриття майбутніх витрат або неочікуваних ситуацій.

Зобов'язання – це борги підприємства перед іншими сторонами, які необхідно погасити. Вони бувають поточні та довгострокові. Поточні зобов'язання охоплюють борги зі строком погашення до одного року або протягом операційного циклу, як-от кредити, позики або заборгованість за поставлені товари й послуги. Натомість довгострокові зобов'язання мають строк погашення понад один рік і включають, зокрема, довгострокові кредити, облігації та інші форми фінансових зобов'язань [9].

Зв'язок між активами і пасивами у балансі підприємства є ключовим показником його фінансової стабільності. Усі активи, що знаходяться в розпорядженні підприємства, мають бути або фінансовані за рахунок власного капіталу, або за рахунок позикових коштів. Це забезпечує правильне функціонування фінансових потоків і дозволяє підприємству здійснювати свою діяльність без порушень фінансової рівноваги.

Окрім опису структури балансу, його аналітичні можливості дозволяють проводити поглиблений аналіз ліквідності, платоспроможності, фінансової стійкості та рентабельності підприємства. Горизонтальний і вертикальний аналіз балансу дозволяє виявити динаміку змін та структурні особливості активів і пасивів. Для підвищення ефективності аналітичного використання балансу, науковці рекомендують деталізувати його окремі статті, зокрема виробничі запаси, дебіторську заборгованість за видами тощо. Це дозволяє отримати більш точну інформацію для оцінки платоспроможності та прогнозування фінансового стану підприємства [10].

1.1.3 Звіт про фінансові результати

Звіт про фінансові результати містить ключову інформацію щодо доходів, витрат і прибутковості підприємства. Доходи або виручка являють собою суму грошових коштів, які підприємство отримує від продажу товарів, надання послуг чи виконання інших видів основної діяльності. Ці доходи можуть бути поділені на операційні, що виникають у межах основної діяльності, наприклад, реалізація продукції, та інші доходи, отримані в результаті неосновної діяльності, такі як надходження від реалізації активів або нарахування процентів [5].

Витрати – це суми коштів, які підприємство витрачає на господарську діяльність, виробництво та обслуговування. Вони поділяються на операційні витрати, пов'язані з основною діяльністю (зокрема, собівартість, заробітна плата, витрати на оренду, матеріали, енергоносії), і на інші витрати, які не стосуються безпосередньо основної діяльності, як-от витрати на відсотки за позиками чи амортизація.

Показник прибутку або збитку до оподаткування дозволяє визначити фінансовий результат після вирахування витрат з доходів, але ще до сплати податків та інших зобов'язань. Це дає змогу оцінити ефективність господарської діяльності. Податки на прибуток відображають суму, яку підприємство зобов'язане перерахувати до бюджету згідно з чинним законодавством. Після врахування всіх витрат і податкових платежів формується чистий прибуток або чистий збиток, що є остаточним результатом діяльності підприємства. Цей показник демонструє фінансову стабільність та здатність компанії генерувати дохід для власників і акціонерів [11].

Звіт про фінансові результати виконує кілька важливих функцій. Він дозволяє оцінити рентабельність підприємства, тобто виявити, наскільки прибуткова його діяльність та скільки прибутку припадає на одиницю витрат чи доходів. Також звіт є інструментом для аналізу ефективності управлінських рішень – можна побачити, наскільки раціонально використовуються ресурси, формуються доходи та

контролюються витрати. Додатково, звіт використовується для прогнозування майбутніх результатів, аналізуючи зміни доходів і витрат у динаміці. Він також дає можливість відокремити результати основної діяльності (операційний прибуток) від інших джерел доходів і витрат, що особливо важливо для оцінки стабільності підприємства.

До ключових показників, які можна вивести з цього звіту, належить операційний прибуток (ЕВІТ) – індикатор, що відображає прибуток без урахування податків і процентів, тобто реальну ефективність основної діяльності. Чистий прибуток – це найсуттєвіший фінансовий результат, який демонструє кінцеву прибутковість після всіх розрахунків. Рентабельність – це співвідношення чистого прибутку до доходів або витрат, яке дозволяє визначити прибутковість бізнесу в цілому. Окремо виділяється рентабельність продажів – відношення чистого прибутку до доходів від реалізації, що свідчить про те, скільки підприємство заробляє з кожної гривні, отриманої від основної діяльності.

Звіт про фінансові результати є основним інструментом для оцінки ефективності діяльності підприємства і забезпечує важливу інформацію для прийняття рішень щодо управління фінансами, інвестиціями та операціями.

1.1.4 Звіт про рух грошових коштів

Звіт про рух грошових коштів поділяється на три основні розділи, кожен з яких відображає окремі аспекти фінансової діяльності підприємства. Операційний грошовий потік фокусується на надходженнях і витратах коштів у межах основної діяльності. Сюди входять грошові надходження від продажу товарів і надання послуг, оплати від клієнтів, а також повернення податків. До витрат належать закупівля сировини, оплата праці, оренда, податки та інші повсякденні витрати. Цей показник є ключовим у розумінні здатності компанії генерувати достатньо коштів

для підтримки операцій. Якщо операційний потік позитивний, це свідчить про ефективну господарську діяльність підприємства.

Інвестиційний грошовий потік відображає рух коштів, пов'язаний з придбанням або продажем довгострокових активів. Надходження можуть надходити від реалізації необоротних активів, отримання дивідендів або відсотків за фінансовими інвестиціями. Витрати ж пов'язані з купівлею основних засобів, нематеріальних активів і довгострокових інвестицій. Цей потік важливий для аналізу інфраструктурного розвитку компанії, її оновлення та інвестування в майбутнє.

Фінансовий грошовий потік охоплює зміни у фінансуванні підприємства. До надходжень належать кошти, отримані внаслідок емісії акцій, залучення позик, інвестицій від власників чи сторонніх осіб. Серед виплат – повернення основної суми позик або облігацій, сплата відсотків за кредитами, а також виплата дивідендів акціонерам. Такий потік демонструє, як компанія залучає фінансові ресурси та як розпоряджається залученими коштами [7].

Звіт про рух грошових коштів має критичне значення для оцінки ліквідності та платоспроможності. Він дозволяє побачити, наскільки підприємство може генерувати грошові ресурси для виконання своїх зобов'язань. Позитивне сальдо операційного потоку свідчить про спроможність компанії здійснювати вчасні виплати. Звіт також слугує інструментом аналізу фінансової стійкості: він дає змогу виявити можливі загрози, особливо коли основне фінансування відбувається за рахунок кредитів, а операційна діяльність не дає відповідного прибутку.

Крім того, звіт використовується для прогнозування фінансових результатів. Аналізуючи грошові потоки, можна оцінити потенційні надходження та витрати у майбутньому, що важливо для планування інвестицій та управління ресурсами. Інвестиційна частина звіту демонструє ступінь активності підприємства у модернізації, розширенні та стратегічному зростанні. Однією з особливостей звіту є його здатність точно відображати фінансовий стан у короткостроковій перспективі, оскільки він базується на реальних грошових надходженнях і виплатах, а не на бухгалтерських нарахуваннях.

Таким чином, звіт про рух грошових коштів є незамінним джерелом інформації для власників, інвесторів, кредиторів та аналітиків, оскільки він дозволяє реально оцінити фінансову спроможність, стабільність та ефективність діяльності підприємства.

1.1.5 Методи аналізу фінансової звітності підприємства

Методи аналізу фінансової звітності допомагають оцінити фінансовий стан підприємства.

Горизонтальний аналіз – порівняння показників за кілька періодів для виявлення тенденцій і аномалій.

Вертикальний аналіз – оцінка частки кожної статті звітності у загальній сумі, що дозволяє виявити диспропорції у структурі активів і витрат.

Трендовий аналіз – аналіз динаміки показників у часі, використовується для прогнозування та виявлення закономірностей.

Порівняльний аналіз – співставлення фінансових показників із підприємствами тієї ж галузі для оцінки конкурентоспроможності.

Факторний аналіз – дослідження впливу окремих чинників на загальні фінансові результати.

Додатково використовуються коефіцієнтний (ліквідність, рентабельність тощо) і кореляційний аналіз для виявлення зв'язків між показниками. Важливо враховувати інфляцію – для коректного аналізу слід застосовувати інфляційні індекси або перерахунок у стабільну валюту [12].

1.1.6 Фінансово-економічні коефіцієнти підприємства

Фінансово-економічні коефіцієнти є важливими показниками, які використовуються для оцінки ефективності діяльності підприємства, його фінансового стану та стабільності. Вони дозволяють аналізувати, як підприємство управляє своїми ресурсами, наскільки ефективно генерує прибуток та контролює витрати, а також допомагають виявити потенційні фінансові проблеми. Коефіцієнти можна поділити на кілька груп залежно від того, які аспекти діяльності вони аналізують.

Коефіцієнти ліквідності оцінюють здатність підприємства виконувати свої короткострокові зобов'язання за рахунок наявних активів. Вони є важливими для визначення платоспроможності підприємства і його здатності уникати дефолту.

Коефіцієнт поточної ліквідності: показує, наскільки підприємство може покрити свої короткострокові зобов'язання поточними активами. Розраховується як відношення оборотних активів до поточних зобов'язань:

$$\text{Коефіцієнт поточної ліквідності} = \frac{\text{Оборотні активи}}{\text{Поточні зобов'язання}}.$$

Нормативне значення – від 2 до 3. Значення менше 2 може свідчити про проблему ліквідності [13].

Коефіцієнт швидкої ліквідності (критичної ліквідності): відображає здатність підприємства погасити короткострокові зобов'язання без урахування запасів, які можуть бути важко реалізовані в короткостроковій перспективі. Розраховується як:

$$\text{Коефіцієнт швидкої ліквідності} = \frac{\text{Оборотні активи} - \text{Запаси}}{\text{Поточні зобов'язання}}.$$

Нормативне значення – не менше 0.5 [14].

Коефіцієнт абсолютної ліквідності: показує, яка частина короткострокових зобов'язань покривається найліквіднішими активами, такими як готівка та еквіваленти готівки:

$$\text{Коефіцієнт абсолютної ліквідності} = \frac{\text{Грошові кошти і їх еквіваленти}}{\text{Поточні зобов'язання}}.$$

Нормативне значення – 0.1-0.2, що означає покриття 10-20% зобов'язань найбільш ліквідними активами [15].

Робочий капітал: вимірює різницю між оборотними активами та поточними зобов'язаннями підприємства, що дозволяє оцінити, чи є у компанії достатньо ресурсів для покриття своїх короткострокових потреб:

$$\text{Робочий капітал} = \frac{\text{Оборотні активи} - \text{Поточні зобов'язання}}{\text{Оборотні активи}}.$$

Нормативне значення – більше 0.

Коефіцієнти рентабельності оцінюють ефективність підприємства в генеруванні прибутку на різні параметри.

Рентабельність операційної діяльності (ROS): показує, який відсоток від доходу є прибутком після операційних витрат:

$$ROS = \frac{\text{Операційний прибуток}}{\text{Доходи}} * 100.$$

Нормативне значення – більше 5-10% [16].

Рентабельність активів (ROA): показує, скільки прибутку підприємство отримує на кожну одиницю активів:

$$ROA = \frac{\text{Чистий прибуток}}{\text{Середні активи}} * 100.$$

Нормативне значення – більше 5% [16].

Рентабельність власного капіталу (ROE): відображає, скільки чистого прибутку генерується на кожную гривню власного капіталу:

$$ROE = \frac{\text{Чистий прибуток}}{\text{Середній власний капітал}} * 100.$$

Нормативне значення – більше 10% [16].

Валова рентабельність: відображає частину доходу, що залишається після покриття собівартості товарів чи послуг:

$$\text{Валова рентабельність} = \frac{\text{Валовий прибуток}}{\text{Доходи}} * 100.$$

Нормативне значення залежить від галузі.

Коефіцієнти ефективності дозволяють оцінити, наскільки ефективно підприємство використовує свої активи та ресурси.

Оборотність активів (Total Asset Turnover): показує, скільки доходу генерується на кожную одиницю активів:

$$\text{Оборотність активів} = \frac{\text{Доходи}}{\text{Середні активи}}.$$

Нормативне значення залежить від галузі, але чим вище, тим ефективніше використовується активи [17].

Оборотність дебіторської заборгованості (Receivables Turnover): показує, скільки разів за період компанія отримує свої гроші від дебіторів:

$$\text{Оборотність дебіт. заборгованості} = \frac{\text{Доходи}}{\text{Середня дебіторська заборгованість}}.$$

Нормативне значення залежить від галузі. Вищий показник означає кращу ефективність у зборі дебіторської заборгованості [18].

Тривалість обороту дебіторської заборгованості (Days Sales Outstanding, DSO): показує, скільки днів в середньому підприємство чекає на оплату від своїх клієнтів:

$$DSO = \frac{365}{\text{Оборотність дебіторської заборгованості}}.$$

Нормативне значення – менше 30-40 днів для більшості підприємств [19].

Оборотність запасів (Inventory Turnover): показує, скільки разів за період компанія продає або використовує свої запаси:

$$\text{Оборотність запасів} = \frac{\text{Собівартість реалізованої продукції}}{\text{Середній запас}}.$$

Нормативне значення залежить від галузі. Вищий коефіцієнт свідчить про ефективне використання запасів [20].

Період одного обороту запасів (Days Inventory Outstanding, DIO): показує, скільки днів в середньому підприємство утримує запаси на складі:

$$DIO = \frac{365}{\text{Оборотність запасів}}.$$

Нормативне значення залежить від типу підприємства і галузі [21].

Коефіцієнти левериджу оцінюють, яку частину активів підприємство фінансує за рахунок позикових коштів.

Коефіцієнт боргу до активів (Debt to Asset): відображає частку активів, фінансованих за рахунок позикових коштів:

$$Debt\ to\ Asset = \frac{\text{Загальний борг}}{\text{Загальні активи}}$$

Нормативне значення – менше 0.6. Вищий коефіцієнт свідчить про більш високий ризик [22].

Коефіцієнт фінансового левериджу (Debt to Equity): оцінює співвідношення між позиковими коштами і власним капіталом підприємства:

$$Debt\ to\ Equity = \frac{\text{Загальний борг}}{\text{Власний капітал}}$$

Нормативне значення – менше 1.

Коефіцієнт фінансової незалежності (Equity Ratio): показує частку активів, фінансованих за рахунок власного капіталу:

$$Equity\ Ratio = \frac{\text{Власний капітал}}{\text{Загальні активи}}, \quad (1.1)$$

Нормативне значення – більше 0.4, що вказує на фінансову незалежність компанії [23].

Фінансово-економічні коефіцієнти дозволяють провести комплексний аналіз підприємства, оцінити його здатність виконувати зобов'язання, генерувати прибуток та ефективно використовувати ресурси. Ретельне використання цих коефіцієнтів допомагає виявити слабкі місця та можливості для покращення фінансового стану компанії.

1.1.7 Аналіз фінансової стійкості

Фінансова стійкість підприємства є однією з ключових характеристик його стабільності та здатності функціонувати в умовах внутрішніх та зовнішніх ризиків. Вона визначає спроможність підприємства покривати свої зобов'язання за рахунок власних джерел фінансування без критичної залежності від зовнішнього капіталу.

Фінансова стійкість базується на оптимальному співвідношенні між власними і позиковими коштами, а також на наявності достатнього рівня резервів. Висока фінансова стійкість свідчить про незалежність підприємства від зовнішніх джерел фінансування, низький ризик банкрутства та кращу репутацію серед інвесторів і кредиторів.

Основні фактори, що впливають на фінансову стійкість:

- рівень власного капіталу та його частка у загальній структурі джерел фінансування;
- обсяг довгострокових та короткострокових зобов'язань;
- наявність резервів та маневреного капіталу;
- здатність підприємства генерувати стабільний прибуток.

До основних показників що застосовують для аналізу фінансової стійкості належать: коефіцієнт фінансової незалежності (1.1), коефіцієнт фінансової залежності (обернений до фінансової незалежності), коефіцієнт фінансового левериджу, коефіцієнт маневреності власного капіталу, коефіцієнт покриття запасів, коефіцієнт покриття відсотків.

В табл 1.1 наведені типи фінансової стійкості з характерними для них стратегіями покриття запасів.

Таблиця 1.1 – Типи фінансової стійкості

Тип фінансової стійкості	Характеристика
Абсолютна	Усі запаси покриваються власними коштами
Нормальна	Запаси покриваються власними коштами та довгостроковими зобов'язаннями
Нестійка	Запаси частково покриваються короткостроковими зобов'язаннями
Кризова	Власних коштів недостатньо для покриття запасів, і поточні зобов'язання перевищують їх

Абсолютна фінансова стійкість є найвищим рівнем платоспроможності підприємства, при якому всі його запаси повністю покриваються за рахунок власного капіталу. У такій ситуації компанія не залежить від зовнішніх джерел фінансування, що свідчить про надзвичайно високу фінансову незалежність. Водночас, повна відмова від залучення позикових коштів може свідчити про неефективне використання фінансового потенціалу підприємства.

Нормальна фінансова стійкість передбачає, що покриття запасів здійснюється як за рахунок власного капіталу, так і довгострокових позикових коштів. Це є оптимальним варіантом, оскільки дозволяє ефективно використовувати залучене фінансування для розвитку, зберігаючи водночас належний рівень стабільності. Такий тип фінансової стійкості вважається найбільш бажаним для підприємств, які прагнуть до зростання, не втрачаючи контролю над борговими зобов'язаннями.

Нестійка фінансова ситуація виникає тоді, коли підприємство змушене залучати короткострокові кредити для покриття запасів. Це є тривожним сигналом, адже залежність від короткотермінових зобов'язань підвищує ризик дефіциту обігових коштів і може призвести до касових розривів. Такий стан може бути припустимим лише за умов ефективного управління оборотним капіталом та високої оборотності запасів.

Кризова фінансова стійкість характеризується тим, що навіть короткострокові зобов'язання не забезпечують покриття запасів. У такій ситуації підприємство перебуває на межі платоспроможності, що створює високий ризик неплатежів,

банкрутства або фінансової санації. Це є найгірший сценарій, який вимагає негайного втручання для відновлення фінансової рівноваги.

Варто зазначити, що в умовах воєнного стану підходи до аналізу фінансової стійкості зазнають певної трансформації. У зв'язку з нестабільністю середовища, вимушеною міграцією підприємств, втратою майна та зміною моделей фінансування, підприємства орієнтуються не лише на класичні нормативи, але й на виживання та збереження платоспроможності за рахунок внутрішніх резервів. Зокрема, спостерігається підвищення нормативних вимог до показників ліквідності (наприклад, коефіцієнт абсолютної ліквідності $> 0,7$) і платоспроможності ($> 0,8$), а також допускається зниження рентабельності до рівня беззбитковості, якщо зберігається операційна діяльність і трудовий персонал.

У таких умовах підприємства змушені переходити на моделі самофінансування, відмовляючись від позикового капіталу, а також створювати «фінансові подушки безпеки» для оперативного реагування на ризики та втрати активів. Аналіз фінансової стійкості в цьому контексті передбачає також оцінку здатності до адаптації, кооперації та збереження життєздатності бізнесу навіть у кризових ситуаціях [24].

1.1.8 Аналіз кредиторської та дебіторської заборгованості

Аналіз дебіторської та кредиторської заборгованості є ключовим для оцінки фінансової стабільності підприємства. Дебіторська заборгованість – це кошти, які мають бути отримані від контрагентів, кредиторська – зобов'язання перед постачальниками, працівниками та іншими кредиторами.

Надмірна дебіторська заборгованість знижує ліквідність і свідчить про слабкий контроль за поверненням боргів, тоді як надто низька може вказувати на обмеження в політиці збуту. Кредиторська заборгованість дозволяє залучати кошти без сплати відсотків, але її надлишок знижує фінансову стійкість.

Шарапа О. [25] зазначає, що управління кредиторською заборгованістю є складним завданням, особливо в умовах кризи неплатежів. Доцільно виділяти допустиму та прострочену заборгованість, вести реєстр рахунків до сплати, контролювати терміни та уникати штрафів.

Для оцінки використовуються показники оборотності, тривалості погашення, а також співвідношення дебіторської і кредиторської заборгованості. Оптимальне значення останнього – близьке до одиниці. Також слід аналізувати частку заборгованостей у структурі активів та зобов'язань, особливо сумнівної дебіторської заборгованості.

Застосовуються горизонтальний, вертикальний та трендовий аналіз для виявлення динаміки, структури та тенденцій в управлінні боргами.

1.1.9 Аналіз фінансових результатів підприємства

Аналіз фінансових результатів дозволяє оцінити ефективність, рентабельність і результативність діяльності підприємства. Основним джерелом є звіт про фінансові результати, доповнений балансом та управлінською звітністю.

Фінансовий результат – це різниця між доходами та витратами за звітний період. Прибуток є головним критерієм ефективності, його джерелами виступають операційна, інвестиційна та фінансова діяльність. Найважливішими є операційні доходи.

Аналіз витрат (операційних, фінансових, податкових) дозволяє виявити резерви скорочення витрат. Операційний прибуток демонструє результат основної діяльності, а чистий прибуток – остаточний результат після зобов'язань.

Серед ключових показників:

- ROS (частка чистого прибутку у виручці);
- ROA (ефективність використання активів);

- ROE (прибутковість власного капіталу).

Згідно з [26] показники рентабельності класифікуються на:

- витратні (рентабельність витрат, собівартості);
- ресурсні (рентабельність капіталу, активів);
- дохідні (операційна й чиста рентабельність).

Також аналізується точка беззбитковості – мінімальний обсяг реалізації для досягнення нульового прибутку.

Застосовуються горизонтальний, вертикальний, трендовий та факторний аналіз. Останній враховує кількісні, структурні й якісні чинники впливу [26].

Важливою частиною є прогнозування – з використанням історичних даних та аналітичних систем для формування сценаріїв і адаптації стратегії.

1.2 Що таке інформаційно-аналітична система

Інформаційно-аналітична система (ІАС) – це комплекс програмних, апаратних та організаційних засобів, що забезпечують автоматизацію збору, обробки, аналізу і візуалізації інформації для підтримки процесів прийняття рішень в організаціях різних форм власності. ІАС призначені для обробки великих обсягів даних та їх перетворення в корисну інформацію, що дозволяє приймати стратегічні та оперативні рішення на основі точних аналітичних даних.

Основні функції ІАС включають:

- збір і інтеграція даних;
- обробка даних;
- аналіз і моделювання;
- візуалізація даних;
- прогнозування.

У статті [28] наголошується, що сучасні умови діяльності підприємств вимагають підвищення якості управлінських рішень шляхом формування своєчасної, структурованої та релевантної інформації. Інформаційно–аналітичне забезпечення має ґрунтуватися на принципах системності, своєчасності, структурованості, інтеграційної обробки, методичної єдності та гнучкості. ІАС повинні забезпечувати не лише обробку наявної інформації, а й її аналітичне переосмислення, сприяючи генерації нових знань і сценаріїв рішень [28].

1.2.1 Види інформаційно-аналітичних систем

Сучасні ІАС інтегрують в собі широкий спектр функцій – від обліку і планування до прогнозування та аналітики. Вони об'єднують у єдиному інформаційному просторі ключові бізнес-процеси підприємства, забезпечуючи безперервний обмін інформацією між структурними підрозділами. У сфері фінансового аналізу ІАС дозволяють автоматизувати розрахунок фінансових коефіцієнтів, формування звітності, контроль дебіторської та кредиторської заборгованості, моделювання ризиків та прогнозування банкрутства.

До основних типів інформаційно-аналітичних систем, які застосовуються у бізнесі, належать:

ERP-системи (Enterprise Resource Planning) – забезпечують управління всіма ресурсами підприємства, включаючи фінанси, виробництво, персонал, логістику та закупівлі. ERP дозволяють централізовано планувати та координувати діяльність у межах компанії;

ВІ-системи (Business Intelligence) – надають інструменти для аналітики та візуалізації даних. Вони включають інформаційні панелі, графіки, діаграми, а також підтримують алгоритми прогнозування та виявлення закономірностей, часто з використанням методів штучного інтелекту.

Ключовими перевагами використання ІАС у бізнесі є:

- автоматизація обробки великих обсягів даних зменшує ручну працю, мінімізує помилки та пришвидшує аналітичні процеси;
- підвищення точності рішень завдяки глибокій аналітиці та можливості побудови сценаріїв розвитку;
- інтеграція з іншими системами такими як CRM, SCM, HRM, що дозволяє створити єдину цифрову екосистему компанії;
- масштабованість і адаптивність, ІАС можуть бути налаштовані під потреби конкретного підприємства, з урахуванням галузевої специфіки, розміру компанії та стратегічних цілей.

Завдяки використанню хмарних технологій, ІАС стають доступними для компаній будь-якого масштабу без значних інвестицій у інфраструктуру. Багато систем підтримують розширення функціоналу через API та модулі, що дозволяє інтегрувати їх у вже існуюче середовище підприємства.

1.2.2 ERP системи (системи планування і управління ресурсами підприємства)

ERP (Enterprise Resource Planning) – це комплексні програмні рішення для централізованого управління всіма ресурсами підприємства. Вони об'єднують фінанси, кадри, виробництво, логістику, маркетинг та документообіг в єдину інформаційну систему, що забезпечує актуальність даних, мінімізує дублювання інформації та сприяє ефективному прийняттю рішень.

Основні модулі ERP-систем охоплюють всі ключові сфери діяльності підприємства. До них належать фінансовий модуль (FRM), який відповідає за ведення обліку, бюджетування та складання звітності; модуль управління персоналом (HRM), що забезпечує облік кадрів, нарахування заробітної плати та організацію навчання; виробничий модуль (MRP), який дозволяє планувати

виробничі потужності та керувати замовленнями; логістичний модуль (SCM), призначений для управління поставками, запасами й транспортом; модуль взаємодії з клієнтами (CRM), який охоплює роботу з клієнтською базою, маркетингову діяльність і продажі; а також модуль документообігу (ECM), що відповідає за зберігання, контроль і обіг документів у межах компанії.

Системи можуть бути універсальними (SAP, Oracle, Microsoft Dynamics) або локальними (наприклад, "BAS ERP").

Переваги ERP-систем:

- підвищення прозорості управління;
- оптимізація витрат;
- швидка звітність;
- інтеграція з ІАС, ВІ, банками;
- підтримка стратегічного планування;
- зменшення ручних операцій і підвищення гнучкості [29].

ERP-системи – фундамент цифрової трансформації підприємств у динамічному ринковому середовищі.

1.2.3 Business Intelligence (BI, інтелектуальний аналіз даних, бізнес аналітика)

Business Intelligence (BI) – це інформаційно-аналітичні системи для збору, обробки, аналізу та візуалізації даних з метою підтримки управлінських рішень. Вони перетворюють складну інформацію у зручні дашборди, графіки, діаграми й звіти.

На відміну від ERP, які зосереджені на управлінні процесами, ВІ-системи інтегруються з різними джерелами (бази даних, Excel, ERP, CRM, хмари) і створюють аналітичну надбудову, яка узагальнює дані в реальному часі.

Ключовий етап – підготовка даних (очищення, нормалізація, фільтрація), після чого розраховуються фінансові коефіцієнти, KPI, тренди, прогнози. Візуалізація дозволяє швидко реагувати на зміни.

ВІ застосовуються для оцінки рентабельності, виявлення аномалій, аналізу витрат, продажів, клієнтів і маркетингу. Вони підвищують якість рішень та знижують ризики.

Сучасні ВІ-рішення (Power BI, Zoho Analytics, Qlik, Tableau) підтримують машинне навчання, побудову прогнозів, автоматичний аналіз та інтерфейси зі штучним інтелектом (наприклад, голосові запити й декомпозиційні дерева у Power BI).

1.2.4 Опис програмного продукту PowerBI

Power BI – це програмне забезпечення Microsoft для об'єднання, обробки, аналізу та візуалізації даних з численних джерел. Воно дає змогу створювати інтерактивні звіти й дашборди для прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

Серед переваг – гнучкість візуалізації (графіки, діаграми, таблиці, карти) та інтерактивність: користувачі можуть фільтрувати дані в реальному часі. Через хмарний сервіс Power BI Service можна ділитися звітами та працювати спільно.

Інструменти на базі штучного інтелекту:

- Smart Narrative (автоматичні текстові пояснення до графіків);
- Q&A (запити природною мовою);
- Key Influencers (виявлення ключових факторів впливу);
- Decomposition Tree (розклад показників на складові);
- Anomaly Detection (виявлення аномалій у часових рядах);
- Forecasting (прогнозування на основі історії);

- Copilot (генеративний ШІ для створення візуалізацій, формул та звітів за текстовими запитам).

Ці можливості роблять аналітику доступною навіть для користувачів без технічних навичок [30].

1.2.5 Опис програмного продукту Zoho Analytics

Zoho Analytics – це хмарна платформа бізнес – аналітики від Zoho Corporation, яка дозволяє імпортувати дані з різних джерел, створювати інтерактивні звіти та дашборди, а також автоматизувати аналіз за допомогою штучного інтелекту. Інтерфейс платформи зручний як для аналітиків, так і для бізнес-користувачів.

Інструменти ШІ в Zoho Analytics:

- Zia Insights (автоматичне виявлення трендів, факторів зростання/спаду, причинних зв'язків);
- Zia Ask (пошук відповідей на запити природною мовою з виводом графіків і текстових пояснень);
- Zia Forecasting (автоматичне прогнозування фінансових та маркетингових показників);
- Zia Anomaly Detection (виявлення аномалій і потенційних ризиків);
- AI-звіти (автоматичне текстове пояснення візуалізацій для спрощення інтерпретації).

Ці функції дозволяють не лише виконувати класичний аналіз, а й глибше діагностувати бізнес-процеси з використанням ШІ [31].

Платформа інтегрується з понад 500 сервісами (ERP, CRM, маркетинг, БД), що забезпечує єдиний простір для аналізу всієї діяльності підприємства, незалежно від масштабу [32].

1.2.6 Опис програмного продукту Qlik Sense

Qlik Sense – це платформа для візуальної аналітики, що поєднує самостійний аналіз даних із технологіями штучного інтелекту. Вона побудована на асоціативному движку Qlik Engine, який дозволяє вільно досліджувати взаємозв'язки між показниками без фіксованих запитів.

Центральний інструмент – Insight Advisor, який аналізує дії користувача, пропонує візуалізації, ключові показники, виявляє тренди й аномалії. Це робить аналітику доступною навіть для користувачів без досвіду.

Платформа також надає підтримку функціоналу прогнозування та аналізу сценаріїв типу «що-якщо», дозволяє класифікувати дані за допомогою вбудованих алгоритмів машинного навчання, здійснює обробку запитів, сформульованих звичайною мовою, через механізм Natural Language Interaction. Крім того, вона включає можливості AutoML для автоматичного створення моделей без необхідності програмування, а також реалізує концепцію Explainable AI (XAI), що забезпечує прозорість прийняття рішень шляхом надання пояснень до роботи моделей.

Qlik Sense поєднує потужну аналітику та зручність використання, що робить її ефективним інструментом підтримки рішень.

1.3 Актуальність обраної теми

У сучасних умовах ведення бізнесу підприємства стикаються з високою динамікою економічного середовища, зростаючою конкуренцією та підвищеними вимогами до ефективності управління фінансами. В цих умовах надзвичайно важливою є об'єктивна та своєчасна оцінка фінансово-економічного стану підприємства, що дозволяє вчасно виявляти проблеми, оцінювати ризики та приймати обґрунтовані управлінські рішення.

Традиційні методи фінансового аналізу, що базуються на ручних розрахунках та статичних показниках, вже не відповідають сучасним вимогам до швидкості, точності та обсягу оброблюваних даних. У зв'язку з цим актуальності набуває використання інформаційно-аналітичних систем, які автоматизують процес збору, обробки та аналізу фінансової звітності. Такі системи дають змогу не лише оперативно отримувати ключові фінансові показники, а й застосовувати сучасні інструменти штучного інтелекту, зокрема нейромережі, для прогнозування фінансового стану та ймовірності банкрутства підприємств.

Актуальність теми також зумовлена можливістю використання великих масивів історичних даних, що стали доступними завдяки цифровізації звітності підприємств. На їх основі можна будувати більш точні моделі оцінки ризиків і прогнозів. Розробка програмного продукту, який поєднує класичні методи аналізу з інструментами машинного навчання, має значну практичну цінність для фінансових аналітиків, керівників підприємств, інвесторів та кредиторів.

Окрім технічних і методичних аспектів, актуальність дослідження посилюється загальнонаціональним контекстом – війна створила безпрецедентні виклики для українського бізнесу. Згідно з дослідженням, проведеним Київським національним економічним університетом, понад дві третини підприємств зазнали втрат або опинилися у критичному стані. Майже третина підприємців розглядає можливість релокації, тоді як 80% вказують на необхідність додаткової підтримки. Серед головних ризиків 76% респондентів назвали фінансові труднощі, що лише

підкреслює необхідність впровадження систем оперативного аналізу та антикризового планування.

Таким чином, тема розробки інформаційно-аналітичної системи оцінки фінансово-економічного стану підприємства є надзвичайно актуальною, оскільки поєднує наукову новизну, практичну значущість та відповідає сучасним викликам цифрової економіки і реаліям воєнного часу [27].

1.4 Постановка задачі

У сучасних умовах нестабільності економіки та високої конкуренції на ринку виникає необхідність в оперативному й точному аналізі фінансово-економічного стану підприємств. Традиційні методи аналізу, які базуються на ручному розрахунку фінансових коефіцієнтів, є малоефективними для обробки великих обсягів даних та прийняття рішень у реальному часі. Тому актуальним є впровадження інформаційно-аналітичних систем (ІАС), що дозволяють автоматизувати процес оцінки фінансових показників та інтегрувати сучасні методи штучного інтелекту для підвищення точності прогнозів.

Метою даного дослідження є розробка інформаційно-аналітичної системи для оцінки фінансово-економічного стану підприємства, що поєднує класичні методи фінансового аналізу з нейромережевими моделями для прогнозування та виявлення потенційних ризиків, зокрема банкрутства.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні задачі:

- дослідити існуючі підходи до аналізу фінансового стану підприємств
- розробити структуру інформаційно-аналітичної системи та обрати відповідні технології для її реалізації;
- реалізувати обчислення ключових фінансових коефіцієнтів (ліквідності, рентабельності, ефективності, платоспроможності);

- навчити нейронні мережі (MLP, SOM, Autoencoder) на основі історичних даних;
- створити інтерфейс користувача, що дозволить завантажувати фінансову звітність, переглядати динаміку показників та отримувати прогнози ризику банкрутства;
- забезпечити можливість візуалізації аналітичних результатів.

Результатом дослідження має стати готовий програмний продукт, здатний здійснювати комплексний аналіз фінансової звітності підприємства з подальшим прогнозуванням його фінансової стійкості.

Висновки до розділу 1

У першому розділі було проведено всебічне дослідження предметної області, пов'язаної з оцінкою фінансово-економічного стану підприємства. Розглянуто основні види фінансової звітності, зокрема баланс, звіт про фінансові результати та звіт про рух грошових коштів. Ці документи є базовими джерелами даних для аналізу діяльності підприємства.

Проаналізовано фінансові коефіцієнти, які дозволяють оцінити ключові характеристики підприємства: його ліквідність, рентабельність, платоспроможність та ефективність використання ресурсів. Наведено методи горизонтального, вертикального, трендового, порівняльного та факторного аналізу, які дозволяють поглиблено оцінити фінансовий стан і виявити проблемні аспекти в діяльності підприємства.

Особливу увагу було приділено ролі інформаційно-аналітичних систем (ІАС) у процесі аналізу. Розглянуто їх призначення, функціональні можливості та приклади сучасних ІАС, таких як ERP-системи, системи класу BI (Business

Intelligence), BAS Бухгалтерія. Показано, що використання таких систем значно підвищує точність, швидкість та наочність фінансового аналізу.

Встановлено актуальність впровадження ІАС, які поєднують класичні методи аналізу з інструментами штучного інтелекту. Це дозволяє здійснювати не лише ретроспективну оцінку, а й прогнозування фінансового стану підприємств, що особливо важливо в умовах сучасної економіки.

РОЗДІЛ 2 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ПІДПРИЄМСТВА

2.1 Дослідження існуючих методів вирішення задачі

Задача оцінки фінансово-економічного стану підприємства виникає в багатьох сферах – від банківського аналізу до внутрішнього корпоративного планування. За останні десятиліття для її вирішення було розроблено велику кількість моделей, які відрізняються за ступенем складності, точністю прогнозів та підходами до аналізу.

Найпершими використовувались детерміновані моделі, які ґрунтуються на фіксованих формульних залежностях між фінансовими показниками. Прикладами таких моделей є відомі формули Альтмана, Тафлера, Спрінґейта, Терещенка, які дозволяють оцінити ймовірність банкрутства на основі кількох ключових коефіцієнтів (ліквідність, рентабельність, капіталізація тощо). Їх головною перевагою є простота використання та висока швидкість обчислення. Проте ці моделі менш адаптивні до складних або нестандартних ситуацій, оскільки не враховують взаємозв'язки між показниками та динаміку їх змін у часі.

Іншим напрямком стали стохастичні моделі, які враховують імовірнісну природу даних. До них належать регресійні моделі, логістична регресія, дискримінантний аналіз. Вони дозволяють точніше враховувати варіації у даних і будувати адаптивніші прогнози. Такі моделі вимагають великих масивів якісних історичних даних і застосовуються тоді, коли потрібно здійснювати прогноз із певним рівнем довіри.

З появою великих обсягів даних та обчислювальних ресурсів стали поширеними моделі аналізу часових рядів. Алгоритми ARIMA, SARIMA, Holt–Winters, Prophet використовуються для прогнозування фінансових показників на основі їх динаміки в часі. Вони дозволяють виявити тренди, сезонність та аномальні коливання, і є корисними для оцінки грошових потоків, доходів та витрат у майбутніх періодах.

Сучасний напрям досліджень зосереджений на моделях штучного інтелекту, зокрема нейромережах. Вони дають змогу моделювати складні, нелінійні взаємозв'язки між фінансовими коефіцієнтами, автоматично виявляти закономірності та класифікувати підприємства за рівнем фінансової стабільності. Найпопулярніші архітектури – багатошарові перцептрони (MLP), карти Кохонена (SOM), трансформери, автоенкодери. Вони можуть аналізувати як одномоментні, так і послідовні зміни у фінансовому стані.

Кожен із підходів має свої сильні та слабкі сторони. Найкращі результати досягаються при їх комбінуванні – наприклад, класична модель дає первинну оцінку, а нейромережа уточнює прогноз з урахуванням складних факторів та динаміки.

Окремо варто виділити інформаційно-аналітичні системи, які інтегрують різні методи аналізу, забезпечують візуалізацію даних, автоматизований розрахунок показників та побудову прогнозів. Вони використовують BI-платформи (Power BI, Qlik, Zoho Analytics) та бібліотеки на основі Python (TensorFlow, Pandas, Matplotlib), що дозволяє створювати гнучкі, масштабовані рішення.

2.2.1 Багатошаровий перцептрон (MLP)

Багатошаровий перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP) (рис. 2.1) є базовим типом штучної нейронної мережі, яка застосовується для розв'язання задач регресії та класифікації. На відміну від простого перцептрона, MLP має один або більше прихованих шарів, що дозволяє моделі опрацьовувати складні, нелінійні залежності між вхідними даними та виходом.

Штучний нейрон – елемент, що приймає на вході сигнал, виконує над ним певну операцію, пропускаючи через активаційну функцію та видає результат на вихід.

Синапс – ваговий коефіцієнт що з’єднує нейрони між собою, і по суті визначає на скільки сигнал 1 нейрона, важливіший за сигнал іншого.

MLP складається з трьох основних компонентів: вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів та вихідного шару. Кожен шар складається з нейронів, які пов’язані між собою зваженими зв’язками. На вході кожен нейрон отримує зважену суму сигналів з попереднього шару, додає зміщення (bias) та обробляє результат за допомогою нелінійної активаційної функції, такої як ReLU, tanh або sigmoid.

Вхідний шар приймає початкові дані та має розмірність рівну кількості ознак у даних, а приховані шари виконують обчислення та шукають приховані закономірності у даних. Кожен нейрон з прихованого шару отримує виходи усіх нейронів попереднього шару, помножені на ваговий коефіцієнт (синапс, що з’єднує 2 нейрони). Нейрон виконує обчислення по формулі:

$$y = f(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b),$$

де x_i – значення від нейрона попереднього шару;

w_i – вага синапсу;

b – зміщення;

f – активаційна функція.

Кількість прихованих нейронів та шарів визначається користувачем в залежності від типу та складності задачі. Замала кількість шарів та нейронів не зможе знайти усі закономірності між даними, в той час як зavelика перенавчиться і не буде видавати коректні результати.

Перенавчання моделі – результат навчання, при якому модель запам’ятала тренувальні дані разом з шумом, випадковостями та винятками, але погано працює на нових даних. Проявляється у занадто високій точності на тренувальних даних і відсутній або низькій на тестових.

Вихідний шар видає остаточний результат (прогноз або класифікацію). Кількість вихідних нейронів дорівнює кількості необхідних результатів. Так

наприклад при прогнозі ризику банкрутства можна мати 1 вихідний нейрон, який буде показувати вірогідність банкрутства по шкалі від 0 до 10, або 10 різних нейронів, кожен з яких буде показувати вірогідність банкрутства через 1, 2, 3 і тд. років.

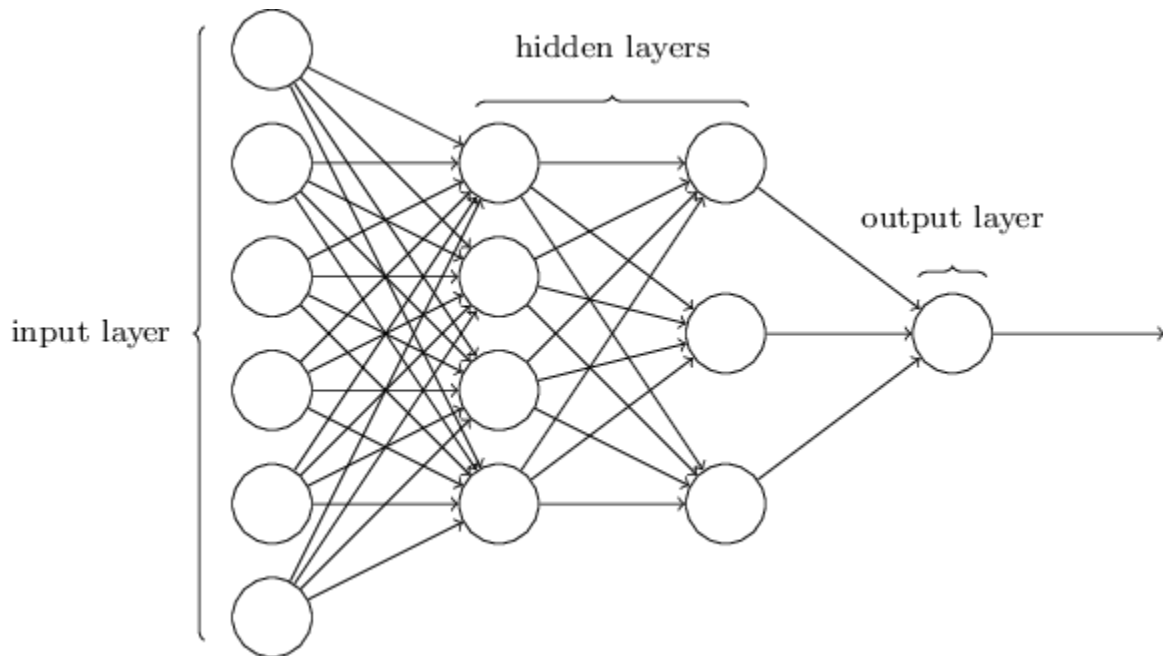


Рисунок 2.1 – Архітектура багатошарового перцептрона [34]

Початкові ваги моделі задаються випадковим чином, після чого модель починають вчити за допомогою циклу навчання, який можна розділити на 5 пунктів.

1. Пряме поширення (forward propagation) – вхідні дані пропускаються через модель і отримується прогноз.
2. Обчислення помилки – розраховується різниця між прогнозованим та очікуваним значенням за допомогою попередньо обраної функції втрат.
3. Зворотне поширення помилки (backpropagation) – обчислюється похідна функції втрат по кожній вазі, щоб зрозуміти як зміна ваги вплине на помилку.

4. Оновлення (оптимізація) ваг – вага синапсів оновлюється за допомогою попередньо обраного алгоритму оптимізації.
5. Повторення циклу – 1 прохід по циклу – це 1 епоха навчання. З кожною епохою модель повинна видавати все кращі та кращі результати.

Перевагою MLP є здатність навчатися на складних багатовимірних даних без потреби у формальному моделюванні функціональних залежностей. Це робить її ефективним інструментом у фінансовому аналізі, де показники підприємства (ліквідність, рентабельність, оборотність активів, платоспроможність тощо) можуть мати складні взаємозв'язки, які важко виявити традиційними методами.

Ключовою умовою ефективного застосування MLP є підготовка якісного навчального набору та оптимізація гіперпараметрів, таких як кількість шарів, нейронів, швидкість навчання, розмір пакета (batch size), кількість епох.

Додатково варто відзначити, що MLP є одним із найефективніших інструментів у фінансовому менеджменті, особливо при вирішенні задач прогнозування, класифікації та оцінки кредитоспроможності. У дослідженні [35] наводяться конкретні приклади використання MLP у задачах:

- класифікації підприємств як «стабільних» або «банкрутів»;
- прогнозування платоспроможності;
- оцінки кредитного ризику;
- оцінки індексів фондового ринку;
- прогнозування валютного курсу, грошових потоків, податків тощо.

Для навчання мережі рекомендується забезпечити достатній обсяг навчальних прикладів. При нестачі даних застосовують методи статистичного моделювання або Монте-Карло для генерації додаткових записів [35].

Практика також показала, що перед використанням MLP бажано виконати попередню обробку вхідних даних: нормалізацію, зниження розмірності (наприклад, за допомогою автоенкодера), відбір найбільш релевантних ознак. Це

зменшує розмірність задачі, прискорює навчання та підвищує точність прогнозів [35].

Ще однією важливою особливістю MLP є його гнучкість щодо архітектури: кількість нейронів на кожному шарі може бути підібрана емпірично або за допомогою спеціалізованих алгоритмів (наприклад, AutoML). Рекомендованою є така пропорція: кількість нейронів у прихованому шарі повинна бути в 1,5-2 рази більшою за кількість ознак на вході [35].

Попри високу точність, слід враховувати, що MLP працює як «чорний ящик», і логіку прийняття рішень важко інтерпретувати. У деяких випадках доцільним є застосування методів вилучення знань із нейронної мережі для побудови логічно зрозумілих правил, що інтерпретують навчений MLP [35].

2.2.2 Карта самоорганізації Кохонена

Карта самоорганізації Кохонена (Self-Organizing Map, SOM) – це тип нейронної мережі без учителя, яка використовується для кластеризації та візуалізації багатовимірних даних. SOM дозволяє звести складні багатовимірні простори до двовимірного представлення, зберігаючи при цьому топологічні властивості даних. Це особливо корисно при вивченні фінансових показників підприємств, де кожен об'єкт має десятки ознак.

Карта самоорганізації працює на основі двовимірної сітки з нейронів. Кожен нейрон має вектор ваг такої ж розмірності, як і вхідні дані. Наприклад, якщо у вхідному векторі інформація про ліквідність, прибутковість, ефективність та платоспроможність, то і ваги кожного нейрона теж повинні мати по 4 значення.

Для кожного вхідного вектора знаходиться нейрон на карті, ваги якого найближчі до цього вектора за евклідовою або іншою відстанню (BMU – best matching unit). Після цього обраний нейрон і його сусіди на карті адаптують свої

ваги, щоб стати схожішими на вхідні дані. Цей процес повторюється багато разів, поступово покращуючи кластеризацію.

Формула оновлення ВМУ:

$$w_{ij} = w_{ij}(old) + alpha(t) * h_{ci}(t) * (x_i^k - w_{ij}(old)),$$

де w_{ij} – i -ий ваг j -го вектора;

$w_{ij}(old)$ – попереднє значення;

$alpha(t)$ – швидкість навчання на кроці t ;

$h_{ci}(t)$ – значення функції сусідства для нейрона i щодо ВМУ c ;

x_i^k – i -ий ваг k -го вхідного вектора.

Іншими словами, до попереднього значення вагів, додається різниця між вхідним значенням і попередній, помножена на певний коефіцієнт, який визначає, з якою швидкістю буде відбуватись адаптація. На початку навчання, альфа, зазвичай, обирають досить великими (0.1 – 0.5), щоб нейрони могли швидко адаптуватись під вхідні дані. І в кінці навчання альфа зменшується, щоб зробити оновлення ваг більш точним.

Зазвичай альфа зменшується за формулою:

$$a(t) = a_0 * \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right),$$

де a_0 – початкове значення швидкості навчання;

t – поточна ітерація;

τ – часова стала.

Функція сусідства $h_{ci}(t)$ необхідна щоб зберігалась топологія карти при оновленні карти. Для цієї мети зазвичай обирають гаусову функцію:

$$h_{ci}(t) = \exp\left(-\frac{\|r_c - r_i\|^2}{2\sigma(t)^2}\right),$$

де r_c – координати ВМУ;

r_i – координати нейрона i ;

$\sigma(t)$ – радіус сусідства (зменшується з часом).

Радіус сусідства $\sigma(t)$ на початку визначається як половину або максимум від розміру мапи. Далі, з часом, радіус починає зменшуватись по наступній формулі:

$$\sigma(t) = \sigma_0 * \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right),$$

де t – поточна ітерація;

λ – часова стала.

У задачах фінансового аналізу карта Кохонена може бути використана для:

- кластеризації підприємств за фінансовим станом (стабільні, нестабільні, кризові);
- виявлення аномальних або нестандартних підприємств, що відрізняються від основних груп;
- побудови ранжування компаній на основі подібності до еталонних кластерів;
- створення системи попередження ризику банкрутства шляхом аналізу близькості нового об'єкта до групи «неплатоспроможних».

Додатково, у практиці фінансового менеджменту SOM ефективно застосовуються для класифікації банків, інвестиційних портфелів, або групування підприємств за спільними характеристиками, такими як активи, капітал, прибутковість тощо. Зокрема, за допомогою мережі Кохонена було успішно реалізовано задачі сегментації ринку нерухомості, оцінки рейтингу банків та поділу корпорацій за рівнем платоспроможності.

Слід зазначити, що карта Кохонена дозволяє не лише зменшити розмірність вхідного простору, а й виявити приховані взаємозв'язки у фінансових даних, які не завжди очевидні при застосуванні класичних методів. Завдяки простоті

інтерпретації результатів у вигляді двовимірної мапи, SOM є зручним інструментом для візуального аналізу структури фінансових показників підприємств [35].

2.2.3 Автоенкодер

Автоенкодер (Autoencoder) – це спеціальний тип нейронної мережі, що навчається у безнаглядний спосіб і використовується для зменшення розмірності даних, виявлення прихованих структур, кодування інформації та виявлення аномалій. Основна мета автоенкодера – навчитися стискати (кодувати) вхідні дані до меншого розміру, а потім точно відновлювати їх із цього стислого представлення.

Структура автоенкодера складається з трьох основних частин: кодувальник, код та декодувальний.

1. Кодувальник (encoder) – приймає вхідні дані та стискає їх у вектор меншої розмірності (вектор ознак або латентний простір).
2. Код (latent space) – центральний шар із меншою кількістю нейронів, який зберігає стиснуте уявлення про вхідні дані.
3. Декодувальник (decoder) – намагається відновити початкові дані з вектора ознак.

Модель навчається таким чином, щоб мінімізувати різницю між вхідними та відновленими даними. Для цього використовується функція втрат (loss function), наприклад, середньоквадратична помилка (MSE).

У фінансовому аналізі автоенкодери застосовуються для:

- зниження розмірності фінансових коефіцієнтів з великого набору до кількох латентних змінних без суттєвої втрати інформації;
- виявлення аномалій у фінансовій звітності: якщо об'єкт сильно відрізняється від типових, автоенкодер погано його відновлює – це сигнал про потенційну помилку, шахрайство чи кризову ситуацію;

- попередньої обробки даних для подальшого кластерного аналізу або навчання інших моделей;
- вивчення прихованих залежностей між фінансовими показниками, які не видно безпосередньо;

Існують різні модифікації автоенкодерів, що підходять для специфічних задач.

1. Sparse autoencoder – має обмеження на активність нейронів у латентному просторі, що дозволяє виділяти лише найважливіші характеристики.
2. Denoising autoencoder – вчиться відновлювати початкові дані з зашумленої версії, що підвищує стійкість моделі до помилок у фінансових звітах.
3. Variational autoencoder (VAE) – дозволяє генерувати нові об'єкти подібні до навчальних, що може використовуватися для моделювання майбутніх сценаріїв.

2.3 Методи прогнозування банкрутства підприємства

Одним з найголовніших завдань оцінки фінансово-економічного стану підприємства є розрахунок ризику банкрутства. За останні 100 років було розроблено безліч методів та моделей, що з різною точністю можуть спрогнозувати банкрутство компанії, на основі правильно обраних критеріїв фінансового стану.

1. Експертні методи – суб'єктивні методи, що базуються на думці фахівців. Їх застосовують коли недостатньо даних для аналізу або необхідно врахувати специфіку підприємства. До експертних методів можна віднести: метод експертних оцінок, дельфі-метод, аналітичні таблиці з критеріями ризику.

2. Економічно-математичні методи – це методи, що базуються на побудові математичних моделей з використанням фінансових показників підприємства. До них відносяться дискримінантний, регресійний, коефіцієнтний аналіз, стохастичне моделювання.
3. Штучно-інтелектуальні системи – сучасний підхід до прогнозування фінансових ризиків. До них відносяться неронні мережі, дерева рішень, генетичні алгоритми, експертні системи. Штучні інтелекти дозволяють обробляти значно більші масиви даних та виявляти приховані закономірності.
4. Методи оцінки фінансового стану – аналіз ліквідності, фінансової стійкості, ділової активності, рентабельності та платоспроможності з метою оцінки ризику банкрутства. Є базовою основою для всіх інших методів.

В більшості випадків застосовується не 1 метод, а одразу декілька, для досягнення найкращого прогнозу. Наприклад спочатку оцінюється фінансовий стан підприємства, а потім прогнозується ризик банкрутства у майбутньому за допомогою ШІ або математичних моделей.

Популярним способом прогнозування банкрутства є застосування дискримінантних моделей, таких як модель Е. Альтмана для Західних країн, К. Беєрмана для Німеччини, Р. Ліса для Великобританії, А. Савицької та О. Терещенка для України. Із-за різного характеру підприємств, ринків та політичної ситуації в різних країнах, різні моделі підходять для різних країн. Моделі відрізняються коефіцієнтами та фінансовими показниками, які беруться до уваги [36].

До прикладу, розроблена для України модель О. Терещенка виглядає наступним чином:

$$Z = 1.5 * K1 + 0.008 * K2 + 10 * K3 + 5 * K4 + 0.3 * K5 + 0.1 * K6,$$

де $K1$ – відношення грошових надходжень до зобов'язань;

$K2$ – відношення валюти балансу до зобов'язань;

$K3$ – відношення чистого прибутку до середньорічної суми активів;

$K4$ – відношення прибутку до виручки;

$K5$ – відношення виробничих запасів до виручки;

$K6$ – відношення виручки до основного капіталу.

Якщо $Z > 2$, то підприємство вважається фінансово стабільним. якщо $1 < Z \leq 2$, то у підприємства фінансовий стан нестабільний, а якщо $Z < 1$, то підприємство вважається банкрутом [37]. Модель має точність прогнозування близько 67.6% [38].

2.3.1 Оцінка ризику банкрутства із застосуванням карт самоорганізації

Оцінка ризику банкрутства підприємства є однією з найбільш критичних задач у фінансовому аналізі. Використання нейромережевих підходів, таких як карти самоорганізації Кохонена (SOM) та автоенкодера, дозволяє значно підвищити точність виявлення підприємств із потенційними фінансовими проблемами, навіть у разі відсутності явно виражених ознак кризи.

Карта Кохонена дозволяє виконати кластеризацію підприємств за їх фінансовими характеристиками без потреби в навчальних мітках. Підприємства з подібними фінансовими профілями потрапляють у ті самі або сусідні кластери на карті. Якщо відомо, що певні кластери містять компанії, які збанкрутували в минулому, то нові підприємства, що потрапляють у ці ж кластери, можуть бути розцінені як такі, що мають підвищений ризик банкрутства. Таким чином, SOM можна використати як систему попередження ризику, що працює без прямого прогнозування, а через схожість з історичними кейсами.

Автоенкодери, своєю чергою, застосовуються для попереднього аналізу та стискання багатовимірної фінансової інформації у компактну форму, що зберігає найважливіші закономірності. Якщо після стискання та декодування дані значно відрізняються від оригіналу – це може свідчити про нетиповий (аномальний)

фінансовий профіль підприємства. У контексті ризику банкрутства це може означати нестандартну або нестабільну поведінку, що потребує додаткового аналізу.

Об'єднання SOM і автоенкодера дозволяє створити гібридну систему оцінки ризику.

1. На першому етапі автоенкодер стискає фінансові дані підприємств у компактний вектор ознак. Це дає змогу зменшити розмірність простору без втрати ключової інформації та позбавитися надмірності у вихідних показниках.
2. На другому етапі ці вектори передаються на вхід карти Кохонена, яка формує кластери компаній за схожістю. Результат візуалізується у вигляді двовимірної мапи.
3. На третьому етапі класи SOM інтерпретуються на основі історичних даних – зокрема, визначається, які з них відповідають підприємствам, що потрапили в стан банкрутства або втратили платоспроможність.
4. На завершальному етапі нові підприємства, що проходять через автоенкодер і SOM, автоматично класифікуються: якщо вони опиняються у «небезпечних» кластерах, система попереджає про підвищений ризик.

Переваги такого підходу полягають у тому, що він не вимагає ручного вибору ознак, оскільки автоенкодер автоматично формує оптимальну латентну структуру даних. Карта Кохонена (SOM) забезпечує наочне інтерпретування результатів у вигляді двовимірної мапи, що значно полегшує аналіз. Така система здатна виявляти як очевидні, так і приховані ризики, а можливість візуалізації результатів є особливо важливою для аудиторів та фінансових аналітиків при оцінці ситуацій з високим рівнем невизначеності.

2.4 Вибір фінансових показників та коефіцієнтів для оцінки фінансово-економічного стану підприємства

У задачах побудови моделей оцінки фінансового стану підприємства, особливо з використанням методів машинного навчання, вибір вхідних ознак (фінансових показників і коефіцієнтів) є критично важливим етапом. Саме від якості та релевантності обраних показників залежить ефективність і точність навченої моделі. Невірно підібрані або надмірні змінні можуть призвести до перенавчання, збільшення обчислювальної складності або погіршення здатності моделі до узагальнення.

Фінансово-економічна експертиза – найбільш традиційним методом є вибір показників на основі економічної логіки, фінансового змісту та досвіду експертів. У цьому випадку відбираються ті коефіцієнти, які теоретично найбільш чутливі до зміни фінансового стану – коефіцієнти ліквідності, рентабельності, фінансової стійкості, оборотності тощо. Цей підхід забезпечує інтерпретованість моделі, що важливо для практичного використання.

Аналіз кореляцій – показники, що сильно корелюють між собою, можуть бути зайвими. Наприклад, рентабельність власного капіталу (ROE) та рентабельність активів (ROA) зазвичай тісно пов'язані. Видалення таких дублюючих змінних дозволяє зменшити розмірність простору ознак без втрати інформації.

Методи зниження розмірності – до них належать PCA (метод головних компонент), автоенкодера або інші моделі стиску, що дозволяють отримати компактне числове представлення багатовимірних фінансових даних. Такий підхід знижує ризик перенавчання і є корисним при використанні моделей, чутливих до розмірності вхідного простору (наприклад, SOM, MLP).

Вибір ознак на основі важливості (feature importance) – у задачах класифікації або регресії із використанням моделей на кшталт XGBoost, Random Forest або нейромереж, можна визначити, які змінні найбільше впливають на результат. Це

дозволяє об'єктивно скоротити набір вхідних ознак до тих, що несуть найбільшу інформативність.

Еволюційні та генетичні алгоритми – застосовуються для автоматичного підбору оптимальної комбінації фінансових показників із великого пулу можливих. Підбирається підмножина ознак, яка дає найкращий результат при мінімальній кількості параметрів.

При виборі фінансових показників для побудови моделей машинного навчання існує низка типових підводних каменів, які можуть суттєво вплинути на якість результатів. Однією з головних проблем є надмірна кількість показників. Коли модель отримує занадто багато вхідних ознак, особливо за умови обмеженої кількості навчальних прикладів, виникає явище, відоме як «прокляття розмірності». У такому випадку модель може не лише перенавчитись, але й втратити здатність узагальнювати нові дані.

Ще однією поширеною проблемою є ненормалізовані або різномасштабні дані. Фінансові показники можуть суттєво відрізнятись за діапазонами значень – наприклад, коефіцієнти ліквідності можуть варіюватися від 0 до 10, тоді як рентабельність власного капіталу може бути як позитивною, так і від'ємною, але в межах -1 до 1 . Без відповідної нормалізації модель може автоматично вважати найбільші числові значення найбільш важливими, що викривлює результати.

Проблемою також є дублювання або кореляція ознак. Наприклад, якщо одночасно використовувати чистий прибуток, операційний прибуток і рентабельність, модель отримає надмірну інформацію про одне й те саме явище в різних формах. Це призводить до зайвої складності та знижує стійкість моделі.

Особливу увагу слід звертати на наявність аномальних або виняткових значень (аутлайсів). Такі значення можуть суттєво спотворювати тренувальні дані та змушувати модель переорієнтуватися на нетипові випадки. Якщо дані містять значні статистичні відхилення, їх потрібно або очищати, або використовувати більш стійкі моделі, що менш чутливі до шуму.

Окрему складність становить зміна звітності в часі. При використанні часових рядів або послідовностей показників (наприклад, в LSTM) важливо

враховувати, що структура або значення деяких показників можуть змінюватися внаслідок облікової політики, змін в економіці або галузевих тенденцій. Це ускладнює аналіз і вимагає додаткового врахування контексту при підготовці даних.

2.4.1 Процес підбору фінансово-економічних показників для аналізу

Побудова моделей для оцінки фінансово-економічного стану підприємства потребує ретельного підбору вхідних змінних – фінансових показників і коефіцієнтів. Саме ці ознаки є основою для навчання моделей машинного навчання, зокрема нейронних мереж, і визначають якість майбутніх прогнозів. Процес підбору ознак передбачає кілька послідовних етапів:

Спочатку здійснюється аналіз предметної області – визначаються ключові групи фінансових індикаторів, що відображають різні аспекти діяльності підприємства – ліквідність, прибутковість, фінансову стійкість, оборотність активів. Потім вивчаються наукові джерела та практичні моделі, що вже застосовуються для оцінки стану підприємств (наприклад, моделі Альтмана, Терещенка, Савицької). Це дозволяє визначити, які саме комбінації показників вважаються найбільш інформативними у відповідній економічній системі.

На наступному етапі формується розширений перелік усіх потенційно релевантних показників. Зазвичай це 20-30 коефіцієнтів різної природи. Потім дані проходять процедури очищення, стандартизації та нормалізації: видаляються ознаки з великою кількістю пропусків, дублікати, та ті, що мають надмірно великий або нестабільний масштаб. Якщо показники мають різні шкали (наприклад, частки, абсолютні значення, відсотки), їх переводять до єдиного діапазону – як правило, 0-1 або Z-оцінки.

Далі виконується аналіз взаємозалежностей між ознаками. Виявляються коефіцієнти з високою кореляцією – якщо два показники дублюють один одного, залишають лише один із них. Для зменшення надмірності даних та покращення

навчання моделі використовують методи зниження розмірності, наприклад, автоенкодері або PCA.

Після цього застосовуються автоматизовані методи для оцінки інформативності ознак:

- методи аналізу важливості ознак (наприклад, feature importance з Random Forest або XGBoost);
- алгоритми відбору, такі як RFE (recursive feature elimination) чи селекція на основі валідаційної метрики;
- варіаційні автоенкодері, які стискають інформацію у латентні змінні.

На завершальному етапі формується фінальний набір із 5-12 показників, які:

- мають високу кореляцію з цільовою змінною (наприклад, ризиком банкрутства);
- охоплюють різні аспекти фінансової діяльності;
- не дублюють один одного;
- мають стабільні значення у часовому розрізі.

Паралельно здійснюється нормалізація, усунення викидів (outliers), перевірка стабільності показників у динаміці.

Висновки до розділу 2

У другому розділі було проведено аналіз теоретичних основ методів оцінки фінансово-економічного стану підприємства, з акцентом на сучасні підходи, що базуються на використанні моделей штучного інтелекту. Описано класичні підходи до аналізу, зокрема дискримінантні та регресійні моделі, методи аналізу часових рядів та інтегровані інформаційно-аналітичні системи.

Особливу увагу приділено нейромережевим моделям – багатошаровому перцептрону (MLP), картам Кохонена (SOM) та автоенкодерам. Показано, що

завдяки здатності виявляти складні нелінійні закономірності, нейронні мережі дозволяють досягати високої точності в задачах прогнозування банкрутства та класифікації фінансового стану.

Розглянуто підходи до вибору фінансових показників для побудови моделей, серед яких експертна оцінка, аналіз кореляцій, методи зниження розмірності та автоматизований відбір ознак. Зазначено типові підводні камені при роботі з фінансовими даними, такі як перенавчання, дублювання ознак, різний масштаб показників та наявність викидів.

РОЗДІЛ 3 ОПИС ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

3.1 Обґрунтування вибору методів вирішення задачі

3.1.1 Python

Для розробки інформаційно-аналітичної системи аналізу фінансово-економічних показників підприємства було обрано мову програмування Python. Це високорівнева мова програмування загального призначення, яка відзначається простим синтаксисом, широкими функціональними можливостями та значною кількістю доступних бібліотек для обробки даних, аналізу інформації та побудови моделей машинного навчання.

Основними причинами вибору Python стали:

- простота синтаксису та легкість у засвоєнні, що дозволяє швидко розробляти програмні продукти будь-якої складності;
- потужна екосистема бібліотек та фреймворків;
- кросплатформеність, що забезпечує можливість запуску програмного забезпечення на різних операційних системах (Windows, Linux, macOS) без необхідності значної модифікації коду;
- активна спільнота розробників та велика кількість відкритих ресурсів, що дозволяє швидко знаходити рішення для нестандартних задач та інтегрувати сучасні підходи до аналізу даних;
- інтеграція з системами машинного навчання та штучного інтелекту, що є важливим для реалізації модуля оцінки фінансового стану підприємства на основі нейронної мережі.

Python добре підходить для роботи з великими обсягами фінансової інформації, зокрема для обробки XML-файлів фінансової звітності, розрахунку фінансових коефіцієнтів та побудови аналітичних звітів. Завдяки гнучкості цієї мови та широкому спектру бібліотек, можна ефективно реалізувати як базові функції аналізу, так і складні моделі прогнозування фінансових показників.

3.1.2 *Pandas*

Однією з основних бібліотек, що була використана при розробці інформаційно-аналітичної системи аналізу фінансово-економічних показників підприємства, є бібліотека *Pandas*. Вона призначена для роботи з табличними та структурованими даними, а також для виконання операцій з обробки, аналізу та перетворення даних.

Pandas є потужним інструментом для роботи з великими наборами фінансової інформації, оскільки забезпечує зручну структуру представлення даних у вигляді *DataFrame* – двовимірної таблиці, подібної до електронної таблиці, де кожен стовпець може мати свій тип даних.

Основні можливості бібліотеки *Pandas*, що були використані в рамках проєкту:

- завантаження та збереження даних з різних форматів файлів;
- фільтрація, сортування, групування та агрегація даних, що дозволяє швидко здійснювати обчислення фінансових коефіцієнтів за окремими підприємствами або за певні періоди;
- очищення даних – обробка пропущених, некоректних або дубльованих значень у фінансових звітах;
- об'єднання декількох таблиць за допомогою операцій злиття (*merge*) та об'єднання (*concat*), що важливо для формування комплексного фінансового звіту підприємства;
- виконання математичних і статистичних обчислень без необхідності використання циклів, що значно прискорює обробку великих обсягів фінансової інформації;
- інтеграція з іншими бібліотеками Python, такими як *NumPy*, *Matplotlib*, *Tensorflow* та *Scikit-learn* для подальшої обробки, візуалізації та аналізу даних.

У рамках розробленої системи бібліотека Pandas використовується для:

- формування структурованих таблиць на основі фінансової звітності підприємств;
- розрахунку основних фінансових коефіцієнтів (ліквідності, рентабельності, платоспроможності, ефективності діяльності);
- підготовки даних для побудови графічних звітів та аналізу трендів;
- формування підготовлених наборів даних для навчання нейронної мережі та прогнозування фінансового стану підприємства.

3.1.3 Tkinter

Для створення графічного інтерфейсу користувача (GUI) у розробленій інформаційно-аналітичній системі було обрано стандартну бібліотеку Tkinter, яка є частиною стандартного набору модулів Python. Цей інструмент дозволяє швидко та зручно створювати віконні застосунки з інтерактивними елементами, що забезпечують зручний доступ до функціоналу програми.

Tkinter надає набір віджетів (елементів керування), серед яких: кнопки (Button), текстові поля (Entry), таблиці (Treeview), панелі меню (Menu), вкладки (Notebook) тощо.

Основні переваги використання Tkinter у проєкті:

- вбудованість у Python;
- простий та зрозумілий синтаксис, що дозволяє швидко створювати форми та налаштовувати їхній вигляд;
- можливість налаштування зовнішнього вигляду застосунку шляхом зміни властивостей віджетів та використання менеджерів розміщення (Pack, Grid, Place);

- підтримка взаємодії з іншими бібліотеками Python, зокрема з Pandas, Matplotlib та Scikit-learn, що дозволяє інтегрувати результати аналітики, графіки та прогнози безпосередньо в інтерфейс програми;
- підтримка побудови інтерактивних діалогових вікон для відображення повідомлень, помилок, підтверджень та вибору файлів.

У розробленій інформаційно-аналітичній системі за допомогою Tkinter було реалізовано:

- головне вікно програми з меню навігації;
- форму для завантаження фінансової звітності у форматі docx;
- відображення результатів розрахунку фінансових коефіцієнтів у вигляді таблиці;
- вікна з графічною візуалізацією даних (інтеграція з Matplotlib);
- форму для запуску прогнозної нейронної мережі та відображення результатів оцінки фінансового стану підприємства.

3.1.4 Matplotlib

Для реалізації функцій візуалізації фінансових та аналітичних даних у розробленій інформаційно-аналітичній системі було використано бібліотеку Matplotlib. Це одна з найпопулярніших бібліотек Python для створення двовимірної графіки, яка дозволяє будувати графіки, діаграми, гістограми, кругові діаграми та інші види візуального представлення даних.

Основні причини вибору Matplotlib:

- широкі можливості для побудови графіків різного типу: лінійних, стовпчикових, кругових, точкових, комбінованих тощо;
- гнучкість налаштування зовнішнього вигляду графіків, включаючи зміну кольорів, підписів осей, заголовків, легенд та стилів ліній;

- інтеграція з іншими бібліотеками Python, зокрема з Pandas для побудови графіків безпосередньо з DataFrame;
- можливість вбудовування графіків у графічний інтерфейс програми, створений за допомогою Tkinter, що дозволяє користувачеві переглядати результати аналізу безпосередньо в застосунку.

У рамках розробленої інформаційно-аналітичної системи за допомогою Matplotlib було реалізовано:

- побудову графіків динаміки фінансових показників підприємства за періодами;
- відображення кругових діаграм для аналізу структури активів, пасивів та інших складових балансу.

Завдяки використанню Matplotlib вдалося значно підвищити наочність аналітичної інформації та забезпечити користувача зручним інструментом для візуальної оцінки фінансового стану підприємств.

3.1.5 Tensorflow

Для реалізації модуля прогнозування фінансового стану підприємств на основі нейронних мереж у складі інформаційно-аналітичної системи було використано бібліотеку TensorFlow. Це одна з найпопулярніших бібліотек машинного навчання з відкритим вихідним кодом, розроблена компанією Google, яка дозволяє створювати та навчати моделі штучного інтелекту для широкого спектра задач, зокрема для аналізу та прогнозування економічних показників.

TensorFlow забезпечує зручні засоби для побудови як простих, так і складних нейронних мереж, підтримуючи як розробку класичних багатосарових перцептронів (MLP), так і глибоких нейронних мереж (DNN).

Основні переваги використання TensorFlow:

- висока продуктивність завдяки підтримці апаратного прискорення;
- гнучка архітектура побудови нейронних мереж;
- великий набір інструментів для передобробки даних, налаштування процесу навчання та оцінювання якості моделей;
- підтримка експорту та збереження моделей, що дозволяє інтегрувати готові нейронні мережі в програмне забезпечення;
- інтеграція з іншими бібліотеками Python: NumPy, Pandas, Scikit-learn, що спрощує підготовку навчальних та тестових даних, а також аналіз отриманих результатів.

У розробленій інформаційно-аналітичній системі TensorFlow використовується для:

- побудови нейронної мережі для прогнозування фінансового стану підприємства на основі обчислених фінансових коефіцієнтів;
- навчання моделі на основі підготовлених даних з фінансової звітності підприємств;
- оцінки якості навчання нейронної мережі за допомогою метрик точності, втрат (loss) та інших показників;
- збереження навченої моделі та подальшого її використання у програмі для оперативної класифікації підприємств за фінансовим станом.

Завдяки використанню TensorFlow вдалося інтегрувати в програму сучасні методи штучного інтелекту, що підвищило точність та обґрунтованість аналітичних висновків, які отримує користувач у процесі роботи із системою.

3.2 Збір даних для навчання нейромережі

Для реалізації задачі класифікації фінансового стану підприємств було зібрано та підготовлено навчальний набір даних на основі фінансової звітності

українських підприємств за 2024 рік. Джерелом інформації стали XML-файли фінансової звітності, що містили дані з балансу (форма №1) та звіту про фінансові результати (форма №2).

На основі витягнутих фінансових показників було обчислено коефіцієнти фінансової стійкості (ризиків банкрутства) (рис. 3.1).

```
def calculate_score(data):
    try:
        A1100_4 = data["A1100_4"]
        A1300_4 = data["A1300_4"]
        A1600_4 = data["A1600_4"]
        A1695_4 = data["A1695_4"]
        B2290_4 = data["B2290_4"]

        K1 = A1695_4 / A1100_4
        K2 = (A1300_4 - A1600_4) / A1100_4
        K3 = B2290_4 / A1100_4
        score = 0.3 * K1 + 0.5 * K2 + 0.2 * K3
        return round(score, 4)
    except Exception:
        return None
```

Рисунок 3.1 – Програмний код для розрахунку коефіцієнта ризику банкрутства для компаній

Формула для розрахунку коефіцієнта ризику банкрутства має вигляд:

$$Z = 0,3 * K1 + 0,5 * K2 + 0,2 * K3 ,$$

де $K1$ – коефіцієнт покриття зобов'язань;

$K2$ – коефіцієнт фінансової незалежності;

$K3$ – коефіцієнт прибутковості активів.

Модель розрахунку було дещо спрощено, в зв'язку з обмеженістю доступних даних в датасеті.

Класифікація показника Z відбувалась за наступним принципом:

- $Z < 1$ відповідає класу ризику 0 (високий ризик банкрутства);
- $1 \leq Z < 2$ відповідає класу ризику 1 (середній ризик);
- $Z \geq 2$ відповідає класу ризику 2 (низький ризик).

Загальна кількість звітностей у навчальній вибірці – 3311.

3.3 Порівняння моделей оцінки фінансового стану підприємства

3.3.1 Порівняння моделей багат шарового перцептронну

Для оцінки ефективності різних архітектур багат шарового перцептронна (MLP) було проведено серію експериментів з використанням шести варіантів моделей.

Baseline – базова конфігурація з 2 прихованими шарами (рис. 3.2).

```
models['Baseline'] = Sequential([
    Dense(128, activation='relu', input_shape=(input_dim,)),
    Dense(64, activation='relu'),
    Dense(32, activation='relu'),
    Dense(4, activation='softmax')
])
```

Рисунок 3.2 – Модель MLP Baseline

Deeper – глибша модель з більшою кількістю шарів (рис. 3.3).

```
models['Deeper'] = Sequential([
    Dense(256, activation='relu', input_shape=(input_dim,)),
    Dense(128, activation='relu'),
    Dense(64, activation='relu'),
    Dense(32, activation='relu'),
    Dense(4, activation='softmax')
])
```

Рисунок 3.3 – Модель MLP Deeper

With_Dropout – модель з регуляризацією Dropout (рис. 3.4).

```
models['With_Dropout'] = Sequential([
    Dense(128, activation='relu', input_shape=(input_dim,)),
    Dropout(0.3),
    Dense(64, activation='relu'),
    Dropout(0.3),
    Dense(32, activation='relu'),
    Dense(4, activation='softmax')
])
```

Рисунок 3.4 – Модель MLP With_Dropout

With_Tanh – активаційна функція tanh замість ReLU (рис. 3.5).

```
models['With_Tanh'] = Sequential([
    Dense(128, activation='tanh', input_shape=(input_dim,)),
    Dense(64, activation='tanh'),
    Dense(32, activation='tanh'),
    Dense(4, activation='softmax')
])
```

Рисунок 3.5 – Модель MLP With_Tanh

Compact – компактна архітектура з меншою кількістю нейронів (рис. 3.6).

```
models['Compact'] = Sequential([
    Dense(64, activation='relu', input_shape=(input_dim,)),
    Dense(32, activation='relu'),
    Dense(4, activation='softmax')
])
```

Рисунок 3.6 – Модель MLP Compact

BatchNorm – модель з нормалізацією пакетів (Batch Normalization) (рис. 3.7).

```
models['BatchNorm'] = Sequential([
    Dense(128, activation='relu', input_shape=(input_dim,)),
    BatchNormalization(),
    Dense(64, activation='relu'),
    BatchNormalization(),
    Dense(32, activation='relu'),
    BatchNormalization(),
    Dense(4, activation='softmax')
])
```

Рисунок 3.7 – Модель MLP BatchNorm

На рис. 3.8 зображено графік навчання моделей багатошарового перцептронну без автоенкодеру.

Найвищу та найстабільнішу точність на валідаційній вибірці демонструє модель With_Tanh, яка вже на ранніх етапах досягає точності понад 90% і стабільно утримує її впродовж усього навчання. Це свідчить про ефективність активаційної функції tanh у задачах такого типу, де необхідна більш плавна апроксимація нелінійних взаємозв'язків між фінансовими показниками.

Базова модель (Baseline) та модифікація Деєрет також демонструють високі результати, з точністю, яка коливається в межах 91-94%. Проте, порівняно з моделлю With_Tanh, їхні криві мають більше коливань, що може свідчити про меншу стабільність або більшу чутливість до варіацій у даних.

Варіант з Dropout показує хорошу узагальнюючу здатність – його графік не має великих провалів, але також і не демонструє суттєвих переваг над іншими. Ймовірно, dropout допомагає уникнути перенавчання, але не покращує точність у порівнянні з іншими підходами.

Compact модель (з меншою кількістю нейронів) забезпечує досить високу точність (~90%), але демонструє дещо меншу стійкість у динаміці, що може бути пов'язано з недостатньою здатністю моделі до представлення складних взаємозв'язків.

Найгірші результати показала модель BatchNorm, яка протягом усього навчання не змогла досягти рівня точності інших моделей. Її крива є нестабільною та характеризується значними коливаннями. Це може свідчити про невдалу інтеграцію нормалізації пакетів у цю конкретну задачу або неузгодженість BatchNorm з іншими гіперпараметрами моделі.

Загалом, експеримент підтверджує, що класичні архітектури багат шарового перцептрона без додаткового ускладнення (Baseline, With_Tanh) можуть досягати високої точності в задачах оцінки фінансового стану підприємств, тоді як занадто агресивні модифікації (наприклад, BatchNorm) можуть навіть погіршити результат.

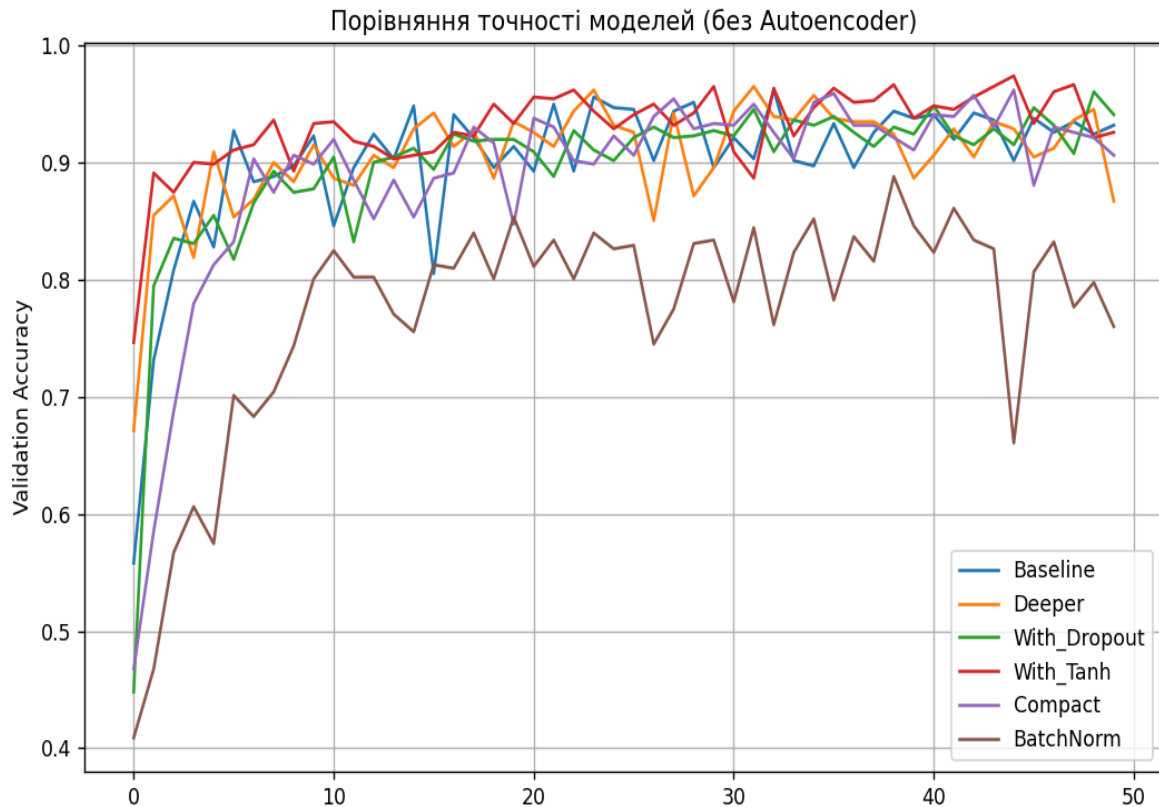


Рисунок 3.8 – Графік навчання MLP без автоенкодера

На рис. 3.9 можна побачити що компактна модель та модель з тангенсоїдною активаційною функцією видають найкращий результат. Модель з BatchNormaliation крім нагіршої точності, видає також найгірший час навчання.

Підсумок моделей MLP без Автоенкодера:

	Training Time (s)	Final Val Accuracy
Baseline	13.7621	0.9321
Deeper	13.1695	0.8673
with_Dropout	12.0101	0.9412
with_Tanh	11.5580	0.9261
Compact	11.4855	0.9065
BatchNorm	16.8069	0.7602

Рисунок 3.9 – Підсумок навчання MLP без автоенкодера

На рис. 3.10 зображено як змінюється валідаційна точність для різних модифікацій багат шарового перцептрона після попереднього стискання даних автоенкодером. Це дозволяє оцінити, як попереднє зменшення розмірності вплинуло на здатність моделей до класифікації фінансового стану підприємств.

Загалом видно, що всі моделі, окрім BatchNorm, демонструють досить високий рівень точності (більше 0.85) вже після 10-15 епох навчання. При цьому точність у більшості з них залишається стабільною до кінця навчання, що свідчить про ефективну взаємодію автоенкодера з MLP.

Найвищі результати знову показують моделі Deeper та With_Tanh, які стабільно утримують точність понад 0.9. Це підтверджує, що додавання глибших шарів або використання нелінійної активації tanh допомагає ефективно працювати навіть із стиснутими ознаками, зберігаючи здатність моделі до розпізнавання складних фінансових структур.

Модель Baseline демонструє порівняно високу точність, але з більшою кількістю коливань у динаміці. Це може свідчити про меншу стійкість до змін у структурі вхідних ознак після автоенкодера.

Модель With_Dropout також показує добрі результати, хоча має деякі просідання на окремих етапах. Ймовірно, регуляризація допомагає запобігти перенавчанню, але водночас трохи знижує стабільність.

Contrast архітектура, попри меншу складність, забезпечує високу точність і помірну стабільність, що робить її хорошим компромісом між якістю та швидкістю.

Найгірші результати демонструє модель BatchNorm. Її точність не перевищує 0.8, а графік характеризується значними коливаннями та падіннями. Це свідчить про те, що Batch Normalization у поєднанні з автоенкодером погано справляється із завданням класифікації на основі стислих ознак.

Отже попереднє стискання даних за допомогою автоенкодера не знижує точність найкращих архітектур (Deeper, With_Tanh), проте негативно впливає на нестійкі модифікації (зокрема BatchNorm). Найбільш ефективними залишаються моделі з добре підбраною глибиною та нелінійною активацією.

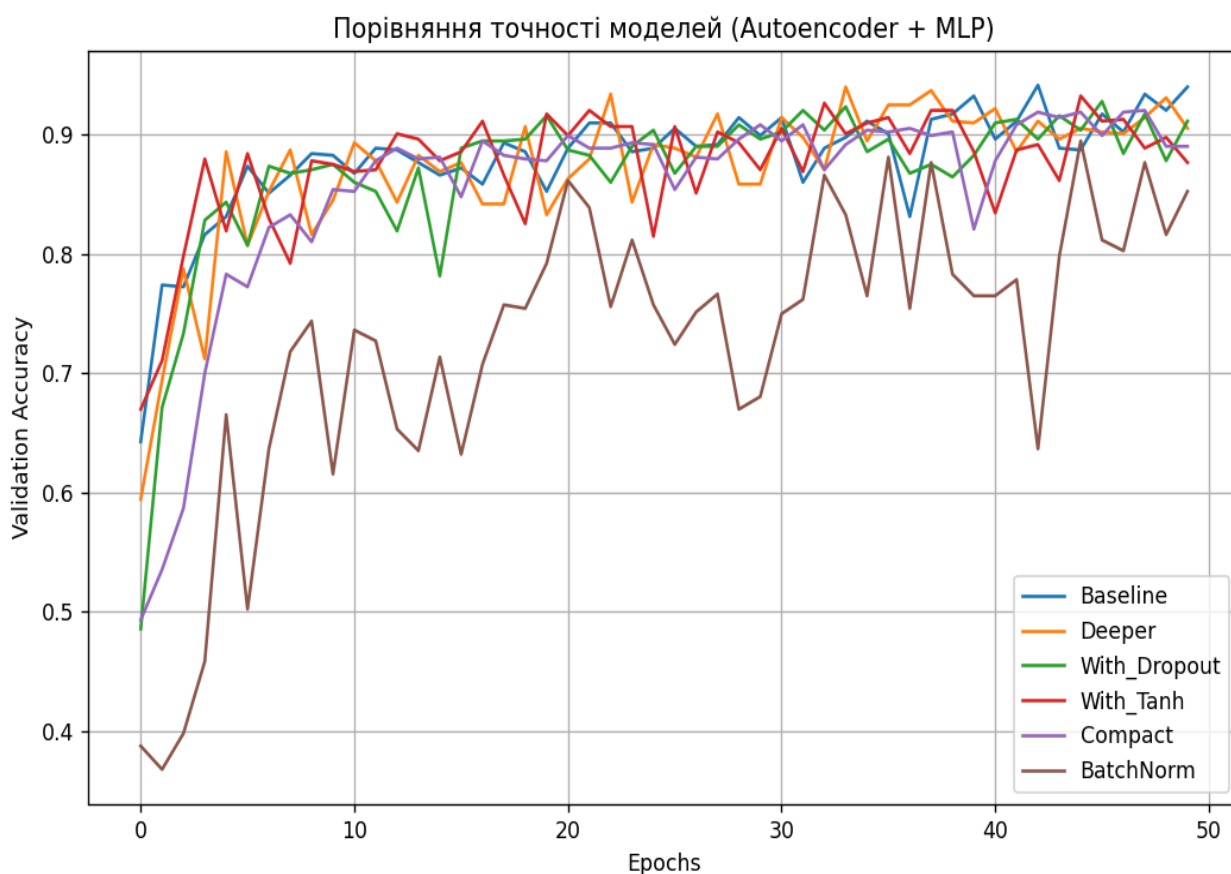


Рисунок 3.10 – Підсумок навчання MLP з автоенкодером

На рис. 3.11 можна побачити що з автоенкодером модель з тангенсоїдно активаційною функцією показала одне з найгірших значень по швидкості навчання. В той час як інші, за виключенням моделі з BatchNormalization, показали приблизно однакові результати по швидкості навчання. При цьому можна помітити що автоенкодер приблизив модель з батч нормалізацією до інших по точності, хоча по швидкості навчання вона все ще значно відстає.

Підсумок моделей MLP з Автоенкодером:

	Training Time (s)	Final Val Accuracy
Baseline	11.8309	0.9397
Deeper	12.2137	0.9050
With_Dropout	11.7169	0.9110
With_Tanh	15.3730	0.8763
Compact	11.4997	0.8899
BatchNorm	21.4685	0.8522

Рисунок 3.11 – Підсумок навчання MLP з автоенкодером

Застосування автоенкодера для попереднього зменшення розмірності ознак загалом не призвело до істотного зниження точності більшості моделей. У багатьох випадках точність залишалась на рівні 90-92%, що свідчить про те, що автоенкодер здатен зберігати ключову інформацію, необхідну для якісної класифікації фінансового стану підприємств. Це дозволяє використовувати автоенкодери як ефективний засіб зниження розмірності та усунення надмірних ознак.

Хоча моделі без автоенкодера демонстрували трохи вищу пікову точність (наприклад, Baseline досягала ~94.2%), після додавання автоенкодера точність знизилась на 1-3%. Водночас стабільність моделей залишилась високою, що дозволяє стверджувати про прийнятність такого компромісу, особливо у випадках, коли потрібно зменшити обчислювальну складність або боротися з перенавчанням.

3.3.2 Порівняння архітектур карт Кохонена

Для порівняння продуктивності кластеризуючих моделей було реалізовано кілька архітектур карт Кохонена (Self-Organizing Map, SOM) з різною розмірністю

решітки. Основна мета – перевірити, як зміна топології впливає на якість класифікації фінансового стану підприємств.

На основі результатів класифікації моделей Self-Organizing Map (SOM) без використання автоенкодера (табл. 3.1) було проведено порівняльний аналіз ефективності архітектур різної розмірності (від 5×5 до 60×60) у задачі оцінки фінансового стану підприємств. Основними метриками для оцінки виступали зважена точність (Weighted Precision), зважена повнота (Weighted Recall) та зважене F1-значення (Weighted F1-score), які дозволяють враховувати розподіл класів у задачі з нерівномірною кількістю об'єктів у кожній категорії.

Зі зростанням розмірності SOM від 5×5 до 30×30 спостерігається чітке покращення всіх ключових метрик. Найнижчі результати демонструє модель SOM 5×5 , яка досягає лише 0.57 за F1-score. Цей результат свідчить про недостатню здатність моделі з малою кількістю нейронів адекватно кластеризувати різномірні фінансові профілі підприємств.

Найкращий баланс точності та повноти спостерігається у моделей SOM 15×15 , 20×20 та 30×30 , які досягли максимального F1-значення 0.73, причому SOM 30×30 мала найвищу зважену точність (0.75), що вказує на її перевагу в мінімізації хибнопозитивних класифікацій. Це свідчить про те, що модель здатна краще відокремлювати фінансово стійкі підприємства від потенційно проблемних.

Починаючи з розмірності 40×40 і вище, точність моделі перестає зростати, а навпаки – поступово знижується. Наприклад, SOM 60×60 має вже лише 0.60 за F1-score, що порівнюється з результатом SOM 7×7 . Це вказує на перенавчання або надмірне дроблення простору ознак, коли карта починає втрачати узагальнюючу здатність.

На рис. 3.12 можна помітити значно вищі швидкості навчання карт самоорганізації Кохонена в порівнянні з багатошаровими перцептронами. Але разом з тим карти самоорганізації видають значно гірші результати.

Таблиця 3.1 – Результати SOM без автоенкодера

Model	Weighted Prec	Weighted Rec	Weighted F1
SOM 5x5	0.58	0.6	0.57
SOM 7x7	0.64	0.66	0.65
SOM 10x10	0.68	0.69	0.68
SOM 12x12	0.68	0.69	0.68
SOM 15x15	0.73	0.74	0.73
SOM 20x20	0.74	0.74	0.73
SOM 30x30	0.75	0.73	0.73
SOM 40x40	0.74	0.7	0.71
SOM 50x50	0.74	0.64	0.65
SOM 60x60	0.72	0.59	0.6

Підсумок SOM моделей:

	Training Time (s)	Accuracy
SOM_5x5	0.1109	0.6048
SOM_7x7	0.0781	0.6531
SOM_10x10	0.0877	0.6682
SOM_12x12	0.0968	0.7210
SOM_15x15	0.1095	0.7300
SOM_20x20	0.1419	0.7119
SOM_30x30	0.2333	0.7104
SOM_40x40	0.3511	0.7074
SOM_50x50	0.5531	0.6229
SOM_60x60	0.7649	0.6003

Рисунок 3.12 – Підсумок тренування SOM моделей без автоенкодера

Щоб покращити кластеризацію у багатовимірному просторі та зменшити вплив шуму у фінансових коефіцієнтах, до моделей SOM було додано автоенкодер. На першому етапі дані стискались до латентного простору за допомогою автоенкодера, після чого виконувалась кластеризація через SOM різної розмірності.

Моделі з використанням автоенкодера демонструють покращену стабільність та ефективність класифікації у порівнянні з SOM без попереднього стискання (табл

3.2), особливо в діапазоні розмірів карти від 10×10 до 40×40 . Найгірші результати показує SOM+AE 5×5 , де F1-міра лише 0.51, що вказує на втрату частини критично важливої інформації при занадто грубому кластерному розбитті у стислому латентному просторі.

Найвищу якість класифікації забезпечує SOM+AE 30×30 , яка досягає F1-score 0.73 при зважених точності та повноті 0.73. Це свідчить про оптимальне узгодження між глибиною представлення даних (через автоенкодер) і складністю топології SOM. Також високі результати показують моделі 20×20 , 40×40 , 50×50 , з F1-мірами 0.68–0.7, що вказує на достатню стабільність у межах цієї зони розмірності.

На відміну від SOM без автоенкодера, де точність різко падала після 30×30 , тут навіть великі розмірності (50×50 , 60×60) продовжують демонструвати конкурентні результати. Це говорить про те, що автоенкодер зменшує вхідну розмірність і «розгладжує» простір ознак, полегшуючи SOM кластеризацію навіть у високоточній топології.

Таблиця 3.2 – Результати SOM з автоенкодером

Model	Weighted Precision	Weighted Recall	Weighted F1
SOM+AE 5×5	0.45	0.59	0.51
SOM+AE 7×7	0.61	0.63	0.62
SOM+AE 10×10	0.62	0.63	0.62
SOM+AE 12×12	0.68	0.68	0.68
SOM+AE 15×15	0.67	0.68	0.67
SOM+AE 20×20	0.7	0.7	0.7
SOM+AE 30×30	0.73	0.73	0.73
SOM+AE 40×40	0.72	0.69	0.7
SOM+AE 50×50	0.72	0.67	0.68
SOM+AE 60×60	0.75	0.65	0.67

На рис. 3.13 видно збільшення часу навчання в картах кохонена в Автоенкодером, особливо на великих розмірностях, що пов'язане з квадратичним збільшенням навантаження на автоенкодер.

Підсумок SOM+AE моделей:

	Training Time (s)	Accuracy
SOM+AE_5x5	0.0894	0.5882
SOM+AE_7x7	0.1014	0.6275
SOM+AE_10x10	0.1227	0.6290
SOM+AE_12x12	0.1361	0.6848
SOM+AE_15x15	0.1804	0.6802
SOM+AE_20x20	0.3189	0.6983
SOM+AE_30x30	0.4735	0.7300
SOM+AE_40x40	0.7586	0.6893
SOM+AE_50x50	1.3837	0.6697
SOM+AE_60x60	1.6879	0.6531

Рисунок 3.13 – Підсумок тренування SOM моделей з автоенкодером

У обох підходах пік якості класифікації припадає на розмірність 30×30 , але моделі з автоенкодером мають більш рівномірний розподіл якості в ширшому діапазоні (від 10×10 до 50×50), що вказує на кращу стабільність

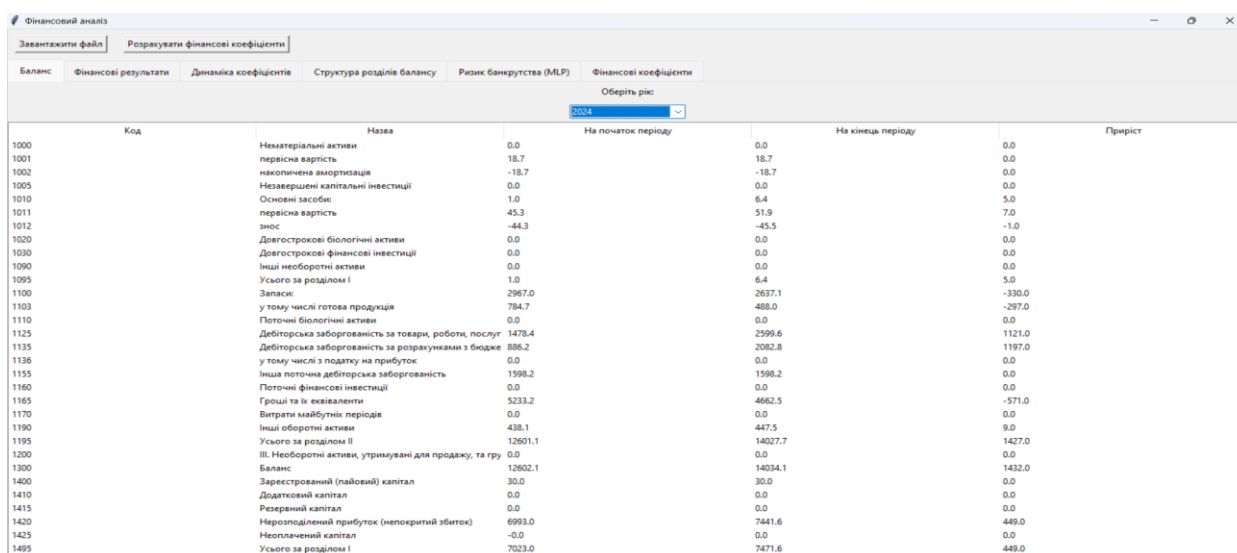
Автоенкодер як етап стискання ознак виявився ефективним для попередньої обробки фінансових коефіцієнтів. Це дозволяє SOM-моделі працювати зі спрощеним, але більш репрезентативним простором ознак, що особливо важливо при складних багатовимірних вхідних даних. На відміну від SOM без автоенкодера, де занадто велика розмірність призводила до падіння якості, у випадку SOM+AE навіть великі карти (50×50 , 60×60) залишаються ефективними, що свідчить про зменшення ризику перенавчання завдяки попередній трансформації простору ознак.

3.4 Реалізація графічного інтерфейсу системи

Графічний інтерфейс користувача (GUI) було реалізовано з використанням бібліотеки Tkinter, що входить до стандартного комплексу Python. Основною метою GUI є забезпечення зручного та інтуїтивно зрозумілого доступу до основних функцій інформаційно-аналітичної системи для завантаження, обробки та аналізу фінансової звітності підприємства.

Користувач має можливість завантажити docx-файл фінансової звітності підприємства натисканням на кнопку «Завантажити файл». Система автоматично перевіряє наявність року в назві файлу. Якщо рік присутній, звітність класифікується відповідно до цього року. У випадку, якщо рік не вказаний у назві, користувачеві пропонується ввести його вручну через діалогове вікно.

Після завантаження, дані з балансу (форма №1) та звіту про фінансові результати (форма №2) автоматично парсяться та відображаються у відповідних вкладках інтерфейсу (рис. 3.14 та рис. 3.13). Для зручності перегляду реалізовано випадаючий список з вибором року, що дозволяє перемикастись між звітами за різні періоди.



Код	Назва	На початок періоду	На кінець періоду	Прийріст
1000	Нематеріальні активи	0.0	0.0	0.0
1001	первісна вартість	18.7	18.7	0.0
1002	накопичена амортизація	-18.7	-18.7	0.0
1005	Незавершені капітальні інвестиції	0.0	0.0	0.0
1010	Основні засоби	1.0	6.4	5.0
1011	первісна вартість	45.3	51.9	7.0
1012	знос	-44.3	-45.5	-1.0
1020	Довгострокові біологічні активи	0.0	0.0	0.0
1030	Довгострокові фінансові інвестиції	0.0	0.0	0.0
1090	Інші необоротні активи	0.0	0.0	0.0
1095	Усього за розділом I	1.0	6.4	5.0
1100	Запаси:	2967.0	2637.1	-330.0
1103	у тому числі готова продукція	784.7	488.0	-297.0
1110	Поточні біологічні активи	0.0	0.0	0.0
1125	Дебіторська заборгованість за товари, роботи, послуги	1478.4	2599.6	1121.0
1135	Дебіторська заборгованість за розрахунками з бюджету	886.2	2062.8	1197.0
1136	у тому числі з податку на прибуток	0.0	0.0	0.0
1155	Інша поточна дебіторська заборгованість	1598.2	1598.2	0.0
1160	Поточні фінансові інвестиції	0.0	0.0	0.0
1165	Гроші та їх еквіваленти	5233.2	4662.5	-571.0
1170	Витрати майбутніх періодів	0.0	0.0	0.0
1190	Інші оборотні активи	438.1	447.5	9.0
1195	Усього за розділом II	12501.1	14027.7	1427.0
1200	III. Необоротні активи, утримувані для продажу, та групу	0.0	0.0	0.0
1300	Баланс	12602.1	14034.1	1432.0
1400	Зарезервованій (майсовий) капітал	30.0	30.0	0.0
1410	Додатковий капітал	0.0	0.0	0.0
1415	Резервний капітал	0.0	0.0	0.0
1420	Нерозподілений прибуток (непокритий збиток)	6993.0	7441.6	448.0
1425	Несплачений капітал	-0.0	0.0	0.0
1495	Усього за розділом I	7023.0	7471.6	449.0

Рисунок 3.14 – Виведення балансу в інтерфейсі програми

Код	Назва	На початок періоду	На кінець періоду	Приріст
2000	Чистий дохід від реалізації продукції (товарів, робіт, пн)	31749.4	36117.8	4368.0
2120	Інші операційні доходи	823.1	350.6	-472.0
2240	Інші доходи	0.0	0.0	0.0
2280	Разом доходи (2000 + 2120 + 2240)	32572.5	36468.4	3896.0
2050	Собівартість реалізованої продукції (товарів, робіт, по	-27625.8	-31601.6	-3976.0
2180	Інші операційні витрати	-2776.0	-4412.5	-1636.0
2270	Інші витрати	0.0	-0.0	-0.0
2285	Разом витрати (2050 + 2180 + 2270)	-30401.8	-36014.1	-5612.0
2290	Фінансовий результат до оподаткування (2280 - 2285)	2170.7	454.3	-1716.0
2300	Податок на прибуток	-390.7	-81.8	309.0
2350	Чистий прибуток (збиток) (2290 - 2300)	1780.0	372.5	-1408.0

Рисунок 3.15 – Виведення звіту про фінансові результати

За допомогою кнопки «Розрахувати фінансові коефіцієнти» користувач ініціює автоматичний розрахунок ключових показників: ліквідності, рентабельності, ефективності використання активів та платоспроможності. Результати виводяться у новому вікні «Фінансові коефіцієнти» (рис. 3.16) у вигляді зведеної таблиці.

Коефіцієнт	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Коефіцієнти ліквідності						
Current Liquidity (1)	1.687	1.573	1.8	2.207	2.262	2.14
Quick Liquidity (1)	1.033	1.228	1.439	1.796	1.73	1.738
Absolute Liquidity (1)	0.373	0.715	0.267	0.89	0.939	0.711
Working Capital (1)	0.407	0.364	0.444	0.546	0.557	0.532
Коефіцієнти рентабельності						
ROS (2)	2.635	4.157	7.897	1.021	5.465	4.96
ROA (2)	8.839	12.11	25.347	3.438	14.687	13.169
ROE (2)	24.519	31.544	63.037	6.928	26.606	24.201
Gross Profit Margin (2)	15.618	15.913	18.778	13.345	15.187	20.032
Operating Profit Margin (2)	3.213	5.071	9.632	1.246	6.664	6.048
Коефіцієнти оборотності						
Total Asset Turnover (3)	3.284	2.782	3.07	3.353	2.82	2.448
Receivables Turnover (3)	7.08	8.104	7.951	9.572	12.289	9.253
Days Sales Outstanding (3)	51.552	45.039	45.906	38.131	29.702	39.449
Payables Turnover (3)	4.933	4.213	5.672	6.512	5.331	4.501
Days Payables Outstanding (3)	73.989	86.63	64.351	56.048	68.465	81.093
Inventory Turnover (3)	6.946	8.272	12.391	15.238	10.762	10.092
Days Inventory Outstanding (3)	52.55	44.127	29.456	23.954	33.916	36.166
Коефіцієнти левереджу						
Debt to Asset (4)	0.592	0.636	0.556	0.454	0.443	0.468
Debt to Equity (4)	1.454	1.748	1.25	0.831	0.794	0.878
Equity Ratio (4)	0.408	0.364	0.444	0.546	0.557	0.532

Рисунок 3.16 – Вікно «Фінансові коефіцієнти»

Для відстеження змін у часі, реалізовано вкладку «Динаміка коефіцієнтів» (рис. 3.17), де показники виводяться у вигляді графіків. Це дозволяє візуалізувати тренди та порівнювати ефективність підприємства у різні роки.

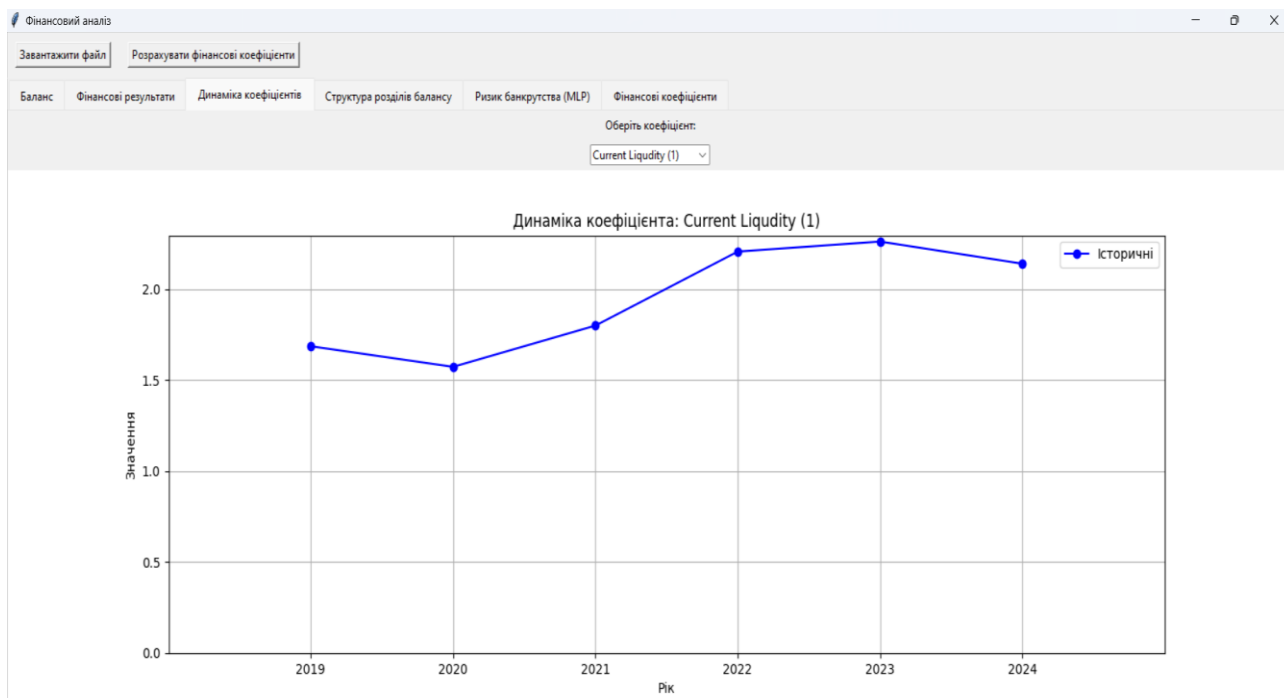


Рисунок 3.17 – Вікно «Динаміка коефіцієнтів»

Також реалізовано модуль побудови структури розділів балансу з використанням кругових діаграм (рис. 3.18), що допомагає краще зрозуміти внутрішню структуру активів та пасивів.

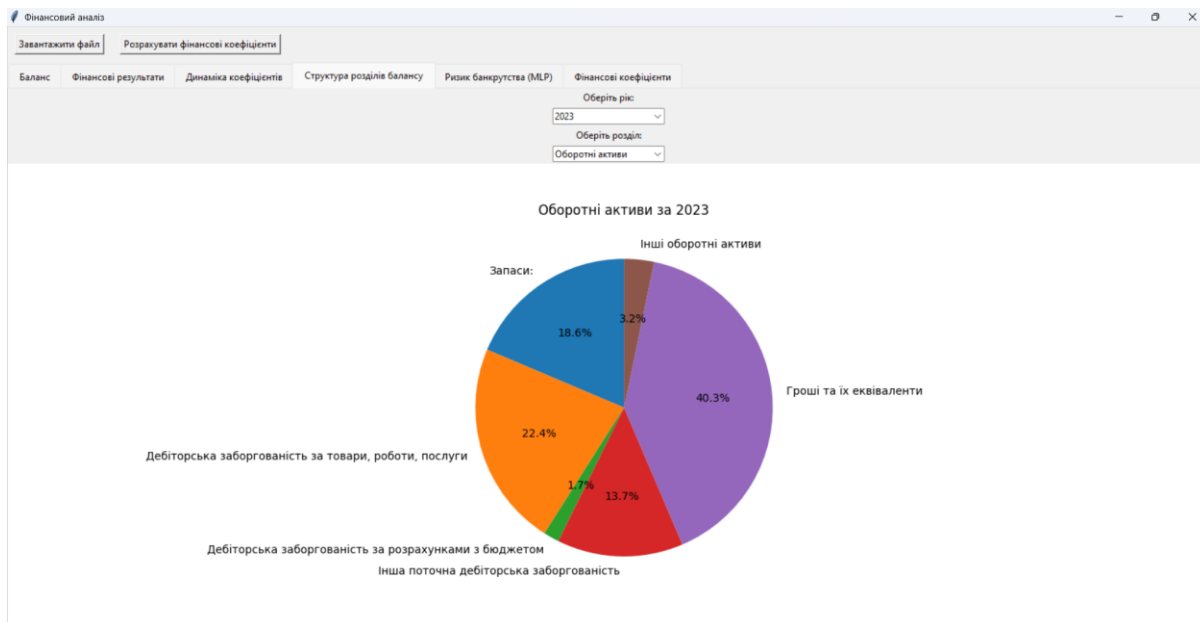


Рисунок 3.18 – Вікно «Структура розділів балансу»

Користувач може переглянути прогноз ризику банкрутства, натиснувши на вкладку «Ризик банкрутства» (рис. 3.19). Оцінка проводиться нейронною мережею, навчену на історичних фінансових звітах. Результат відображається у вигляді числового показника ризику (клас від 0 до 2), а також текстового інтерпретованого пояснення.

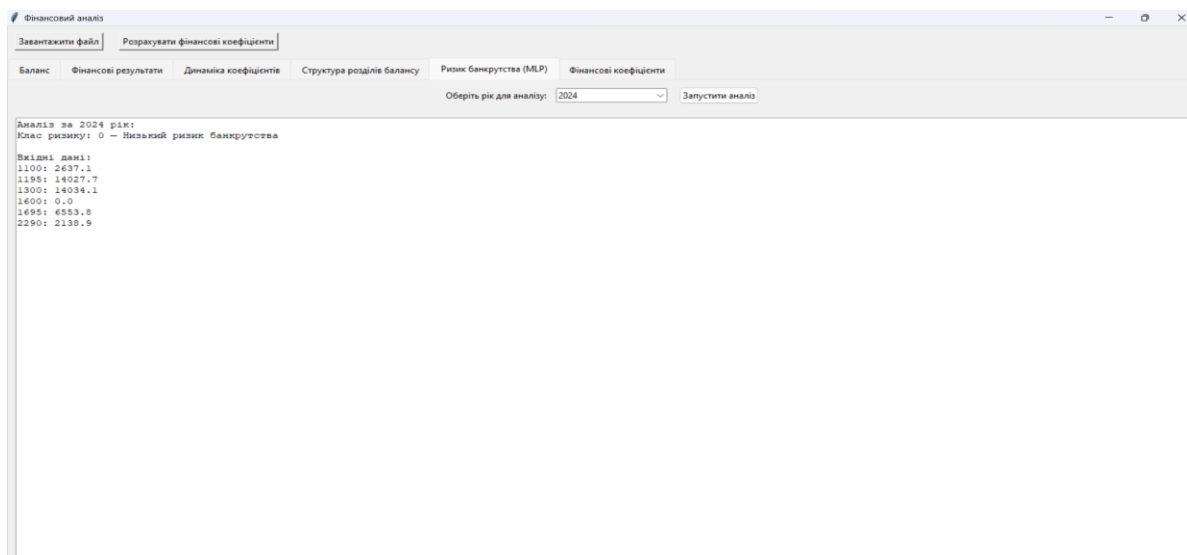


Рисунок 3.19 – Вікно «Ризик банкрутства»

3.4.1 Подальші покращення графічного інтерфейсу

Незважаючи на вже реалізований функціонал графічного інтерфейсу, існує низка напрямів для його подальшого вдосконалення, що дозволить покращити зручність використання, розширити можливості взаємодії користувача з системою та забезпечити більш наочне представлення аналітичної інформації.

1. Додавання панелі фільтрів і сортування – передбачається реалізація інтерфейсного модуля для сортування і фільтрації фінансових показників за роками, типами коефіцієнтів, галузями та іншими критеріями. Це дозволить користувачам оперативно шукати потрібні звіти та проводити вибіркового аналіз.
2. Покращена візуалізація аналітики – інтерактивні графіки з можливістю масштабування, виділення діапазону дат та експорту зображень. Використання кольорового кодування (наприклад, червоне – високий ризик, зелене – стабільний стан) для швидкої інтерпретації даних. Вбудовані підказки до кожного коефіцієнта, що пояснюють його економічний зміст.
3. Мобільна адаптація або веб-версія – для підвищення доступності системи можливим напрямом розвитку є створення веб-інтерфейсу або адаптація графічного інтерфейсу під мобільні пристрої з використанням фреймворків типу Flask, React або Kivy.
4. Інтеграція користувацьких повідомлень та логів – покращення механізму зворотного зв'язку шляхом виведення інформаційних, помилкових та успішних повідомлень у вигляді спливаючих вікон (toast) або окремої вкладки «Журнал подій», що дозволяє відслідковувати дії користувача та результати обробки.
5. Модуль порівняльного аналізу підприємств – реалізація функціоналу порівняння двох і більше підприємств за фінансовими показниками у

вигляді таблиць та графіків. Це дозволить користувачеві проводити крос-аналітику і приймати більш обґрунтовані управлінські рішення.

6. Мультимовна підтримка – розширення інтерфейсу системи шляхом реалізації підтримки кількох мов (українська, англійська) для підвищення зручності використання іноземними користувачами.

Висновки до розділу 3

У цьому розділі було представлено практичну реалізацію інформаційно-аналітичної системи для оцінки фінансово-економічного стану підприємств з використанням моделей штучного інтелекту. Програмний продукт розроблено з використанням мови Python, що забезпечило гнучкість, швидкість розробки та легку інтеграцію з сучасними бібліотеками машинного навчання, обробки даних та побудови графічного інтерфейсу.

Система дозволяє автоматично обробляти звітність підприємства у форматі XML, здійснювати розрахунок ключових фінансових коефіцієнтів, виводити результати у зручному табличному та графічному вигляді, а також прогнозувати ризик банкрутства за допомогою нейромережевої моделі. Було проведено експериментальне порівняння декількох архітектур багат шарового перцептрона та карт Кохонена, що дозволило обрати найефективніші з них для задач класифікації фінансового стану.

Окрему увагу приділено реалізації графічного інтерфейсу користувача, який забезпечує інтуїтивну взаємодію з усіма функціональними можливостями системи. Крім того, було запропоновано низку можливих напрямів для подальшого покращення інтерфейсу, що можуть бути реалізовані у наступних версіях програмного продукту.

РОЗДІЛ 4 ФУНКЦІОНАЛЬНО–ВАРТІСНИЙ АНАЛІЗ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

Функціонально-вартісний аналіз (ФВА) є методологією, яка використовується для оцінки продукції з точки зору її функціональності та вартості. Цей підхід забезпечує систематичний аналіз здатності програмного забезпечення відповідати потребам користувачів, а також його внеску у створення бізнес-цінності. Основною метою функціонально-вартісного аналізу є ідентифікація ключових функцій продукту, визначення їх значущості для користувача та бізнес-процесів, а також оцінка витрат на їх реалізацію.

В контексті створеної інформаційно-аналітичної системи, яка виконує оцінку фінансово–економічного стану підприємства з використанням моделей штучного інтелекту, ФВА дозволяє проаналізувати, які саме функціональні компоненти є критично важливими. Зокрема, це стосується автоматизованого обчислення фінансових коефіцієнтів, модулів прогнозування ризику банкрутства з використанням нейронних мереж (MLP, SOM, автоенкодерів), а також інтерактивного інтерфейсу, реалізованого на базі бібліотеки Tkinter.

Проведення функціонально-вартісного аналізу дозволяє не лише виявити компоненти з найбільшою користю, а й оцінити доцільність витрат часу та ресурсів на їх розробку і подальше вдосконалення.

У цьому розділі буде виконано оцінку основного функціоналу розробленого програмного продукту, етапів його створення, впровадження та використання в реальних умовах. Також буде визначено обсяг часових і фінансових витрат, необхідних для підтримки та експлуатації системи протягом одного року. На підставі результатів аналізу буде сформовано висновок про кінцеву вартість програмного продукту та його ефективність з позиції співвідношення "функціональність – витрати".

4.1 Постановка задачі проектування

Для проведення техніко-економічного аналізу розробки інформаційно-аналітичної системи прогнозування фінансової стійкості підприємств у цій роботі застосовується метод функціонально-вартісного аналізу (ФВА). Цей підхід дозволяє визначити доцільність реалізації окремих компонентів програмного продукту з урахуванням їх внеску в загальну функціональність системи, її вартість та ефективність.

Оскільки проектування та реалізація окремих модулів (наприклад, обчислювача фінансових коефіцієнтів, модуля прогнозування на основі нейромереж, візуалізаційного блоку, інтерфейсу тощо) безпосередньо впливають на продуктивність і цінність програмного продукту в цілому, кожен компонент повинен відповідати заздалегідь визначеним функціональним вимогам.

Технічні вимоги до розробленого програмного продукту включають:

- система має функціонувати на стандартному апаратному забезпеченні без необхідності у додаткових потужних ресурсах;
- інтерфейс користувача має бути інтуїтивно зрозумілим навіть для нефахівців у галузі ІТ;
- система повинна забезпечувати обробку даних у реальному часі з мінімальними затримками;
- структура програмного продукту має дозволяти його легке розширення, оновлення та технічне обслуговування;
- витрати на впровадження та експлуатацію системи повинні бути мінімальними, що дозволить забезпечити її практичне застосування у малому та середньому бізнесі.

4.2 Обґрунтування функцій програмного продукту

Головною цільовою функцією програмного продукту є F_0 – створення програмної системи, що дозволяє здійснювати узгоджене прогнозування фінансових показників підприємств з використанням методів штучного інтелекту та часових ієрархій. На основі головної функції можна виокремити декомпозицію на три ключові підфункції:

- 1) $F1$ – вибір мови програмування, яка визначає технологічну платформу та можливість реалізації алгоритмів штучного інтелекту;
- 2) $F2$ – Вибір методу реалізації алгоритмів прогнозування, що впливає на гнучкість, ефективність і простоту підтримки програмного продукту;
- 3) $F3$ – Вибір середовища розробки та бібліотек машинного навчання, які забезпечують реалізацію моделей нейронних мереж та їхнє навчання.

Для кожної функції визначено можливі варіанти реалізації:

Функція $F1$:

- a) мова програмування Python – високоабстрактна, універсальна мова з потужною екосистемою для роботи з даними (вибрана в проєкті);
- b) мова програмування R – мова, орієнтована на статистичну обробку, але менш придатна для побудови інтерактивних додатків.

Функція $F2$:

- a) використання готових методів, реалізованих в бібліотеках;
- b) реалізація методів власноруч.

Функція $F3$:

- a) TensorFlow – фреймворк для створення масштабованих моделей;
- b) PyTorch – альтернативний фреймворк з більш динамічною обчислювальною графікою, що зручна для дослідницьких задач

Варіанти реалізації основних функцій наведені у морфологічній карті системи (рис. 4.1).

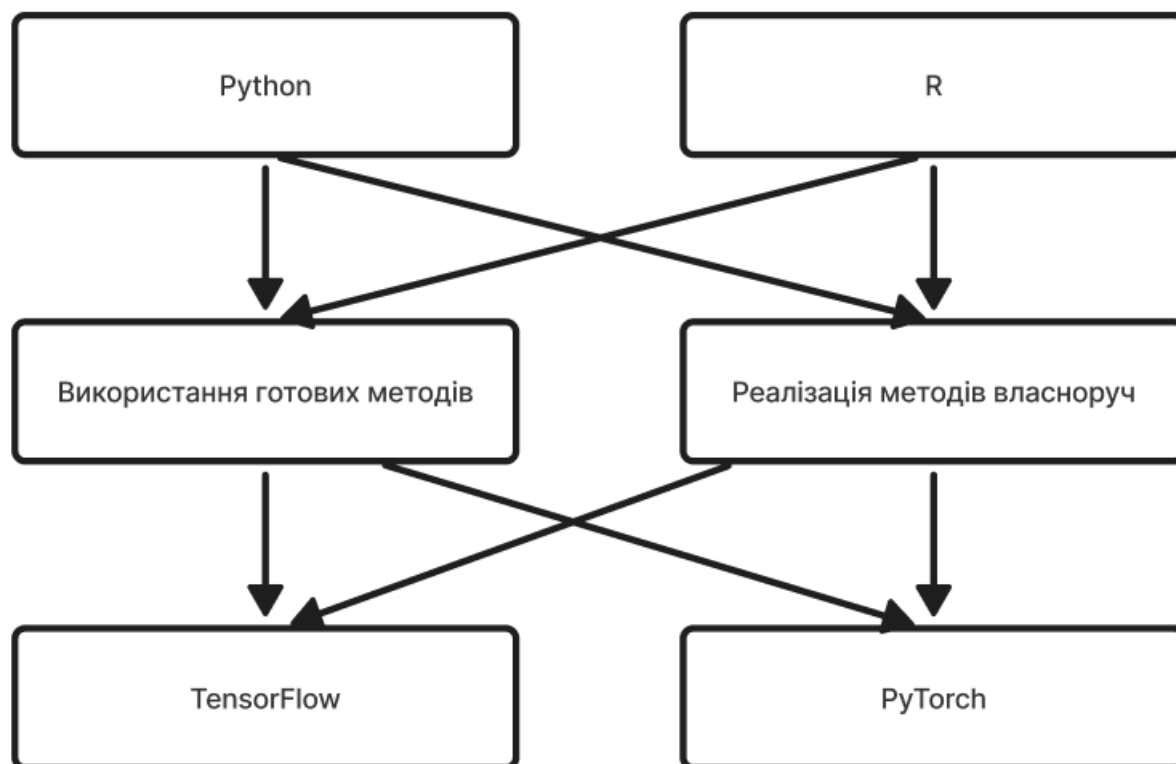


Рисунок 4.1 – Морфологічна карта

Морфологічна карта відображає всі можливі комбінації варіантів реалізації ключових функцій програмного продукту. Вона дозволяє систематизувати технологічні рішення за кожним напрямом розробки, оцінити взаємну сумісність варіантів і сформуванати оптимальну конфігурацію системи. На основі морфологічної карти було проаналізовано альтернативні підходи до реалізації, їх сильні та слабкі сторони. Спираючись на неї було побудовано позитивно-негативну матрицю в табл. 4.1.

Сама карта не є результатом випадкового вибору, а базується на системному аналізі. Вона також сприяє обґрунтованому вибору оптимальних комбінацій компонентів системи. Кожна комбінація відображає конкретні технічні та економічні параметри. Це дозволяє ще на етапі планування врахувати фактори реалізації та ризики.

Таблиця 4.1 – Позитивно-негативна матриця

Функції	Варіанти реалізації	Переваги	Недоліки
F1	А	Широкий вибір бібліотек, якісна документація	Швидкість роботи нижча, ніж у компільованих мов
	Б	Висока швидкість обчислень у статистичних задачах	Відносна складність вивчення, менше готових методів для ІА задач
F2	А	Легкість реалізації, економія часу	Брак гнучкості, обмеження адаптації під нестандартні задачі
	Б	Можливість глибокої модифікації, створення кастомних рішень	Підвищена складність, більше витрат часу на розробку
F3	А	Підтримка графових обчислень, висока продуктивність	Менше готових рішень для специфічних задач, зокрема часових ієрархій
	Б	Різноманіття готових моделей, зручність для досліджень	Менша продуктивність у порівнянні з графовими фреймворками

Проаналізувавши позитивно-негативну матрицю, можна дійти висновку, що деякі варіанти реалізації функцій програмного продукту не відповідають поставленим вимогам і можуть бути виключені з подальшого розгляду. Відповідні рішення позначені в морфологічній карті системи.

1. Функція F₁ (вибір мови програмування): перевага надається варіанту А – Python завдяки легкості у вивченні, великій кількості бібліотек, активній спільноті та якісній документації. Варіант Б – R відкидається через обмежений набір бібліотек для побудови повноцінних ІАС та складніший синтаксис, що ускладнює розробку користувацького інтерфейсу та інтеграцію.
2. Функція F₂ (метод реалізації алгоритмів): обидва варіанти мають істотні переваги. Варіант А – використання готових методів забезпечує швидкість розробки, однак не завжди дозволяє досягти високої гнучкості. Варіант Б – реалізація власних алгоритмів

складніший, але відкриває можливості для глибокої адаптації системи під специфічні задачі. Тому обидва варіанти залишаються допустимими для аналізу.

3. Перевагу надано варіанту А – TensorFlow, оскільки він забезпечує високу продуктивність завдяки підтримці графових обчислень, наявності модуля Keras для зручної побудови моделей, а також широкої підтримки нейромережових архітектур. Саме цей фреймворк було обрано та реалізовано в програмному продукті.

Таким чином, для подальшого функціонально-вартісного аналізу обрано наступні допустимі варіанти реалізації програмного продукту:

- F₁A – F₂A – F₃A;
- F₁A – F₂Б – F₃A.

Ці комбінації враховують необхідність досягнення балансу між якістю, продуктивністю, гнучкістю та простотою реалізації системи. У наступному підрозділі буде описано систему параметрів, що використовується для оцінки ефективності функцій програмного продукту та вибору остаточного варіанту реалізації.

4.3 Обґрунтування системи параметрів програмного продукту

На основі попереднього аналізу функцій та варіантів реалізації програмного продукту визначено ключові параметри, що будуть використані для оцінки технічного рівня реалізованої системи. Відібрані показники відображають як продуктивність програмного забезпечення, так і ефективність реалізованих моделей прогнозування.

Для оцінювання якості реалізації функціоналу програмного продукту використовуються такі параметри:

- X_1 – час, витрачений на виконання поставленого завдання: характеризує швидкість обробки даних та побудови прогнозу у практичному сценарії використання;
- X_2 – точність моделі: відображає якість роботи алгоритму прогнозування та визначається відповідно до метрик точності (наприклад, accuracy або F1-score);
- X_3 – час навчання моделей: оцінює затрати часу на повне навчання нейронної мережі при заданих параметрах;
- X_4 – потенційний об'єм програмного коду: свідчить про складність реалізації, підтримки та масштабування розробленої системи.

Ці параметри дозволяють комплексно охарактеризувати систему з позиції кінцевого користувача, розробника та економіки експлуатації. Їх значення визначаються на основі вимог замовника та реальних обмежень щодо часу, ресурсів і точності. Крім зазначених параметрів, у майбутньому доцільно враховувати стабільність роботи моделі при зміні вхідних даних. Це дозволить оцінити адаптивність системи до нових економічних умов та підвищити її надійність у довгостроковій перспективі.

Таблиця 4.2 – Основні параметри програмного продукту

Назва Параметра	Умовні позначення	Одиниці виміру	Значення параметра		
			гірші	середні	кращі
Час, витрачений на виконання поставленого завдання	X_1	Дні	80	60	40
Точність моделі	X_2	Відсотки	80	90	95
Час навчання моделей	X_3	хвилини	60	40	20
Потенційний об'єм програмного коду	X_4	кількість рядків коду	10000	5000	2500

Дані в табл 4.2 дозволяють побудувати графічні характеристики для оцінки та порівняння параметрів (рис. 4.2 – рис. 4.5).

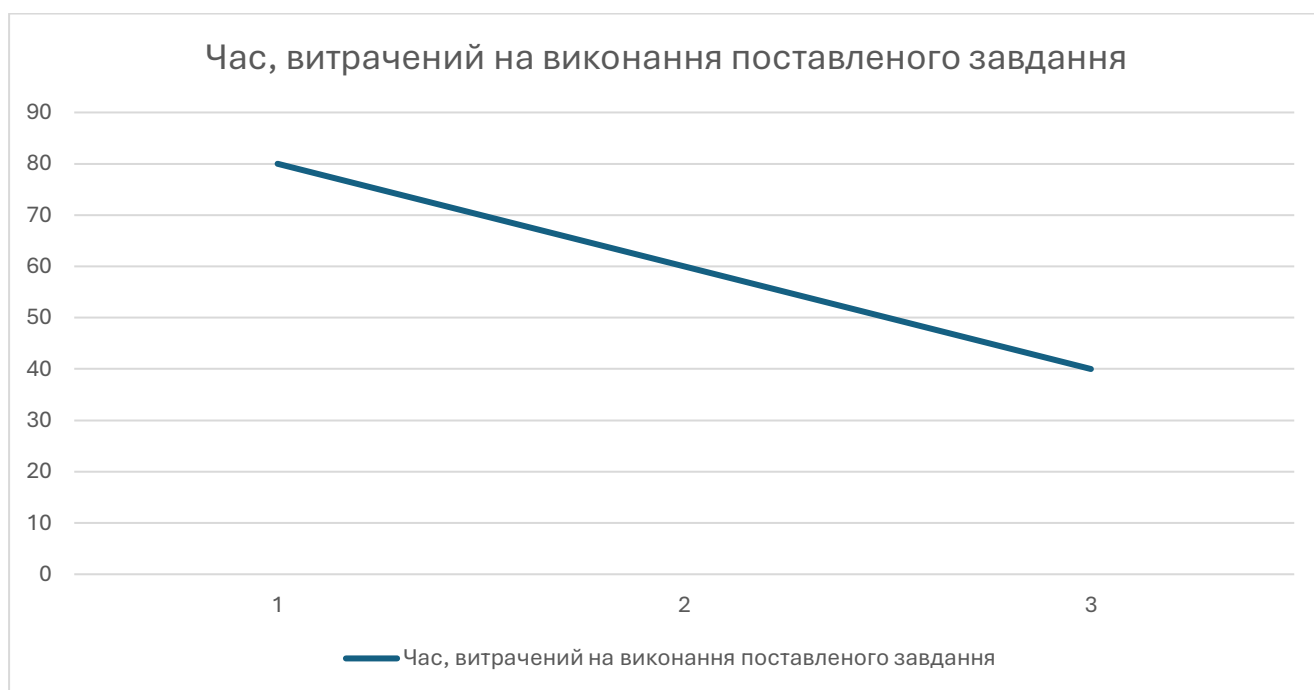


Рисунок 4.2 – X1, час, витрачений на виконання поставленого завдання

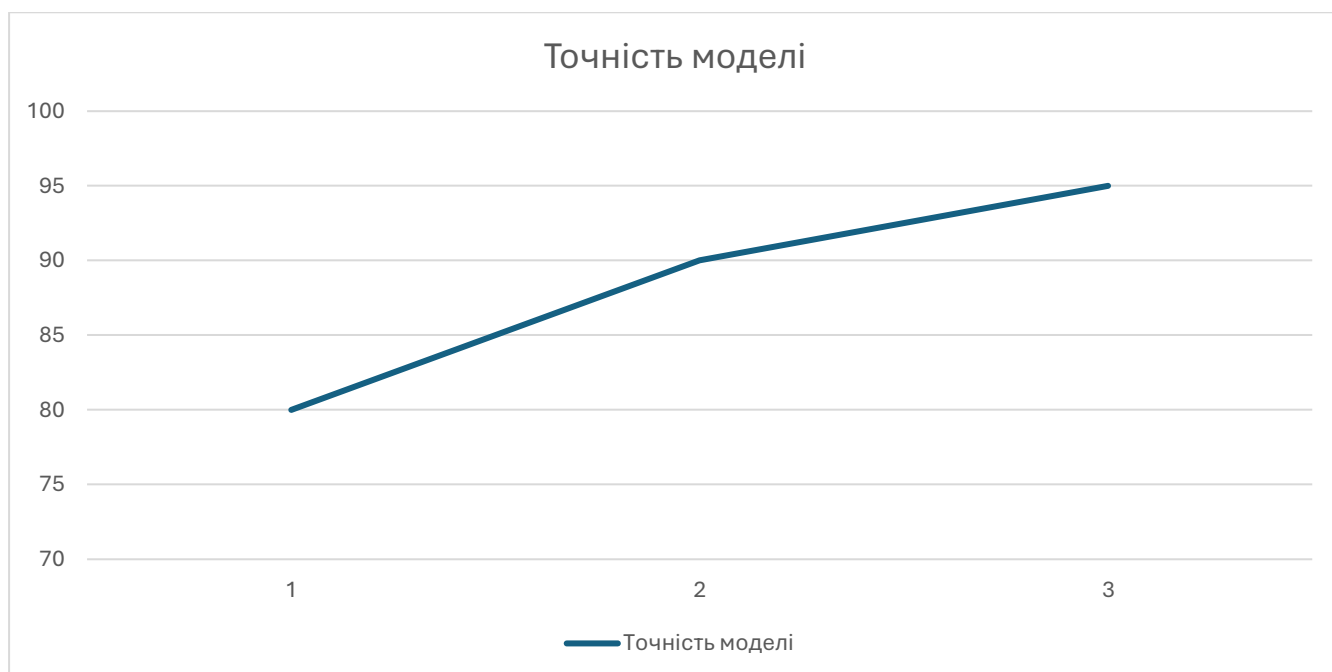


Рисунок 4.3 – X2, точність моделі

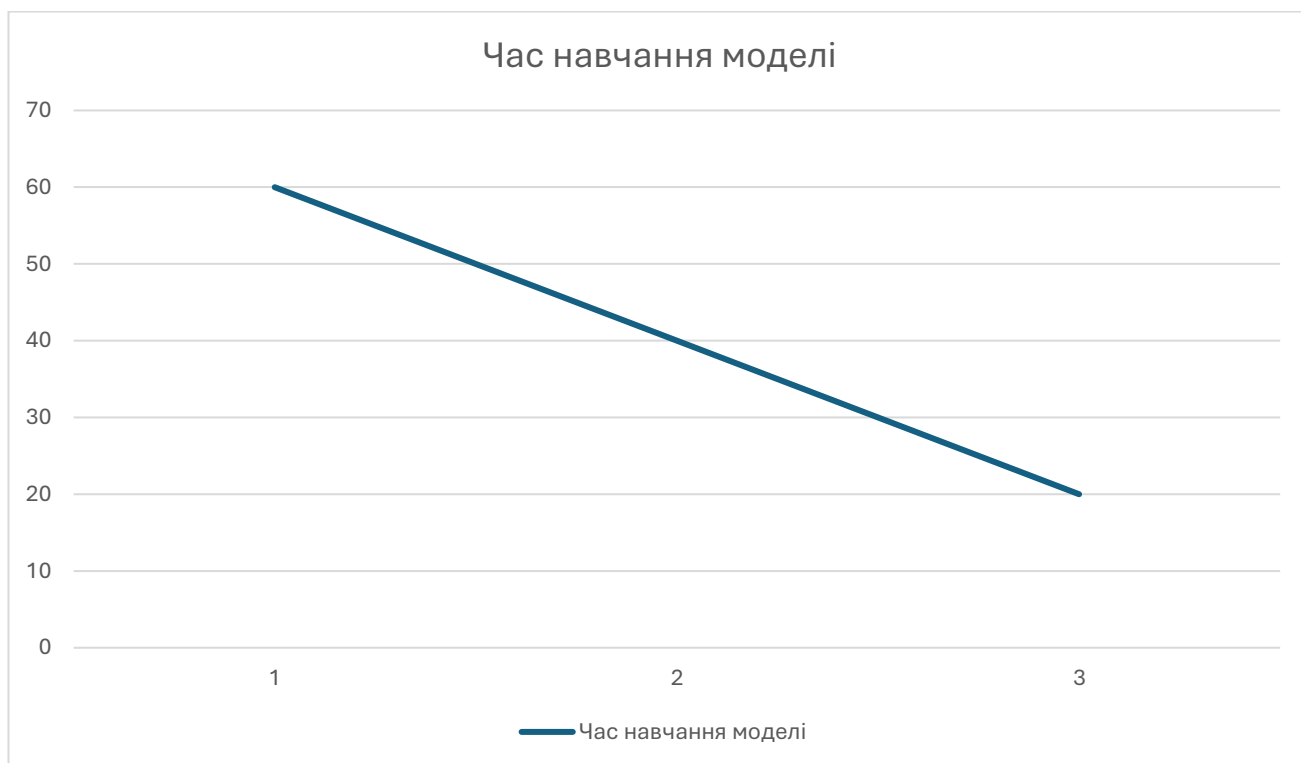


Рисунок 4.4 – X3, час навчання моделі

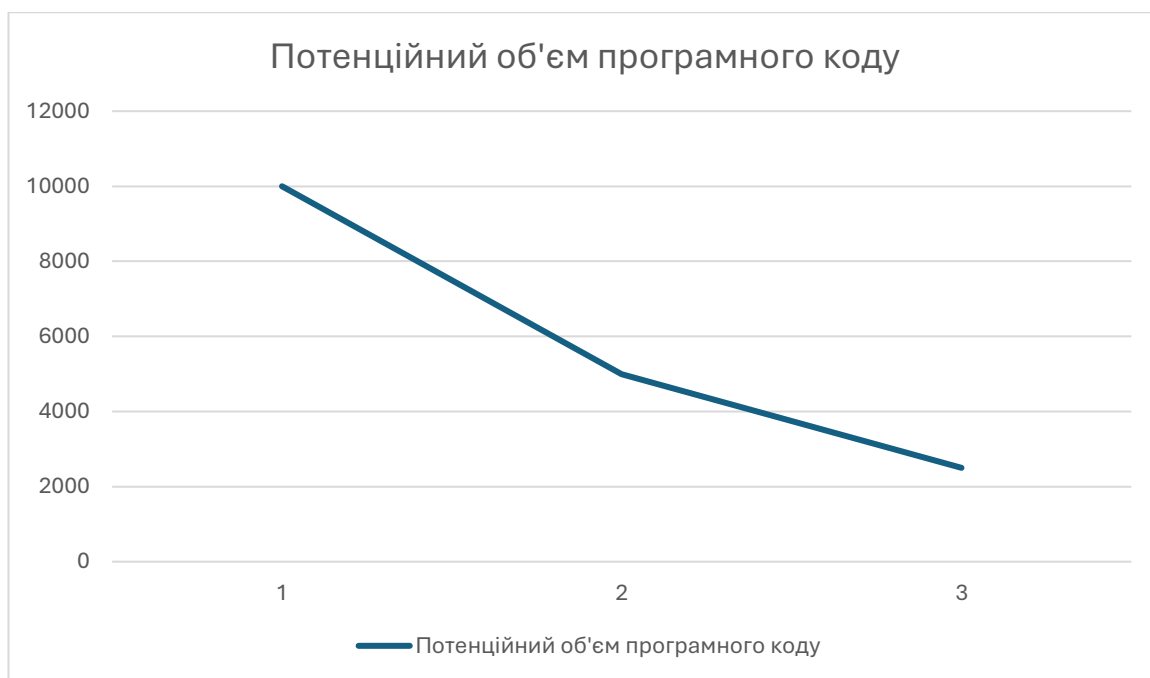


Рисунок 4.5 – X4, потенційний об'єм програмного коду

4.4 Аналіз експертного оцінювання параметрів

Для визначення вагових коефіцієнтів параметрів було застосовано метод попарного порівняння, який дозволяє зіставити важливість кожного показника щодо інших у контексті функціонування системи. Оцінювання проводила група з чотирьох експертів, до складу якої входили як спеціалісти з машинного навчання, так і економісти, обізнані з вимогами до фінансового аналізу.

Процедура експертного оцінювання включала наступні етапи:

- проведення ранжування параметрів кожним експертом відповідно до їх впливу на якість та ефективність програмного продукту;
- перевірка узгодженості оцінок для підтвердження можливості їх використання у подальших розрахунках;
- проведення попарного порівняння параметрів з урахуванням експертних ваг;
- узагальнення результатів та розрахунок вагових коефіцієнтів для кожного параметра, які будуть використані при обчисленні інтегрального технічного рівня системи.

Отримані коефіцієнти вагомості було використано для побудови інтегрального показника якості реалізації програмного продукту. На їх основі кожному з параметрів було присвоєно відповідну бальну оцінку. Подальше порівняння варіантів реалізації дозволило обґрунтовано обрати найкращу конфігурацію системи. Це забезпечує оптимальний баланс між продуктивністю, точністю та вартістю розробки. Отже, метод попарного порівняння довів свою ефективність у визначенні пріоритетів під час техніко-економічного аналізу.

Результати оцінки значущості параметрів, отримані шляхом агрегування експертних суджень, наведено у табл. 4.3.

Таблиця 4.3 – Результати ранжування параметрів

Позначення параметра	Назва параметра	Одиниці виміру	Ранг параметра за оцінкою експерта							Сума рангів в R_i	Відхилення Δ_i	Δ_i^2
			1	2	3	4	5	6	7			
$X1$	Час, витрачений на виконання поставленого завдання	дні	1	2	3	1	1	2	1	11	-6,5	42,25
$X2$	Точність моделі	Відсотки	2	1	1	3	2	1	2	12	-5,5	30,25
$X3$	Час навчання моделей	Хвилини	3	3	2	2	3	3	4	20	2,5	6,25
$X4$	Потенційний об'єм програмного коду	Кількість рядків коду	4	4	4	4	4	4	3	27	9,5	90,25
	Разом		10	10	10	10	10	10	10	70	0	169

Щоб оцінити достовірність експертних рейтингів, визначаємо такі параметри:

- а) сумарний ранг кожного показника та загальний ранг усіх показників:

$$R_i = \sum_{j=1}^N r_{ij} R_{ij} = \frac{Nn(n+1)}{2} = 70, \quad (4.1)$$

де N – кількість експертів;

n – число параметрів.

- б) середня сума рангів:

$$T = \frac{1}{n} R_{ij} = 17,5 \quad (4.2)$$

- в) різниця між рангами кожного параметра та середньої суми рангів:

$$\Delta_i = R_i - T. \quad (4.3)$$

Сума, що визначає відхилення кожного параметру повинна дорівнювати 0.

г) загальна сума квадратів відхилення:

$$S = \sum_{i=1}^N \Delta_i^2 = 169. \quad (4.4)$$

Коефіцієнт узгодженості:

$$W = \frac{12S}{N^2(n^3 - n)} = \frac{12 \cdot 169}{7^2(4^3 - 4)} = 0,69 > W_k = 0,56. \quad (4.5)$$

Отримані результати ранжування можна вважати надійними, адже розрахований коефіцієнт узгодженості перевищує нормативний показник, значення якого дорівнює 0,69. Таким чином утворимо табл. 4.4, де попарно порівнюємо всі параметри.

Таблиця 4.4 – Попарне порівняння параметрів.

Параметри	Експерти							Кінцева оцінка	Числове значення
	1	2	3	4	5	6	7		
X1 і X2	>	<	<	>	>	<	>	>	1,5
X1 і X3	>	>	<	>	>	>	>	>	1,5
X1 і X4	>	>	>	>	>	>	>	>	1,5
X2 і X3	>	>	>	<	>	>	>	>	1,5
X2 і X4	>	>	>	>	>	>	>	>	1,5
X3 і X4	<	<	<	<	<	<	>	<	0,5

Ступінь переваги i -го параметра над j -тим визначається числовим параметром a_{ij} і визначається по формулі:

$$a_{ij} = \begin{cases} 1.5 & \text{при } X_i > X_j \\ 1.0 & \text{при } X_i = X_j \\ 0.5 & \text{при } X_i < X_j \end{cases} \quad (4.6)$$

З отриманих числових оцінок переваги складемо матрицю $A = \| a_{ij} \|$.

Для кожного параметра зробимо розрахунок вагомості K_{bi} за наступними формулами:

$$K_{bi} = \frac{b_i}{\sum_{i=1}^n b_i}, \quad (4.7)$$

$$b_i = \sum_{i=1}^N a_{ij}. \quad (4.8)$$

Відносні оцінки розраховуються декілька разів доти, поки наступні значення не будуть незначно відрізнятися від попередніх (менше 2%). На другому і наступних кроках відносні оцінки розраховуються за наступними формулами:

$$K_{bi} = \frac{b'_i}{\sum_{i=1}^n b'_i}, \quad (4.9)$$

$$b'_i = \sum_{i=1}^N a_{ij} b_j. \quad (4.10)$$

Різниця значень коефіцієнтів вагомості не перевищує 2% (табл. 4.5), тому більшої кількості ітерацій не потрібно.

Таблиця 4.5 – Розрахунок вагомості параметрів

Параметри x_i	Параметри x_j				Перша ітер.		Друга ітер.	
	X1	X2	X3	X4	b_i	K_{Bi}	b_i^1	K_{Bi}^1
X1	1	1,5	1,5	1,5	5,5	0,34375	21,25	0,360169
X2	0,5	1	1,5	1,5	4,5	0,28125	16,25	0,275424
X3	0,5	0,5	1	0,5	2,5	0,15625	9,25	0,15678
X4	0,5	0,5	1,5	1	3,5	0,21875	12,25	0,207627
Всього:					16	1	59	1

4.5 Аналіз рівня якості варіантів реалізації функцій

На основі визначених параметрів і вагових коефіцієнтів проведено оцінювання рівня якості кожного з розглянутих варіантів реалізації функцій програмного продукту. Для кожної конфігурації виконано нормалізацію значень технічних параметрів та розраховано інтегральний показник якості – коефіцієнт технічного рівня.

Абсолютні значення параметрів X4 (потенційний об'єм коду програми), X3 (час навчання моделі), X2 (точність моделі) відповідають технічним вимогам умов експлуатації програмного продукту й дозволяють забезпечити його стабільну роботу. Абсолютне значення параметра X1 – час, витрачений на виконання поставленого завдання, хоча і не є мінімальним, однак перевищує базовий рівень і задовольняє вимоги користувача щодо продуктивності.

Коефіцієнт технічного рівня для кожного варіанта реалізації ПП розраховується так (табл. 4.6):

$$K_K(j) = \sum_{i=1}^n K_{ei,j} B_{i,j}, \quad (4.11)$$

де n – кількість параметрів;

K_{ei} – коефіцієнт вагомості i -го параметра;

B_i – оцінка i -го параметра в балах.

Таблиця 4.6 – Розрахунок показників рівня якості варіантів реалізації основних функцій ПП

Основні функції	Варіант реалізації функції	Параметри	Абсолютне значення параметра	Бальна оцінка параметра	Коефіцієнт вагомості параметра	Коефіцієнт рівня якості
F1	А	X4	2500	15	0,21	3,15
F2	А	X2	95	33	0,27	8,91
	Б	X2	80	11	0,27	2,97
F3	А	X1	60	18	0,36	2,88

За даними з табл. 4.6 за формулою:

$$K_K = K_{\text{ТУ}}[F_{1k}] + K_{\text{ТУ}}[F_{2k}] + \dots + K_{\text{ТУ}}[F_{zk}], \quad (4.12)$$

визначаємо рівень якості кожного з варіантів:

$$K_{K1} = 3,15 + 8,91 + 2,88 = 14,94 .$$

$$K_{K2} = 3,15 + 2,97 + 2,88 = 9 .$$

Як видно з розрахунків, кращим є 1 варіант, для якого коефіцієнт технічного рівня має найбільше значення.

4.6 Економічний аналіз варіантів розробки ПП

Для визначення вартості розробки ПП спочатку проведемо розрахунок трудомісткості.

Всі варіанти включають в себе два окремих завдання – розробка проекту програмного продукту та розробка програмної оболонки.

Завдання 1 за ступенем новизни відноситься до групи Б, завдання 2 до групи Б. За складністю алгоритми, які використовуються в завданні 1 належать до групи 1, а в завданні 2 – до групи 2.

Для реалізації завдання 1 використовується довідкова інформація, а завдання 2 використовує інформацію у вигляді даних.

Проведемо розрахунок норм часу на розробку та програмування для кожного з завдань.

Загальна трудомісткість обчислюється як:

$$T_0 = T_p \cdot K_{\Pi} \cdot K_{СК} \cdot K_M \cdot K_{СТ} \cdot K_{СТ.М}, \quad (4.13)$$

де T_p – трудомісткість розробки ПП;

K_{Π} – поправочний коефіцієнт;

$K_{СК}$ – коефіцієнт на складність вхідної інформації;

K_M – коефіцієнт рівня мови програмування;

$K_{СТ}$ – коефіцієнт використання стандартних модулів і прикладних програм;

$K_{СТ.М}$ – коефіцієнт стандартного математичного забезпечення.

Для першого завдання, виходячи із норм часу для завдань розрахункового характеру ступеню новизни А та групи складності алгоритму 1, трудомісткість дорівнює: $T_p = 60$ людино-днів. Поправочний коефіцієнт, який враховує вид нормативно-довідкової інформації для першого завдання: $K_{\Pi} = 1.031$. Поправочний коефіцієнт, який враховує складність контролю вхідної та вихідної інформації для всіх завдань рівний 1: $K_{СК} = 1$. Оскільки при розробці першого завдання

використовуються стандартні модулі, врахуємо це за допомогою коефіцієнта $K_{СТ} = 0.7$. Тоді загальна трудомісткість програмування першого завдання дорівнює:

$$T_1 = 60 \cdot 1.031 \cdot 1 \cdot 0.7 = 43.3 \text{ людино-днів.}$$

Проведемо аналогічні розрахунки для подальших завдань.

Для другого завдання (використовується алгоритм третьої групи складності, степінь новизни Б), тобто $T_P = 23$ людино-днів, $K_{П} = 1.1$, $K_{СК} = 1$, $K_{СТ} = 0.6$:

$$T_2 = 23 \cdot 1.1 \cdot 1 \cdot 0.6 = 15,18 \text{ людино-днів.}$$

Складаємо трудомісткість відповідних завдань для кожного з обраних варіантів реалізації програми, щоб отримати їх трудомісткість:

$$T_0 = (43.3 + 15,18) \cdot 8 = 467.84 \text{ людино-годин.}$$

В розробці беруть участь один програміст з окладом 32000 грн., один спеціаліст з економічним досвідом з окладом 26000. Визначимо середню зарплату за годину за формулою:

$$C_{ч} = \frac{M}{T_m \cdot t} \text{ грн,} \quad (4.14)$$

де M – місячний оклад працівників;

T_m – кількість робочих днів на місяць;

t – кількість робочих годин в день.

$$C_{ч} = \frac{32000 + 26000}{2 \cdot 18 \cdot 8} = 201,39 \text{ грн.} \quad (4.15)$$

Тоді, розрахуємо заробітну плату за формулою:

$$C_{3П} = C_{ч} \cdot T_i \cdot K_{д}, \quad (4.16)$$

де $C_{ч}$ – величина погодинної оплати праці програміста;

T_i – трудомісткість відповідного завдання;

$K_{д}$ – норматив, який враховує додаткову заробітну плату.

Зарплата розробників за варіантами становить:

$$C_{3П} = 201.39 \cdot 467.84 \cdot 1.2 = 113061,96 \text{ грн.}$$

Відрахування на єдиний соціальний внесок становить 22%:

$$C_{ВІД} = C_{3П} \cdot 0.22 = 113061,96 \cdot 0.22 = 24873,6 \text{ грн.}$$

Тепер визначимо витрати на оплату однієї машино–години. ($C_{М}$)

Так як одна ЕОМ обслуговує одного програміста з окладом 32000 грн., з коефіцієнтом зайнятості 0,2 то для однієї машини отримаємо:

$$C_{Г} = 12 \cdot M \cdot K_3 = 12 \cdot 32000 \cdot 0,2 = 76800 \text{ грн.}$$

З урахуванням додаткової заробітної плати:

$$C_{3П} = C_{Г} \cdot (1 + K_3) = 76800 \cdot (1 + 0.2) = 92160 \text{ грн.}$$

Відрахування на соціальний внесок:

$$C_{ВІД} = C_{3П} \cdot 0.22 = 92160 \cdot 0,22 = 20275,2 \text{ грн.}$$

Амортизаційні відрахування розраховуємо при амортизації 25% та вартості ЕОМ – 30000 грн.

$$C_A = K_{TM} \cdot K_A \cdot C_{ПР} = 1.3 \cdot 0.25 \cdot 30000 = 9750 \text{ грн,}$$

де K_{TM} – коефіцієнт, який враховує витрати на транспортування та монтаж приладу у користувача;

K_A – річна норма амортизації;

$C_{ПР}$ – договірна ціна приладу.

Витрати на ремонт та профілактику розраховуємо як:

$$C_P = K_{TM} \cdot C_{ПР} \cdot K_P = 1.3 \cdot 30000 \cdot 0.05 = 1950 \text{ грн,}$$

де K_P – відсоток витрат на поточні ремонти.

Ефективний годинний фонд часу ПК за рік розраховуємо за формулою:

$$\begin{aligned} T_{\text{ЕФ}} &= (D_K - D_B - D_C - D_P) \cdot t_3 \cdot K_B = (365 - 105 - 21 - 16) \cdot 8 \cdot 0.8 = \\ &= 1427,2 \text{ години,} \end{aligned}$$

де D_K – календарна кількість днів у році;

D_B, D_C – відповідно кількість вихідних та святкових днів;

D_P – кількість днів планових ремонтів устаткування;

t – кількість робочих годин в день;

K_B – коефіцієнт використання приладу у часі протягом зміни.

Витрати на оплату електроенергії розраховуємо за формулою:

$$C_{\text{ЕЛ}} = T_{\text{ЕФ}} \cdot N_C \cdot K_3 \cdot C_{\text{ЕН}} = 1427,2 \cdot 0,5 \cdot 0,4 \cdot 9,43 = 2691,7 \text{ грн,}$$

де N_C – середньо-споживча потужність приладу;

K_3 – коефіцієнтом зайнятості приладу;

$C_{\text{ЕН}}$ – тариф за 1 кВт-годин електроенергії.

Накладні витрати розраховуємо за формулою:

$$C_H = C_{\text{ПР}} \cdot 0,67 = 30000 \cdot 0,67 = 20100 \text{ грн.}$$

Тоді, річні експлуатаційні витрати будуть:

$$C_{\text{ЕКС}} = C_{\text{ЗП}} + C_{\text{ВІД}} + C_A + C_P + C_{\text{ЕЛ}} + C_H, \quad (4.17)$$

$$C_{\text{ЕКС}} = 92160 + 20275,2 + 20928,45 + 9750 + 1950 + 2691,7 = 147755,35 \text{ грн.}$$

Собівартість однієї машино–години ЕОМ дорівнюватиме:

$$C_{\text{М-Г}} = C_{\text{ЕКС}} / T_{\text{ЕФ}} = 147755,35 / 1427,2 = 103,53 \text{ грн/год.}$$

Оскільки в даному випадку всі роботи, які пов'язані з розробкою програмного продукту ведуться на ЕОМ, витрати на оплату машинного часу, в залежності від обраного варіанта реалізації, складає:

$$C_M = C_{\text{М-Г}} \cdot T, \quad (4.18)$$

$$C_M = 103,53 \cdot 467,84 = 48435,48 \text{ грн.}$$

Накладні витрати складають 67% від заробітної плати:

$$C_H = C_{\text{ЗП}} \cdot 0,67, \quad (4.19)$$

$$\text{I. } C_H = 92160 \cdot 0,67 = 61747,2 \text{ грн.}$$

Отже, вартість розробки ПП за варіантами становить:

$$C_{\text{ПП}} = C_{\text{ЗП}} + C_{\text{ВІД}} + C_M + C_H, \quad (4.20)$$

$$I. \quad C_{\text{ПП}} = 92160 + 20275,2 + 48435,48 + 61747,2 = 222617,88 \text{ грн.}$$

4.7 Вибір кращого варіанту ПП техніко-економічного рівня

Розрахуємо коефіцієнт техніко–економічного рівня за формулою:

$$K_{\text{ТЕР}j} = K_{\text{К}j} / C_{\text{Ф}j}, \quad (4.21)$$

$$K_{\text{ТЕР}1} = 14,94 / 222617,88 = 6,71 \times 10^{-5}.$$

На основі проведеного аналізу вартості розробки програмного продукту було визначено трудомісткість для двох ключових завдань: розробки проекту програмного продукту та програмної оболонки. Для першого завдання трудомісткість склала 43.3 людино-дні, з урахуванням використання довідкової інформації та стандартних модулів, що відображено поправочним коефіцієнтом 1.031 та коефіцієнтом стандартних модулів 0.7. Друге завдання, з трудомісткістю в 15,18 людино-дні, застосовує алгоритми третьої групи складності з відповідним коефіцієнтом 1.1. Сумарна трудомісткість обох завдань у людино-годинах дорівнює 467.84, що дозволяє оцінити необхідні ресурси та час для реалізації проекту. Загальна вартість розробки програмного продукту становить 222617,88 гривень, що включає заробітну плату, витрати на оплату машинного часу, соціальні внески та накладні витрати.

Розрахована собівартість включає всі основні елементи витрат, що забезпечує повне уявлення про економічну доцільність проекту. Залучення лише одного програміста та економіста демонструє високий рівень оптимізації людських ресурсів. Витрати на експлуатацію техніки розраховано з урахуванням амортизації, ремонту та споживання електроенергії.

Висновки до розділу 4

У цьому розділі було проведено функціонально-вартісний аналіз програмного продукту, призначеного для оцінки фінансово-економічного стану підприємств з використанням моделей штучного інтелекту. Метод ФВА дозволив систематизувати функції програмної системи, оцінити можливі варіанти реалізації та порівняти їх за ключовими параметрами: точністю моделі, часом виконання, тривалістю навчання та обсягом програмного коду.

Побудована морфологічна карта дала змогу визначити найбільш доцільні комбінації реалізації, які відповідають технічним і економічним вимогам до системи. Проведене експертне оцінювання значущості параметрів на основі методу попарного порівняння дало змогу сформувану обґрунтовану вагову модель для розрахунку інтегрального коефіцієнта технічного рівня. Результати порівняння свідчать, що обраний варіант реалізації на основі мови Python і фреймворку TensorFlow демонструє високу точність прогнозування при прийнятних витратах ресурсів.

Таким чином, розроблений програмний продукт забезпечує належний баланс між функціональністю, продуктивністю та трудомісткістю впровадження. Його реалізація є технічно виправданою та економічно доцільною, особливо з урахуванням можливостей масштабування, використання у фінансових аналітичних відділах підприємств або органів державного контролю. Подальші дослідження можуть бути зосереджені на оптимізації архітектури моделі, скороченні часу навчання та впровадженні додаткових механізмів інтерпретації результатів для підвищення зручності використання системи.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання бакалаврської роботи було розроблено інформаційно-аналітичну систему для оцінки фінансово-економічного стану підприємства із використанням моделей штучного інтелекту. Актуальність цієї теми обумовлена потребою в автоматизованих засобах фінансового аналізу в умовах високої динаміки економічного середовища, цифровізації звітності та зростанням кількості відкритих фінансових даних.

У першому розділі було досліджено теоретичні основи фінансового аналізу підприємства, вивчено ключові форми фінансової звітності, фінансові коефіцієнти, що характеризують ліквідність, рентабельність, платоспроможність, ефективність діяльності підприємства. Проаналізовано сучасні інформаційно-аналітичні системи та доведено доцільність їх поєднання з інструментами штучного інтелекту.

У другому розділі розглянуто теоретичні аспекти моделей машинного навчання, що застосовуються для аналізу фінансового стану підприємств, зокрема багатосарові перцептрони, карти Кохонена, автоенкодері. Обґрунтовано вибір моделей для задач класифікації та прогнозування ризику банкрутства. Окреслено критерії вибору фінансових показників, що забезпечують високу інформативність і точність прогнозів.

У третьому розділі представлено реалізацію програмного продукту на базі мови Python із використанням бібліотек Pandas, TensorFlow, Matplotlib та Tkinter. Реалізовано інтерфейс користувача з функціями завантаження звітності, автоматичного обчислення фінансових коефіцієнтів, візуалізації динаміки показників і прогнозування рівня фінансової стабільності підприємства. Проведено порівняльне тестування моделей, з якого випливає, що архітектури типу MLP With_Tanh найкращу якість класифікації, а SOM з автоенкодером демонструють кращу стабільність при збільшенні розмірності ніж SOM без автоенкодера.

У четвертому розділі здійснено функціонально-вартісний аналіз розробленого ПП. Побудовано морфологічну карту функцій, визначено техніко-

економічні показники якості реалізації, проведено оцінку трудомісткості, вартості розробки та експлуатації системи. Показано, що обраний варіант реалізації забезпечує оптимальний баланс між функціональністю, точністю та витратами.

Результатом роботи стала гнучка та інтуїтивно зрозуміла система, яка дозволяє автоматизувати процес аналізу фінансового стану підприємств, підвищити точність прогнозів і знизити часові витрати аналітика. Запропоноване рішення може бути ефективно використане як у корпоративному середовищі, так і в межах державного моніторингу фінансової стійкості підприємств. У перспективі можливе розширення функціоналу системи за рахунок впровадження моделей прогнозування часових рядів, додаткових метрик, а також створення веб-інтерфейсу.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Фінансовий аналіз. Навчальний посібник / М. Р. Лучко, С. М. Жукевич, А. І. Фаріон – Тернопіль:, ТНЕУ, – 2016 – 304 с.
2. Подольська В.О., Яріш О.В. Фінансовий аналіз: Навч посібник. – К.: Центр навчальної літератури, 2007. – 488 с.
3. Фінансова звітність – основне джерело фінансової інформації. Л. А. Скакун. URL: <https://magazine.faaf.org.ua/finansova-zvitnist-osnovne-dzherelo-finansovoi-informacii.html>
4. Фінансова звітність підприємств: Навчально-методичний посібник / С. В. Приймак, М. Т. Костишина, Д. В. Долбнева. – Львів: Ліга-Прес, 2016. – 268 с.
5. Види прибутку, які має вміти рахувати кожен підприємець, щоб розуміти стан свого бізнесу: інфографіка. bakertilly. 2024. URL: <https://surl.li/ajxnkx> (Дата звернення 14.05.2025)
6. Звіт про фінансові результати (Звіт про сукупний дохід): питання формування та співвідношення з МСФЗ / А. Озеран // Бухгалтерський облік і аудит. – 2013. – № 6. – С. 25–34. – URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/boau_2013_6_5 (Дата звернення 15.05.2025)
7. Звіт про рух грошових коштів (за прямим методом) за формою №3: інструкція. 7eminar. 2025. URL: <https://7eminar.ua/news/3439-zvit-pro-ruh-grosovix-kostiv-pryamim-metodom-forma-3> (Дата звернення 14.05.2025)
8. Фінансова звітність як джерело інформації для прийняття управлінських рішень / О. В. Будько. // Ефективна економіка. – 2013. – № 1. – URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/efek_2013_1_20 (Дата звернення 15.05.2025)
9. Баланс підприємства: актив та пасив. Реферат. ОСВІТА.UA. 2021. URL: https://osvita.ua/vnz/reports/econom_pidpr/20412/#google_vignette (Дата звернення 15.05.2025)

10. Аналітичні можливості балансу (звіту про фінансовий стан) підприємства / О. Ф. Томчук // Причорноморські економічні студії. – 2018. – Вип. 28(2). – С. 152–159. – URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/bses_2018_28%282%29_33 (Дата звернення 15.05.2025)
11. Економіка підприємства: підручник / під заг. ред. д.е.н., проф. Ковальської Л.Л. та проф. Кривов'язюка І.В. Київ: Видавничий дім «Кондор», 2020. 700 с.
12. Аналіз існуючих прийомів і методів фінансового аналізу діяльності суб'єктів господарювання / Н. І. Синькевич, Т. М. Васишин // Бізнес Інформ. – 2014. – № 4. – С. 313–317. – URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/binf_2014_4_55 (Дата звернення 15.05.2025)
13. Кобилецький В.Р. Коефіцієнт поточної ліквідності. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovnik-ekonomichnikh-terminiv/256-pokaznik-potochnoji-likvidnosti-pokaznik-pokrittya> (Дата звернення 15.05.2025)
14. Кобилецький В.Р. Коефіцієнт швидкої ліквідності. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovnik-ekonomichnikh-terminiv/252-koefitsient-shvidkoji-likvidnosti-koefitsient-terminovoji-likvidnosti> (Дата звернення 15.05.2025)
15. Кобилецький В.Р. Коефіцієнт абсолютної ліквідності. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovnik-ekonomichnikh-terminiv/250-koefitsient-absolyutnoji-likvidnosti> (Дата звернення 15.05.2025)
16. Кобилецький В.Р. Рентабельність. Сутність та показники. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/metodyka-rozrakhunku-2/229-rentabelnist> (Дата звернення 15.05.2025)
17. Кобилецький В.Р. Коефіцієнт оборотності активів. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovnik-ekonomichnikh-terminiv/288-oborotnist-aktiviv> (Дата звернення 15.05.2025)
18. Кобилецький В.Р. Коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovnik-ekonomichnikh->

- [terminiv/299-pokaznik-oborotnosti-debitorskoji-zaborgovanosti](#) (Дата звернення 15.05.2025)
19. Кобилецький В.Р. Період погашення дебіторської заборговності. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovník-ekonomichnikh-terminiv/319-period-pogashennya-debitorskoji-zaborgovanosti> (Дата звернення 15.05.2025)
 20. Кобилецький В.Р. Коефіцієнт оборотності запасів. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovník-ekonomichnikh-terminiv/293-oborotnist-zapasisv> (Дата звернення 15.05.2025)
 21. Кобилецький В.Р. Період одного обороту запасів. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovník-ekonomichnikh-terminiv/318-period-odnogo-oborotu-zapasisv> (Дата звернення 15.05.2025)
 22. Кобилецький В.Р. Коефіцієнт концентрації позикового капіталу. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovník-ekonomichnikh-terminiv/264-koefitsient-kontsentratsiji-pozikovogo-kapitalu> (Дата звернення 15.05.2025)
 23. Кобилецький В.Р. Коефіцієнт фінансової автономії. AnalizUA. 2021. URL: <https://analizua.com/slovník-ekonomichnikh-terminiv/346-pokaznik-finansovoji-avtonomiji-pokaznik-finansovoji-nezalezhnosti> (Дата звернення 15.05.2025)
 24. Костенко, Ю., Короленко, О., & Гузь, М. (2022). АНАЛІЗ ФІНАНСОВОЇ СТІЙКОСТІ ПІДПРИЄМСТВА В УМОВАХ ВОЄННОГО СТАНУ. Економіка та суспільство, (43). URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-43-77> (Дата звернення 15.05.2025)
 25. Шарапа, О. Особливості економічного аналізу кредиторської заборговності підприємства / Ольга Шарапа // Інститут бухгалтерського обліку, контроль та аналіз в умовах глобалізації : міжнар. зб. наук. пр. – 2016. – Вип. 4. – С. 91–101. URL: <http://dspace.wunu.edu.ua/bitstream/316497/22192/1/Шарапа%20О..pdf> (дата звернення: 16.05.2025).
 26. Методичні аспекти аналізу рентабельності діяльності підприємства / А. М. Лебедева // Вісник Одеського національного університету. Економіка. –

2012. – Т. 17, Вип. 3–4. – С. 29–36. – URL:
http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vonu_econ_2012_17_3-4_6 (дата звернення: 16.05.2025).
27. Український бізнес в умовах війни: виклики, втрати та шляхи підтримки. Ukrainian Crisis Media Center. 2021. URL: <https://uacrisis.org/uk/ukrayinskyj-biznes-v-umovah-vijny-vyklyky-vtraty-ta-shlyahy-pidtrymky> (дата звернення: 21.05.2025).
28. Сутність інформаційно-аналітичного забезпечення управління підприємством. Хвальчик І.Л., Волощук Л.О.2020.URL: <https://economics.net.ua/files/archive/2020/No1/84.pdf> (Дата звернення 16.05.2025)
29. Що таке ERP?. Oracle. URL: <https://www.oracle.com/ua/erp/what-is-erp/> (Дата звернення 16.05.2025)
30. Advanced analytics: overview of AI features in Power BI. TTMS. 2025. URL: <https://ttms.com/advanced-analytics-overview-of-ai-features-in-power-bi/> (дата звернення: 16.05.2025).
31. AI powered Data Analytics with Zia. Zoho. URL: <https://www.zoho.com/analytics/zia/> (Дата звернення 17.05.2025)
32. AI-Powered Self-Service BI and Analytics Platform. Zoho. URL: <https://www.zoho.com/analytics/> (Дата звернення 17.05.2025)
33. Augmented Analytics with AI. Qlik. URL: <https://www.qlik.com/us/augmented-analytics/ai-analytics> (дата звернення: 13.05.2025).
34. Pattern Recognition: Statistics to Deep Networks. biometrics.cse.msu. 2020. URL: https://biometrics.cse.msu.edu/Presentations/Anil%20Jain_BAAI_June21.pdf
35. Використання нейромережевих методів у задачах фінансового менеджменту / І. О. Калініна // Наукові праці [Чорноморського державного університету імені Петра Могили]. Сер. : Комп'ютерні технології. – 2008. – Т. 90, Вип. 77. – С. 160–167. – URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Npchduct_2008_90_77_19 (дата звернення: 20.05.2025).

36. Моделювання ймовірності банкрутства підприємства (На прикладі «Будівельна корпорація «УКРБУД»). О. В. Кучмей. 2017. URL: <http://www.economy.nauka.com.ua/?op=1&z=6037> (Дата звернення 20.05.2025)
37. Модель розрахунку ймовірності банкрутства як метод оцінки фінансового потенціалу підприємства. О.С.Хринюк, В.А.Бова. 2018. URL: http://www.economy.nauka.com.ua/pdf/2_2018/46.pdf (Дата звернення 20.05.2025)
38. Нечіткі, нейромережеві та дискримінантні моделі діагностування можливості банкрутства підприємств / А. В. Матвійчук // Нейро–нечіткі технології моделювання в економіці. – 2013. – № 2. – С. 71–118. – URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nntm_2013_2_6 (дата звернення: 20.05.2025).

ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ

Лістинг коду розміщено за посиланням
<https://docs.google.com/document/d/1tcD8wtYW3BxKTQow1oGzEeMgAnEAsBoEC1w3QeEmpTk/edit?usp=sharing>