

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ХАРЧОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

**Інститут (факультет) автоматизації і комп'ютерних систем імені проф. І.В. Ельперіна  
Кафедра інформаційних технологій, штучного інтелекту і кібербезпеки**

**«До захисту в ЕК»**  
Директор інституту(декан факультету)  
\_\_\_\_\_ Андрій ФОРСЮК \_\_\_\_\_  
(підпис) (ім'я та прізвище)

«08» грудня 2025р.

**«До захисту допущено»**  
Завідувач кафедри  
\_\_\_\_\_ Сергій ГРИБКОВ \_\_\_\_\_  
(підпис) (ім'я та прізвище)

«08» грудня 2025р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА  
НА ЗДОБУТТЯ ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ МАГІСТРА**

зі спеціальності 122 Комп'ютерні науки \_\_\_\_\_  
(код та назва спеціальності)

освітньо-професійної програми Управління інформацією та аналітика даних  
на тему: Інформаційно-аналітична система для прогнозування фінансових показників ПрАТ "Лантманнен Акса"

Виконав: здобувач 2 курсу, групи КН-2-2М

\_\_\_\_\_ Позняк Михайло Олегович \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові повністю) (підпис)

Керівник \_\_\_\_\_ Харкянен Олена Валеріївна \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я та по батькові повністю) (підпис)

Консультанти \_\_\_\_\_  
(ім'я та прізвище) (підпис)

\_\_\_\_\_ (ім'я та прізвище) (підпис)

\_\_\_\_\_ (ім'я та прізвище) (підпис)

Рецензент \_\_\_\_\_  
(ім'я та прізвище) (підпис)

*Я як здобувач Національного університету харчових технологій розумію і підтримую політику університету з академічної доброчесності. Я не надавав і не одержував недозволеної допомоги під час підготовки цієї роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело*

Здобувач \_\_\_\_\_  
(підпис)

Київ — 2025р.

# НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ХАРЧОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Інститут (факультет) автоматизації і комп'ютерних систем імені проф. І.В. Ельперіна

Кафедра інформаційних технологій, штучного інтелекту і кібербезпеки

Освітній ступінь магістр

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

(код і назва)

Освітньо-професійна програма Управління інформацією та аналітика даних

(назва)

## ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри інформаційних  
технологій, штучного інтелекту і  
кібербезпеки

Сергій ГРИБКОВ

«05» листопада 2025 року

## ЗАВДАННЯ

### НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ ЗДОБУВАЧА

Позняка Михайла Олеговича

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Інформаційно-аналітична система для прогнозування фінансових показників ПрАТ "Лантманнен Акса"

керівник роботи Харкянен Олена Валеріївна, к.т.н., доцент

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом закладу вищої освіти від «05» листопада 2025 року №906-кв

2. Строк подання здобувачем роботи: 01 грудня 2025 року

3. Вихідні дані до роботи: інформація про діяльність ПрАТ "Лантманнен Акса", структура підприємства, показники фінансової діяльності підприємства, інформація про методи машинного навчання

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити):

Розділ 1. Дослідження структури підприємства та роботи фінансового відділу

Розділ 2. Становлення штучного інтелекту та ключові концепції глибокого навчання

Розділ 3. Реалізація інформаційно-аналітичної системи

5. Перелік графічного матеріалу:

Додаток А. Організаційна структура підприємства

Додаток Б. Функціональна модель діяльності Фінансового відділу

Додаток В. Модель сховища даних

Додаток Г. Python-скрипт побудови моделей LSTM

Додаток Д. Python-скрипт прогнозування та візуалізації у Power BI

6. Консультанти розділів роботи:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	Харкянен О.В., доцент НУХТ	01.10.2025	06.10.2025
2	Харкянен О.В., доцент НУХТ	07.10.2025	11.11.2025
3	Харкянен О.В., доцент НУХТ	12.11.2025	25.11.2025

7. Дата видачі завдання: 01 жовтня 2025 року

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів виконання кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Дослідження діяльності ПрАТ «Лантманнен Акса» та функцій фінансового відділу	01.10.2025 – 06.10.2025	Виконано
2	Дослідження історії розвитку технологій ШІ та ГНМ	07.10.2025 – 21.10.2025	Виконано
3	Дослідження сучасних засобів створення інформаційно-аналітичної системи	22.10.2025 – 11.11.2025	Виконано
4	Розробка інформаційно-аналітичної системи	12.11.2025 – 25.11.2025	Виконано
5	Оформлення кваліфікаційної роботи	26.11.2025 – 29.11.2025	Виконано
6	Оформлення презентації	30.11.2025 – 01.12.2025	Виконано

Здобувач

\_\_\_\_\_ (підпис)

Михайло ПОЗНЯК

\_\_\_\_\_ (ім'я та прізвище)

Керівник роботи

\_\_\_\_\_ (підпис)

Олена ХАРКЯНЕН

\_\_\_\_\_ (ім'я та прізвище)

## АНОТАЦІЯ

Позняк Михайло Олегович - Інформаційно-аналітична система для прогнозування фінансових показників ПрАТ "Лантманнен Акса".

У роботі розглянуто сучасні підходи до прогнозування фінансових показників з використанням методів машинного навчання та обґрунтовано вибір інструментів для створення інформаційно-аналітичної системи у Фінансовому відділі ПрАТ «Лантманнен Акса».

Розроблено функціональну модель діяльності Фінансового відділу підприємства, структуру сховища даних для збереження показників діяльності підприємства у СУБД MySQL, проведено логічне моделювання даних та визначено оптимальне середовище для реалізації моделі прогнозування. Обробка часових рядів та генерація прогнозних значень здійснена на основі використання моделі довгої короткочасної пам'яті, реалізованої мовою Python із застосуванням сучасних бібліотек машинного навчання NumPy, pandas, scikit-learn та TensorFlow.

**Ключові слова:** ЛАНТМАННЕН АКСА, ФІНАНСОВИЙ ВІДДІЛ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, ГЛИБИННЕ НАВЧАННЯ, МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ.

## SUMMARY

Poznyak Mykhailo Olehovych - Information and analytical system for forecasting financial indicators of PrJSC "Lantmannen Akxa".

The paper considers modern approaches to forecasting financial indicators using machine learning methods and justifies the choice of tools for creating an information and analytical system in the Finance Department of Lantmannen Akxa PJSC.

A functional model of the activities of the Financial Department of the enterprise, a data warehouse structure for storing enterprise performance indicators in the MySQL DBMS, logical data modeling and an optimal environment for implementing the forecasting model were developed. Time series processing and generation of forecast values were carried out based on the use of a long short-term memory model implemented in Python using modern machine learning libraries NumPy, pandas, scikit-learn and TensorFlow.

**Keywords:** LANTMANNE AKSA, FINANCE DEPARTMENT, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, DEEP LEARNING, FORECASTING MODEL.

## ЗМІСТ

<u>ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ</u> .....	8
<u>ВСТУП</u> .....	9
<u>РОЗДІЛ 1. ДОСЛІДЖЕННЯ ДІЯЛЬНОСТІ ПРАТ «ЛАНТМАННЕН АКСА» ТА ФІНАНСОВОГО ВІДДІЛУ</u> .....	12
<u>1.1. Історія створення та розвитку підприємства</u> .....	12
<u>1.2. Стандарти якості продукції</u> .....	13
<u>1.3. Організаційна структура підприємства</u> .....	14
<u>1.4. Фінансовий відділ та його основні завдання</u> .....	15
<u>1.5. Розроблення функціональної моделі діяльності Фінансового відділу</u>	17
<u>1.6. Огляд програмного забезпечення підприємства</u> .....	23
<u>1.7. Висновки до розділу 1</u> .....	28
<u>РОЗДІЛ 2. СТАНОВЛЕННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА КЛЮЧОВІ КОНЦЕПЦІЇ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ</u> .....	30
<u>2.1. Історія розвитку штучного інтелекту</u> .....	30
<u>2.2. Огляд технологій машинного та глибинного навчання</u> .....	38
<u>2.3. Глибинні нейронні мережі та їх види</u> .....	40
<u>2.4. Приклади успішного впровадження ГНМ у виробничі процеси</u> .....	48
<u>2.5. Задачі Фінансового відділу та методи їх вирішення</u> .....	53
<u>2.6. Висновки до розділу 2</u> .....	55
<u>РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНОЇ СИСТЕМИ</u> ..	57
<u>3.1. Задачі Фінансового відділу та потреба у комплексному рішенні</u> .....	57
<u>3.2. Програмні засоби для зберігання та обробки даних</u> .....	57
<u>3.3. Вибір мови програмування для побудови моделі прогнозування</u> .....	62
<u>3.4. Обґрунтування вибору робочого середовища</u> .....	68

	7
<u>3.5. Реалізація побудови графічних представлень фінансових даних</u> .....	72
<u>3.6. Висновки до розділу 3</u> .....	75
<u>ВИСНОВКИ</u> .....	77
<u>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ</u> .....	78
<u>ДОДАТКИ</u> .....	83

**ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ**

БНМ – багатошарова нейронна мережа

ГНМ – глибинна нейронна мережа

ДКЧП – довга короткочасна пам'ять

ЗНМ – згорткова нейронна мережа

ШІ – штучний інтелект

## ВСТУП

**Актуальність і практична значущість теми.** У сучасних умовах високої конкуренції та нестабільності ринку точність фінансового планування є ключовим фактором ефективного управління діяльністю підприємства. ПрАТ «Лантманнен Акса» здійснює значні обсяги експортно-імпорتنих операцій, що потребує своєчасного аналізу, контролю та прогнозування. Наявні інформаційні системи підприємства забезпечують облік і документообіг, однак не дають змоги формувати точні прогнозні показники, необхідні для підтримки стратегічних рішень.

Глибинні нейронні мережі сьогодні є одним із актуальних та ефективних інструментів прогнозування, оскільки здатні виявляти приховані закономірності у складних часових рядах і враховувати багатофакторні залежності. Використання таких моделей забезпечить значне підвищення точності прогнозів імпорту і експорту та дозволить підприємству оперативно реагувати на зміни ринку.

**Мета** дослідження – створення інформаційно-аналітичної системи, здатної формувати точні прогнозні показники діяльності підприємства на основі поєднання моделей машинного навчання та засобів бізнес-аналітики.

### **Завдання дослідження:**

- ~ розробка функціональної моделі діяльності Фінансового відділу підприємства;
- ~ розробка сховища даних для збереження показників діяльності підприємства,
- ~ дослідження та навчання моделі довгої короткочасної пам'яті для прогнозування часових рядів,
- ~ реалізація інформаційно-аналітичної системи для прогнозування фінансових показників харчового підприємства.

**Об'єкт дослідження** – діяльність фінансового відділу ПрАТ «Лантманнен Акса».

**Предмет дослідження** – моделі довгої короткочасної пам'яті, рекурентна та згортова нейронні мережі, нейронна мережа виявлення аномалій, навчання з підкріпленням в задачах прогнозування фінансових показників ПрАТ «Лантманнен Акса».

**Методи дослідження** базуються на основних принципах системного аналізу та функціонального аналізу, теорії сховищ даних. Використано методи підготовки, очищення та завантаження даних до сховища даних; методи прогнозування даних; методи математичного моделювання, зокрема моделі глибинного навчання для формування прогнозних значень фінансових показників.

**Наукова новизна** – набув подальшого розвитку метод прогнозування фінансових показників харчового підприємства який на відміну від традиційних відрізняється інтеграцією методів машинного навчання з аналітичними засобами візуалізації даних. Розроблений підхід удосконалює процес підготовки та структуризації даних і дозволяє більш ефективно використовувати прогнозні моделі в процесі прийняття управлінських рішень в харчовій галузі.

***Практичне значення одержаних результатів:***

- ~ підвищення ефективності прогнозування показників імпорту і експорту продукції з метою оцінки перспектив розширення асортименту продукції ПрАТ «Лантманнен Акса» на зовнішніх ринках;
  - ~ підвищення ефективності діяльності фінансового відділу підприємства за рахунок більш обґрунтованого планування фінансових показників, бюджетів підприємства;
- можливість своєчасного виявлення відхилень у прогнозуванні показників для прийняття більш обґрунтованих управлінських рішень.

**Особистий внесок здобувача.** Усі основні положення і результати дисертаційної роботи, що захищаються, одержані автором самостійно.

**Апробація.** Наукові та практичні результати кваліфікаційної роботи доповідались та обговорювались на XII Міжнародній науково-технічній Internet-конференції «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення

систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами» (м. Київ, НУХТ, 2025 р.)

### **Публікації.**

Позняк М.О. Глибинне навчання для прогнозування фінансових показників харчового підприємства / Позняк М.О., Харкянен О.В. // XII Міжнародна науково-технічна Internet-конференції «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами», 27 листопада 2025 р (Київ, Україна). К. : НУХТ, 2025.

***Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами кафедри, університету, іншої наукової установи.*** Кваліфікаційна робота виконувалась згідно з планом науково-дослідних робіт кафедри інформаційних технологій, штучного інтелекту і кібербезпеки Національного університету харчових технологій: № 0125U003889. Дослідження та впровадження сучасних методів аналізу даних у харчову промисловість.

**Кваліфікаційна робота містить** вступ, три розділи, висновки, список використаних джерел, додатки. Повний обсяг роботи - 92 сторінки, включаючи 8 таблиць, 17 формул, 16 рисунків. Список використаних джерел (51 найменувань) – 5 сторінок.

## РОЗДІЛ 1. ДОСЛІДЖЕННЯ ДІЯЛЬНОСТІ ПРАТ «ЛАНТМАННЕН АКСА» ТА ФІНАНСОВОГО ВІДДІЛУ

### 1.1. Історія створення та розвитку підприємства

Історія даного підприємства - це яскравий приклад того, як невелике вітчизняне підприємство, завдяки стратегічному партнерству та інноваціям, перетворилося на частину міжнародного концерну і стало лідером на українському ринку сухих сніданків.

Активний розвиток підприємства почався у 1991 році, коли на Бориспільському заводі продтоварів було встановлено сучасне англійське обладнання для виробництва сухих сніданків [2]. На той час це було справжнім проривом: Україна лише починала свій незалежний шлях, і запуск такого виробництва став важливим етапом для вітчизняної харчової промисловості.

У 1996 році завод було приватизовано, а вже наступного року з'явилася добре відома українським споживачам торгова марка START! [3]. Вона починалася лише з двох позицій продукції, але дуже швидко набрала популярності. Завдяки доступності, яскравій упаковці та впізнаваному бренду, продукція START! зайняла міцне місце в щоденному раціоні багатьох українських родин.

Початок 2000-х ознаменувався новим витком у розвитку компанії — завод перейшов у власність шведської Cerealia Group. Це стало новим етапом: оновлення обладнання, стандарти якості, вихід на нові ринки. Згодом компанія стала частиною великого шведського аграрного кооперативу Lantmännen, а у 2006 році офіційно змінила назву на «Лантманнен Акса».

Розвиток продовжився й у наступні роки. У 2004 році на підприємстві запустили виробництво мюслі та зернових сумішей під брендом АХА, що став втіленням шведського підходу до здорового харчування. Із кожним роком асортимент розширювався, впроваджувалися нові технології, зростали обсяги виробництва. Загалом у модернізацію заводу з 2000 року було інвестовано близько 15 мільйонів доларів США.

Змінилася й правова форма компанії: у 2011 році вона стала публічним акціонерним товариством, а у 2016 — приватним, зберігаючи при цьому гнучкість управління та прозорість операцій.

Сьогодні ПрАТ «Лантманнен Акса» — це не просто виробник. Це компанія, що дотримується міжнародних стандартів якості (ISO, BRC, FSSC 22000), має потужності на рівні 7000 тон продукції щороку, та представлена на багатьох зовнішніх ринках - від країн Східної Європи до Близького Сходу та Азії. Її продукція експортується до понад 30 країн світу, включаючи Китай, ОАЕ, Саудівську Аравію та Скандинавію.

## **1.2. Стандарти якості продукції**

Однією з ключових переваг ПрАТ «Лантманнен Акса» є постійна увага до якості продукції. Дотримання безпеки це не просто формальність, а справжня філософія, що пронизує всі етапи виробництва - від вибору сировини до готової упаковки.

У виробництві використовуються тільки якісні злаки - кукурудза, пшениця, овес, ячмінь [4]. Вони проходять суворий контроль ще до того, як потрапляють на виробничі лінії. Компанія співпрацює лише з перевіреними постачальниками, і це гарантує, що сировина відповідає як внутрішнім, так і міжнародним вимогам.

На підприємстві забезпечується високий рівень автоматизації. Практично всі процеси на заводі контролюються комп'ютерами, а якість перевіряється кожні півтори години. Таким чином, жодна партія продукції не залишає меж підприємства без ретельного аналізу.

Велику увагу на підприємстві приділяють дотриманню стандартів якості. Компанія сертифікована за вимогами BRCGS (Global Standard for Food Safety) [5-6], а також працює згідно з такими міжнародними системами, як ISO, FSSC 22000 та HACCP. Це означає, що виробництво відповідає найсуворішим нормам безпеки харчових продуктів, які прийняті у світі. До речі, стандарт BRCGS особливо важливий, бо він визнаний у багатьох країнах Європи, що значно полегшує експорт.

Ще один важливий момент - це спосіб виготовлення продукції. На підприємстві застосовується технологія екструзії: злаки піддаються високій температурі й тиску, завдяки чому зберігаються корисні властивості, а продукти виходять не тільки смачними, але й поживними. Це дозволяє обійтися без додаткових консервантів або штучних домішок.

Підсумовуючи, можна сказати: якість - це не просто слово на упаковці, а результат щоденної роботи, вкладених інвестицій, міжнародного досвіду й культури виробництва, яку компанія формувала роками.

### **1.3. Організаційна структура підприємства**

Розглянемо організаційну структуру ПрАТ «Лантманнен Акса», наведену у Додатку А, рис. А.1. Згідно схеми Генеральному директору підпорядковуються такі відділи: фінансовий, комерційний, маркетингу та стратегічного розвитку, закупівель та транспортного забезпечення, виробничий та юридичний відділи.

Оскільки дане підприємство являється частиною шведського аграрного кооперативу, то з'являються певні особливості в організаційній структурі – національний та регіональний менеджери з продажів.

Національний менеджер з продажів відповідає за формування та реалізацію загальнонаціональної стратегії збуту продукції компанії, встановлення ключових комерційних умов, а також за взаємодію з національними торговельними мережами та координацію роботи регіональних менеджерів. До його обов'язків входить планування та контроль виконання показників продажів, аналіз ринку, а також взаємодія з іншими підрозділами компанії з метою забезпечення ефективного функціонування ланцюга постачання та просування продукції. Тоді як регіональний менеджер з продажів, перебуваючи у прямому підпорядкуванні національного, реалізує затверджену стратегію у межах закріпленого регіону. Його завдання включають виконання планів продажів, розвиток локальних каналів збуту, роботу з дистриб'юторами та точками продажу, управління торговельною командою та моніторинг ринкової ситуації на місцях. Також

регіональний менеджер здійснює регулярну звітність щодо результатів діяльності у своєму регіоні та надає пропозиції щодо поліпшення ефективності збуту.

На рисунку А.1 наведено фрагмент організаційної структури з виокремленням посади Фінансового директора, який, в свою чергу керує Фінансовим відділом. Діяльність цього відділу буде розглянуто детальніше далі.

#### 1.4. Фінансовий відділ та його основні завдання

Перед проведенням детального аналізу роботи Фінансового відділу розглянемо його структуру (рис. 1.1).



Рисунок 1.1 – Структура Фінансового відділу ПрАТ «Лантманнен Акса»

До основних завдань даного відділу належать:

- планування, облік та контроль фінансових потоків підприємства;
- складання бюджетів, фінансових та аналітичних звітів для керівництва;
- ведення бухгалтерського обліку;
- контроль за дотриманням податкової політики та своєчасною подачею звітності;
- забезпечення ефективного функціонування інформаційних систем;

- аналіз економічних показників діяльності підприємства та розробка заходів з підвищення ефективності.

Відповідно до структури та завдань Фінансового відділу, розглянемо його взаємодію з іншими підрозділами підприємства, наведену у таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Взаємодія Фінансового відділу з іншими підрозділами

<b>Назва відділу</b>	<b>Інформація, яку отримує Фінансовий відділ</b>	<b>Інформація, яку передає Фінансовий відділ</b>
Комерційний	Плани продажів, фактичні обсяги реалізації, дебіторська заборгованість, умови контрактів	Бюджет на продажі, звіти про прибутковість продукції, аналітика план-факт
Маркетингу та стратегічного розвитку	Запити на бюджети, проєктні ініціативи, прогнози ринку	Ліміти бюджету на маркетинг, оцінка ROI кампаній, витрати на просування
Виробничий	Обсяг виробництва, план-графік змін, дані про використані матеріали	Кошторис виробничих витрат, оплата поставчань, витрати на енергоносії
Юридичний	Договори на фінансові операції, консультації по обліку	Дані для судових процесів, обґрунтування витрат, звіти з контрагентами

Отже, як видно з наведеної таблиці, Фінансовий відділ тісно пов'язаний із іншими відділами підприємства та постійно із ними співпрацює.

## 1.5. Розроблення функціональної моделі діяльності Фінансового відділу

Розглянемо організацію діяльності Фінансового відділу. З метою опису бізнес-процесів Фінансового відділу необхідно розробити функціональну модель з використанням програмного засобу AllFusion Process Modeler 7.2.

CASE-засіб AllFusion Process Modeler 7.2 або скорочена більш відома назва BPwin це програмне забезпечення, яке було випущено розробниками Ltd.LogicWorks [7]. Основне призначення даної програми – створення та підтримка систем контролю інформації. Також важливою характеристикою BPwin являється оптимізація бізнес-процесів.

Отже, використовуючи даний програмний продукт, розроблено контекстну діаграму діяльності Фінансового відділу ПрАТ «Лантманнен Акса» (рис. 1.2).

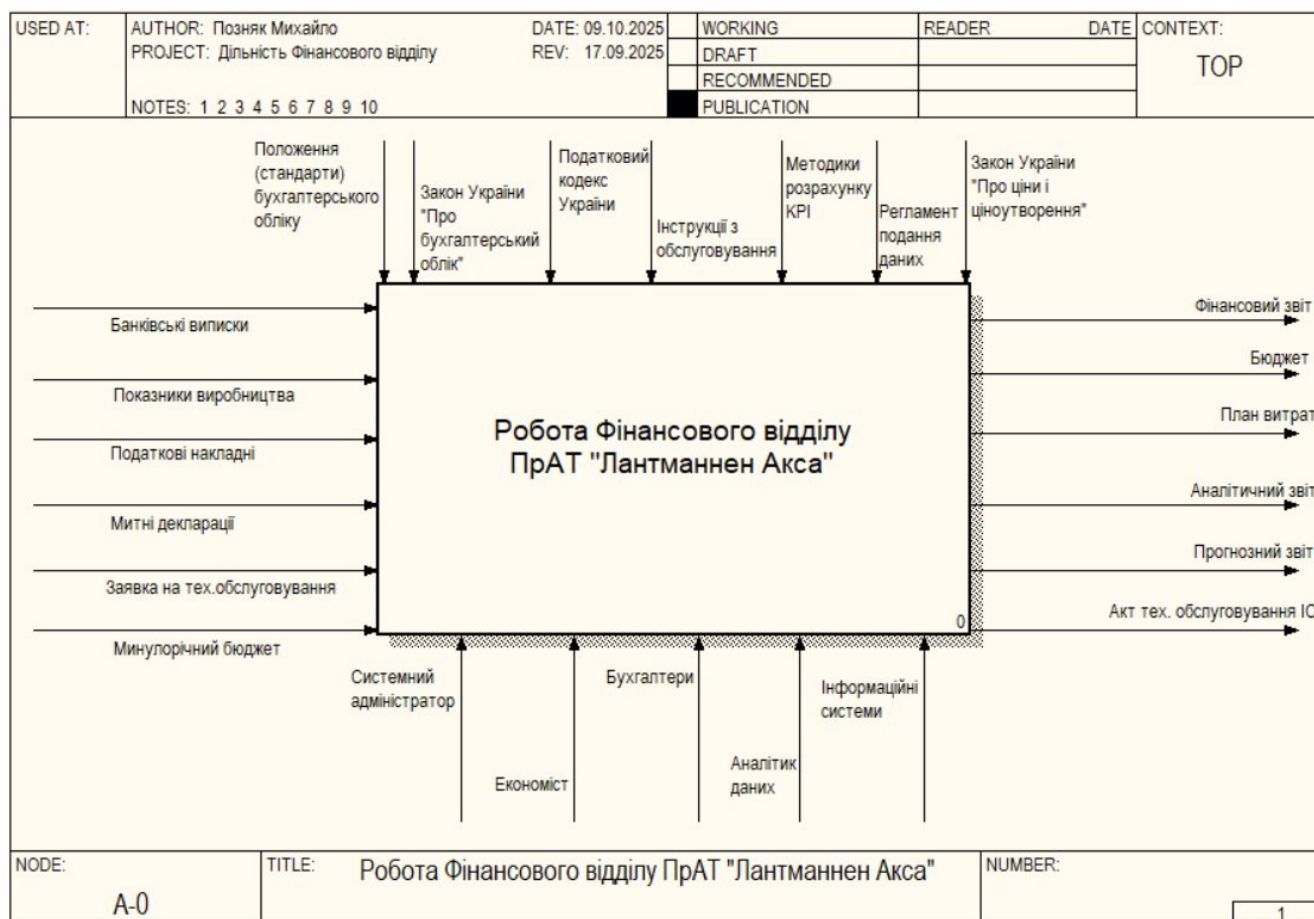


Рисунок 1.2 – Контекстна діаграма роботи Фінансового відділу

Зважаючи на непросту структуру відділу, функції працівників є різноманітними й охоплюють різні аспекти його діяльності. Для детального аналізу обов'язків працівників та взаємозв'язків між підрозділами проводиться декомпозиція 1-го рівня, наведена на рисунку 1.3, яка дозволяє чітко відобразити послідовність і характер бізнес-процесів Фінансового відділу.

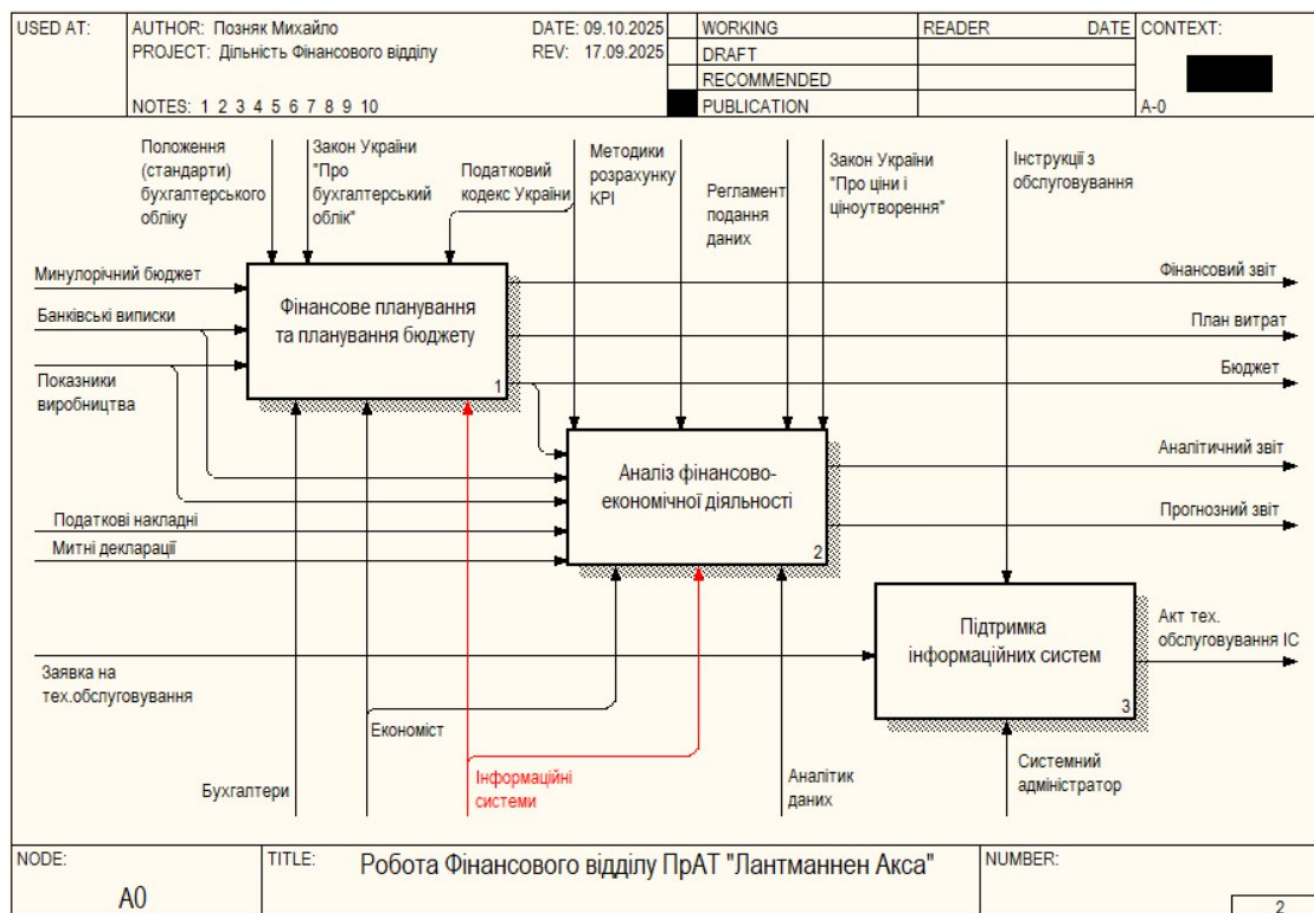


Рисунок 1.3 – Декомпозиція 1-го рівня роботи Фінансового відділу

Проаналізувавши рисунок 1.3, можна зробити висновок, що Фінансовий відділ складається з трьох функціональних частин: перша відповідає за ведення бухгалтерського обліку та фінансових операцій; друга - займається аналізом діяльності підприємства з метою оцінки ефективності та прийняття управлінських рішень; третя - забезпечує роботу інформаційних систем на підприємстві.

З метою детального опису бізнес-процесів декомпозуємо наведені діяльності (рис. 1.4 – 1.6).

Оглянемо першу діяльність – «Фінансове планування та планування бюджету» (рис. 1.4).

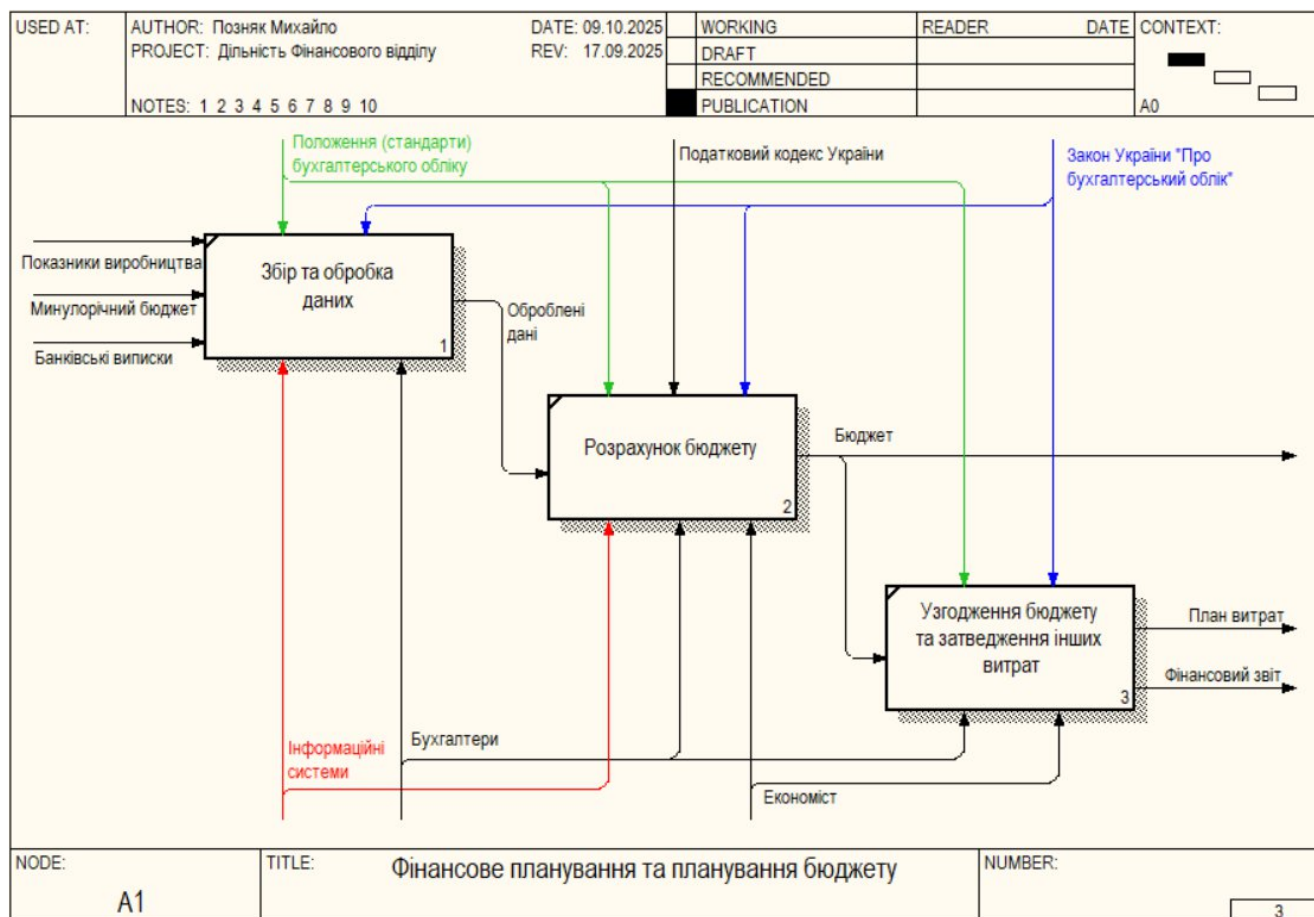


Рисунок 1.4 – Декомпозиція 2-го рівня діяльності «Фінансове планування та планування бюджету»

Наступна діяльність, що підлягає декомпозиції – «Аналіз фінансово-економічної діяльності» (рис. 1.5).

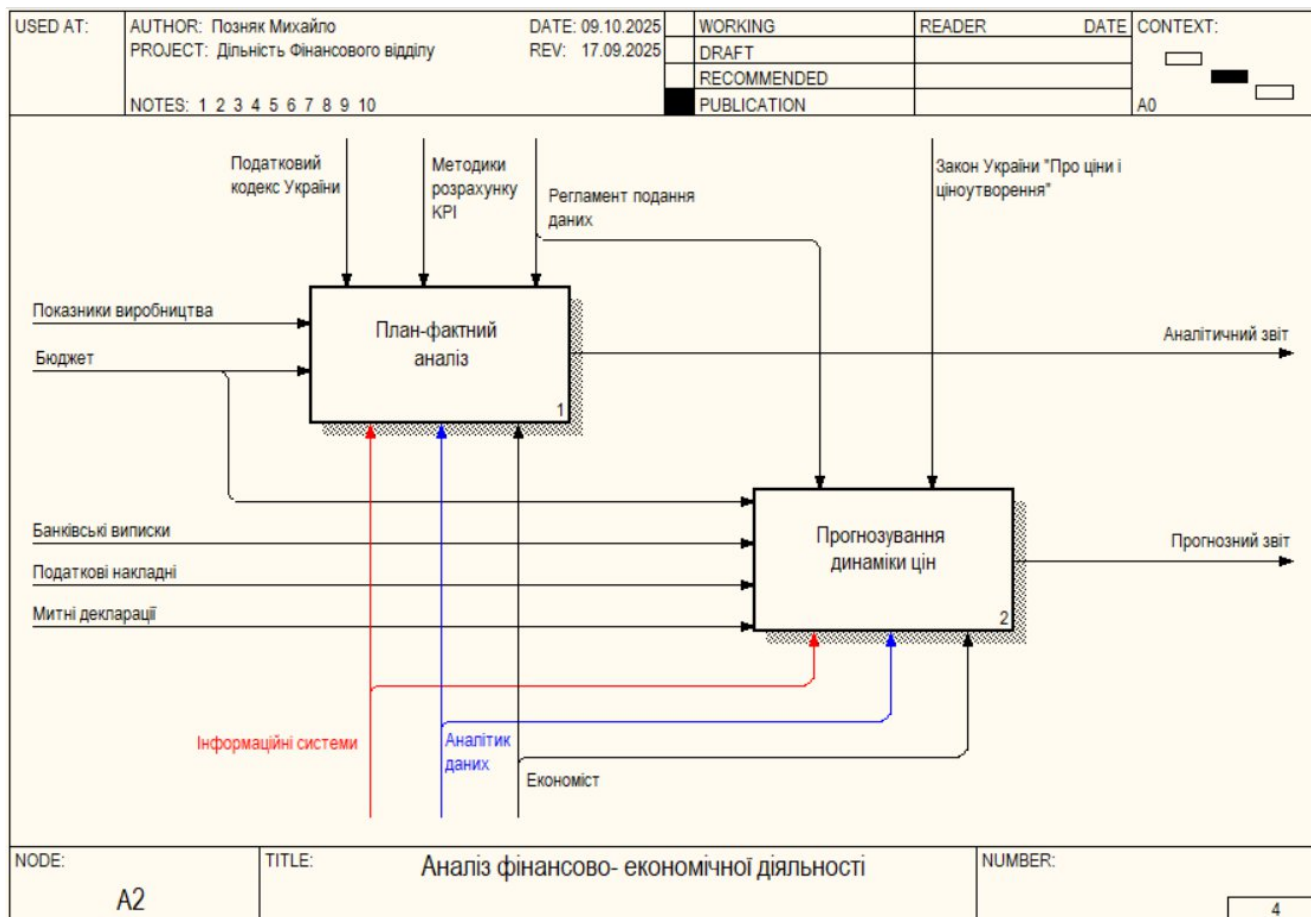


Рисунок 1.5 – Декомпозиція 2-го рівня діяльності «Аналіз фінансово-економічної діяльності»

На даному етапі у аналітика даних виокремлюється дві важливі, проте незалежні одна від одної задачі: «План-фактний аналіз» та «Прогнозування динаміки цін», які будуть детальніше розглянуті нижче.

Виконаємо декомпозицію 3-го рівня для діяльності «План-фактний аналіз» (рис. 1.6).

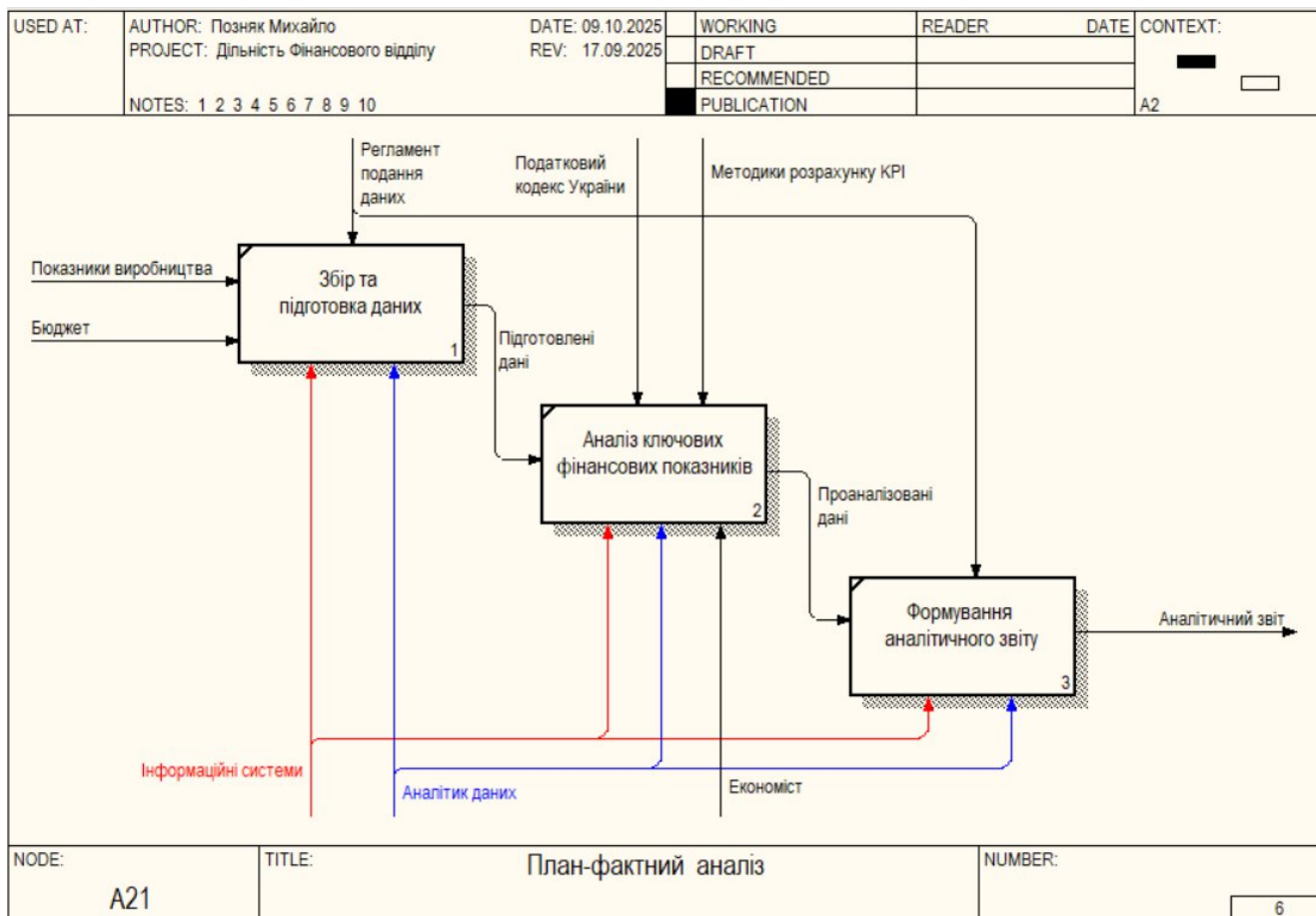


Рисунок 1.6 – Декомпозиція 3-го рівня діяльності «План-фактний аналіз»

Декомпозиції 2-го та 3-го рівнів діяльності «Фінансове планування та планування бюджету» та «План-фактний аналіз» демонструють внутрішню взаємодію працівників Фінансового відділу. Документ «Бюджет», сформований бухгалтерами, використовується аналітиком даних для подальшого аналізу, що було відображено на рисунку 1.6.

Виконаємо декомпозицію 3-го рівня для діяльності «Прогнозування динаміки цін», наведену на рисунку 1.7.

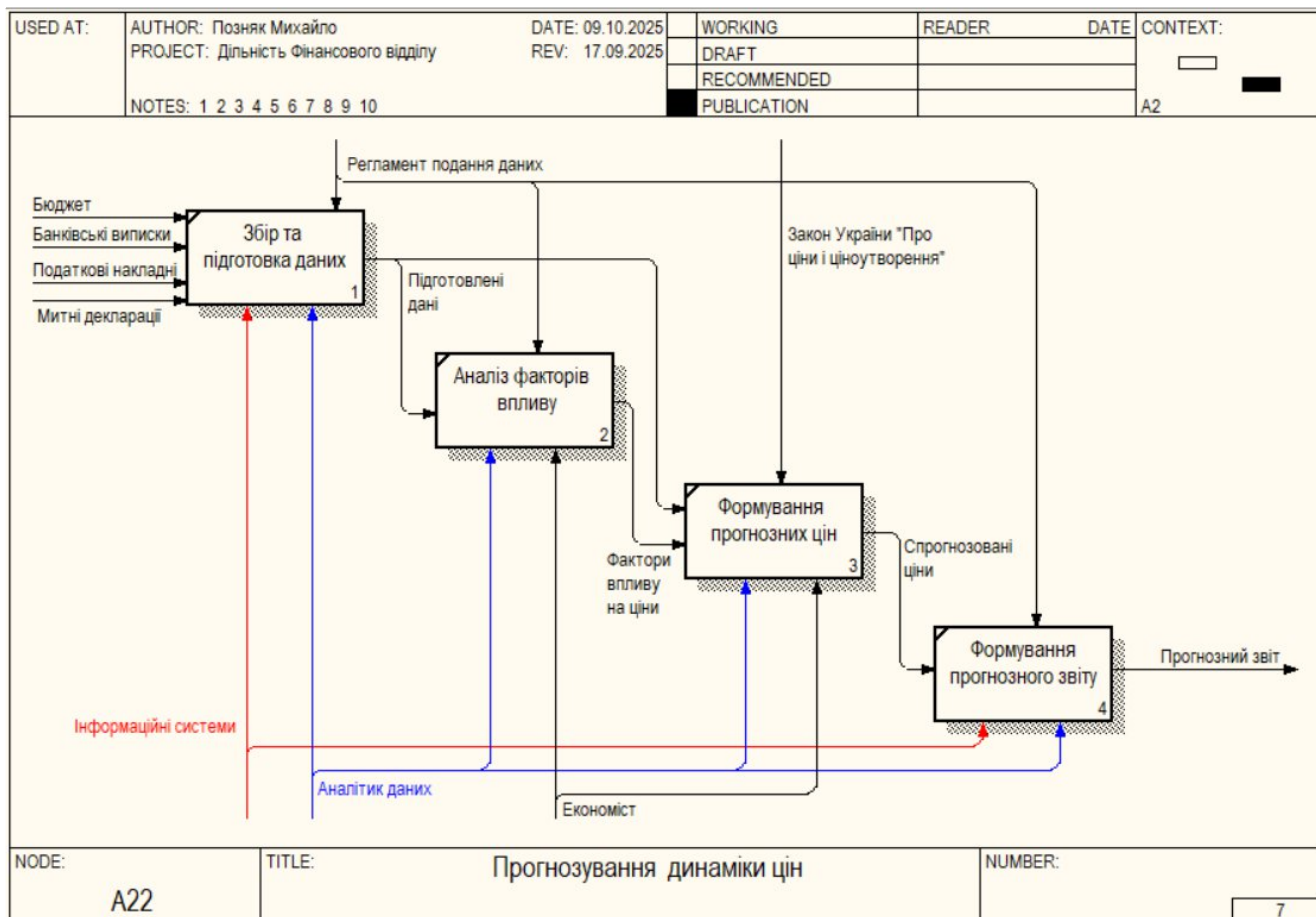


Рисунок 1.7 – Декомпозиція 3-го рівня діяльності «Прогнозування динаміки цін»

Останній, проте не менш важливий, процес 1-го рівня, який необхідно розглянути детальніше – «Підтримка інформаційних систем» (рис. 1.8).

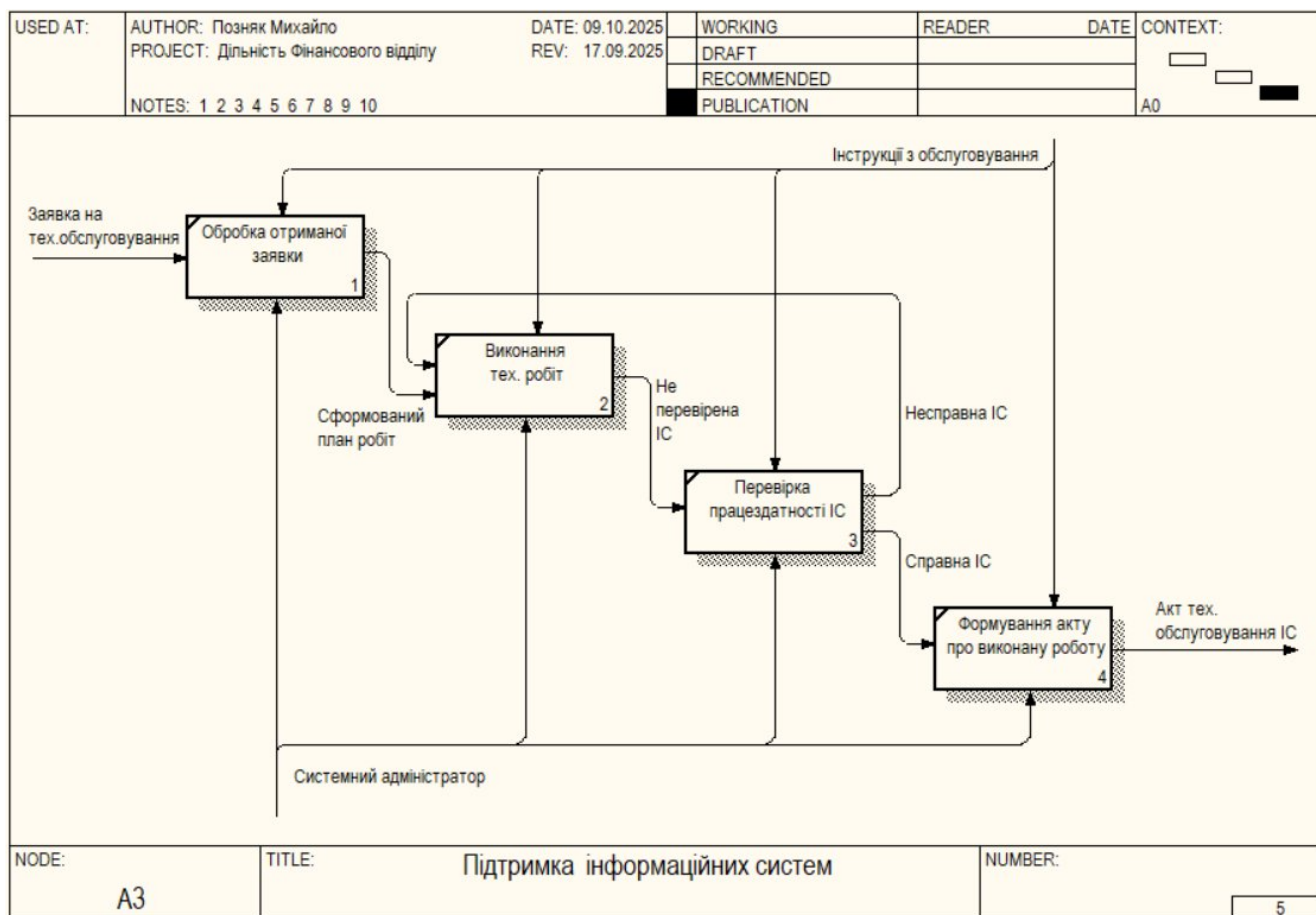


Рисунок 1.8 – Декомпозиція 2-го рівня діяльності «Підтримка інформаційних систем»

На рисунку 1.8 представлена діяльність «Підтримка інформаційних систем», яку виконує системний адміністратор. Процес складається з етапів обробки отриманої заявки, виконання технічних робіт, перевірки працездатності інформаційної системи та формування акту про виконану роботу. Оскільки підприємство ПрАТ «Лантманнен Акса» має розгалужену структуру та значну кількість інформаційних систем, забезпечення їх стабільної роботи вимагає постійного контролю й технічного супроводу. У подальшому буде розглянуто основні інформаційні системи, що використовуються підприємством.

### 1.6. Огляд програмного забезпечення підприємства

Розглянемо програмне забезпечення, що використовується на ПрАТ «Лантманнен Акса».

### **1.6.1. Характеристика програмного забезпечення М.Е.Дос**

Програма М.Е.Дос використовується на ПрАТ «Лантманнен Акса» для електронного обміну документами [8]. Через неї надсилається до податкової звітність у державні органи, зокрема до податкової служби, Пенсійного фонду та Держстату. Також у ній отримуються та реєструються податкові накладні з ПДВ від постачальників і надсилаються свої покупцям.

Крім цього, програма дозволяє обмінюватися первинними документами (рахунками, актами, договорами) з контрагентами — все це з накладенням електронного підпису (КЕП), що є офіційною та юридично значущою формою.

Фінансовий відділ користується М.Е.Дос щодня - для контролю податкових накладних, підготовки звітності та перевірки документів перед реєстрацією. Завдяки М.Е.Дос підприємство має можливість працювати з документами швидко, без паперів і з офіційною фіксацією дати та підпису. Це значно спрощує облік, зменшує кількість помилок і економить час як фінансистам, так і бухгалтерам.

### **1.6.2. Характеристика програмного забезпечення SafeDox**

SafeDox - це внутрішня електронна система зберігання та обміну документами, яка використовується на підприємстві для організації централізованого архіву всіх фінансових і первинних документів [9]. Сюди входять: рахунки на оплату, акти виконаних робіт, податкові накладні, договори, звіти та інше.

Фінансовий відділ у свою чергу через SafeDox отримує документи від інших відділів (наприклад, відділ маркетингу та стратегічного розвитку чи комерційний).

SafeDox дозволяє зручно шукати документи за періодом, контрагентом, типом або статусом, що значно прискорює роботу бухгалтерів та аналітиків. Система також слугує місцем, де керівництво затверджує документи до оплати або перевіряє їх перед подачею у звітність.

### **1.6.3. Характеристика програмного забезпечення Lizard**

Lizard - це корпоративна система для електронного погодження рахунків, заявок та інших витратних документів [10]. У ній працівники оформлюють заявки на оплату, прикріплюють первинні документи, вибирають центр фінансової відповідальності та статтю бюджету, а керівники - переглядають, затверджують чи повертають на доопрацювання.

Переваги Lizard:

- чіткий маршрут погодження з позначкою етапів («на розгляді», «узгоджено», «відхилено»);
- автоматичне зіставлення заявок із затвердженим бюджетом;
- журнал дій і коментарів, що спрощує аудит;
- інтеграція з SafeDox та M.E.Doc, завдяки чому рахунок або акт із Lizard одразу потрапляє в облікову систему та архів електронних документів.

Таким чином, Lizard забезпечує прозорість витрат, мінімізує ризик несанкціонованих платежів і скорочує час узгодження фінансових документів.

### **1.6.4. Характеристика програмного забезпечення MD Declaration**

MD Declaration - це онлайн-сервіс, який використовується для подання митних декларацій в електронному вигляді [11]. Він дозволяє імпортерам, експортерам та митним брокерам швидко і офіційно подавати документи до Державної митної служби України.

За допомогою MD Declaration можна:

- оформлювати митні декларації всіх типів (ІМ, ЕК, ТР тощо);
- прикріплювати супровідні документи (рахунки-фактури, сертифікати, пакувальні листи);
- підписувати документи електронним підписом (КЕП);
- відстежувати статус оформлення в режимі реального часу;

- отримувати повідомлення про запити митниці або зміни статусу декларацій.

Сервіс інтегрується з базами даних митниці, що дозволяє максимально швидко проходити перевірку і знижує ризик помилок. MD Declaration забезпечує прозору та контрольовану взаємодію із митними органами - без потреби у паперових документах.

### **1.6.5. Характеристика програмного забезпечення Power BI**

Power BI - це інструмент бізнес-аналітики, розроблений компанією Microsoft, який дозволяє візуалізувати дані, будувати інтерактивні звіти та панелі моніторингу [12]. Сервіс підтримує підключення до різноманітних джерел даних, зокрема баз даних, Excel-файлів, веб-сервісів і хмарних платформ.

Ключові можливості Power BI включають:

- збирання, трансформацію та моделювання даних за допомогою Power Query;
- створення обчислень і показників з використанням мови DAX;
- розробку інтерактивних візуалізацій для аналітики в режимі реального часу;
- спільне використання звітів через хмарний сервіс Power BI Service або вбудовування в інші сервіси Microsoft (наприклад, Teams чи SharePoint).

Розглянемо детальніше наведені у таблиці 1.2 компоненти ПЗ Power BI.

Таблиця 1.2 – Архітектура сервісу Power BI

<b>Компонент</b>	<b>Характеристика</b>	<b>Призначення</b>
Power BI Desktop	Настільний застосунок для аналітиків. Містить Power Query, модель даних VertiPaq, редактор DAX і конструктор звітів	Розробка моделі, створення візуалізацій, локальне тестування
Power BI Service	Хмарний SaaS-портал. Забезпечує публікацію, спільне використання, версіювання, оновлення й керування дозволами. Працює на Azure	Розгортання звітів, організаційні робочі простори, оновлення за розкладом, централізована безпека
Power BI Mobile	Додаток для iOS, Android та Windows.	Перегляд і коментування звітів у дорозі, push-сповіщення
Power BI Embedded/ Fabric	API та сервіс для вбудовування артефактів BI у сторонні застосунки. З 2023 р. інтегрований у Microsoft Fabric	ОЕМ-сценарії, кастомні портали та SaaS-продукти

Як бачимо, Power BI позиціонує себе не як простий додаток, а як повноцінна платформа для аналітики, що закриває більшість сценаріїв від персонального дашборду до централізованих аналітичних порталів рівня підприємства. Головні фактори успіху рішення - низький поріг входу для бізнес-користувачів, потужна модель даних, стрімкий темп розвитку й органічна інтеграція у хмарну екосистему Microsoft.

### **1.6.6. Характеристика програмного забезпечення Microsoft Teams**

Microsoft Teams - це корпоративна платформа для спільної роботи та комунікації, що входить до складу пакету Microsoft 365 [13]. Основне призначення Teams полягає у забезпеченні ефективного обміну інформацією, організації віртуальних нарад, управління проектами та координації командної роботи.

Основні функціональні можливості [14]:

- підтримка приватних і групових чатів, обмін файлами та інтеграція з іншими сервісами Microsoft 365;
- проведення онлайн-зустрічей, вебінарів та трансляцій;
- інтеграція з Word, Excel, PowerPoint та OneNote дозволяє редагувати документи одночасно декільком користувачам;
- створення команд та каналів, розподіл ролей і завдань;
- можливість підключення сторонніх додатків і ботів для автоматизації процесів.

Отже, Microsoft Teams невідривно пов'язаний із діяльністю як Фінансового відділу, так і усього підприємства в цілому. Платформа забезпечує оперативний обмін інформацією, координацію завдань та проведення спільних нарад, що сприяє ефективному виконанню фінансових процесів і підтримці взаємодії між відділами.

### **1.7. Висновки до розділу 1**

В розділі 1 здійснено огляд діяльності і організаційної структури ПрАТ «Лантманнен Акса». Описано діяльність міжнародних та регіональних менеджерів із продажів, посади яких відображують особливості в організації структури управління підприємством.

Також було розглянуто ряд інформаційних систем, що використовуються Фінансовим відділом і підприємством. Використання ІС забезпечує наступні переваги у роботі відділу: зручне формування та подання звітності до

контролюючих органів, а також електронний документообіг із контрагентами (M.E.Doc); підвищений рівень інформаційної безпеки та контроль доступу до конфіденційних документів (SafeDox); автоматизований облік і контроль внутрішніх фінансових операцій (Lizard); спрощено процес підготовки податкової звітності (MD Declaration); можливість створення інтерактивних звітів та візуалізацій (Power BI); ефективна комунікація та спільна робота між працівниками, навіть за умов віддаленого доступу (MS Teams).

Попри наявні переваги, використання цих інформаційних систем має і певні обмеження, що стримують подальший розвиток аналітичних можливостей Фінансового відділу. Зокрема, більшість розглянутих програм орієнтовані переважно на облік, документообіг та звітність, а не на глибокий аналітичний чи прогнозний аналіз. Інструменти розглянутих ІС дозволяють відстежувати поточні фінансові показники, проте не забезпечують достовірного передбачення майбутніх тенденцій.

Навіть такі сучасні рішення, як Power BI, мають обмеження у сфері прогнозування, оскільки вони базуються на простих статистичних моделях, які не враховують складні нелінійні взаємозв'язки між показниками. Такий підхід призводить до зниження точності прогнозів у динамічному бізнес-середовищі, де на результати впливає велика кількість взаємопов'язаних факторів.

Зважаючи на проведені дослідження діяльності ПрАТ «Лантманнен Акса», доцільно впровадити у бізнес-процеси підприємства моделі глибинного навчання, що здатні враховувати багатовимірні залежності, тренди та приховані закономірності у фінансових даних підприємства. Використання таких моделей дозволить підвищити точність прогнозування ключових фінансових показників ПрАТ «Лантманнен Акса» та покращити якість управлінських рішень.

## РОЗДІЛ 2. СТАНОВЛЕННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА КЛЮЧОВІ КОНЦЕПЦІЇ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ

### 2.1. Історія розвитку штучного інтелекту

Розвиток штучного інтелекту пройшов тривалий шлях - від перших теоретичних ідей до створення складних інтелектуальних систем, здатних навчатися та приймати рішення. Розглянемо основні періоди становлення цієї науки.

#### 2.1.1. Дартмутська конференція – перша цеглина фундаменту штучного інтелекту

Дартмутська конференція 1956 року є визначальною подією в історії штучного інтелекту. Літній дослідницький проєкт відбувся у 1956 році у Дартмутському коледжі в Нью-Гемпширі, США [15]. Це була перша конференція, яка об'єднала дослідників із різних галузей дослідження - інформатики, математики, фізики та інших - з метою дослідити потенціал синтетичного інтелекту.

Організаторами даної події стали 4 науковців, яких прийнято вважати батьками штучного інтелекту, а саме: Клод Шеннон, Джон Маккарті, Натаніель Рочестер та Марвін Мінські (рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Учасники Дартмутської конференції

Дослідники висунули пропозицію: «Ми пропонуємо провести двомісячне дослідження штучного інтелекту за участю 10 осіб протягом літа 1956 року в Дартмутському коледжі в Ганновері, штат Нью-Гемпшир. Дослідження має ґрунтуватися на припущенні, що кожен аспект навчання чи будь-яка інша особливість інтелекту в принципі може бути описана настільки точно, що можна створити машину для її імітації. Буде зроблено спробу знайти, як змусити машини використовувати мову, формувати абстракції та поняття, вирішувати проблеми, які зараз зарезервовані для людей, та самовдосконалюватися. Ми вважаємо, що значного прогресу можна досягти в одній або кількох із цих проблем, якщо ретельно відібрана група вчених працюватиме над цим разом протягом літа» [16].

Учасники конференції обговорили широкий спектр тем, пов'язаних з штучним інтелектом, серед яких обробка природної мови, розв'язання задач та машинне навчання. Вони також проклали дорожню карту для дослідження ШІ, включно з розробкою мов програмування та алгоритмами для створення інтелектуальних машин.

Конференція вважається визначальною подією в історії ШІ, оскільки тоді зародилась галузь та поняття «Штучний інтелект».

Після конференції Джон Маккарті та його колеги розробили першу мову програмування ШІ – LISP, що стала основою для досліджень штучного інтелекту. Завдяки конференції були створені лабораторії з досліджень штучного інтелекту в декількох університетах та інститутах, включно з MIT, Carnegie Mellon та Stanford.

Однією з найважливіших спадщин Дартмутської конференції є розробка тесту Тюрінга. Британський математик Алан Тюрінг запропонував ідею тесту, який визначатиме, чи здатна машина демонструвати поведінку, яку неможливо відрізнити від людської. Дану концепцію обговорили на конференції і вона стала центральною ідеєю в галузі дослідження штучного інтелекту. Сьогодні тест Тюрінга залишається важливим орієнтиром для вимірювання прогресу у дослідженнях штучного інтелекту.

## **2.1.2. Архітектура штучної нейронної мережі**

Перцептрон - це архітектура штучної нейронної мережі, яку розробив психолог Френк Розенблат у 1958 році. Це дало початок новому напрямку створенню систем штучного інтелекту, що імітують роботу мозку людини.

З технічної точки зору, перцептрон - це двійковий класифікатор, який може навчитися класифікувати вхідні шаблони на дві категорії. Він приймає набір вхідних значень та розраховує їх зважену суму, після чого порогова функція визначає результат (1 чи 0). Вагові коефіцієнти змінюються під час навчання, щоб оптимізувати продуктивність класифікатора.

Розробка перцептрона стала визначним етапом у розвитку ШІ, оскільки він продемонстрував потенціал алгоритмів машинного навчання імітувати людський інтелект, можливість навчання на досвіді та покращення роботи, подібно до мислення людини.

На ранньому етапі розвитку нейромереж цей підхід до побудови й навчання моделей називали проривом у галузі ШІ, тому він привернув багато уваги ЗМІ. Однак пізніше виявилось, що алгоритм має обмеження, особливо при роботі зі складними даними. Це призвело до зниження інтересу до нейронних мереж і загалом до досліджень у сфері штучного інтелекту наприкінці 1960–1970-х років. Але згодом перцептрон було відроджено та включено до складніших нейронних мереж, що призвело до розвитку глибинного навчання та інших форм сучасного машинного навчання.

## **2.1.3. Активний розвиток ШІ в 1960-х**

У 1960-х роках спостерігався значний прогрес та зростання інтересу до розвитку штучного інтелекту. Фахівці з комп'ютерних наук й науковці досліджували нові методи створення інтелектуальних машин для виконання завдань, які традиційно потребували людського інтелекту.

У 1960-х роках стало очевидним, що ранні моделі нейронних мереж мають певні недоліки, тому науковці почали досліджувати інші підходи до ШІ. Вони

зосередилися на символічному мисленні, обробці природної мови та машинному навчанні. Це дослідження призвело до розробки нових мов програмування та інструментів, які були створені спеціально для штучного інтелекту (наприклад, LISP та Prolog). Нові інструменти полегшили експерименти над новими техніками та розробкою складніших систем.

У цей час уряд США почав активно підтримувати дослідження у сфері штучного інтелекту, фінансуючи проекти через такі агенції, як Агентство передових оборонних дослідницьких проектів США. Фінансування допомогло прискорити розвиток штучного інтелекту та надало ресурси, необхідні для розв'язку складніших завдань.

Період активного розвитку ШІ у 1960-х завершився розробкою декількох знакових програмних рішень. Одним з них є General Problem Solver (GPS) створене Гербертом Саймоном, Кліфом Шоу і Алленом Ньюеллом. GPS була ранньою системою штучного інтелекту, яка могла вирішувати проблеми шляхом пошуку відповідей серед можливих розв'язків. Ще одним прикладом є програма ELIZA, розроблена Джозефом Вейценбаумом, яка моделювала обробку природної мови та імітувала роботу психотерапевта.

#### **2.1.4. Період стагнації досліджень штучного інтелекту у 1980-х роках**

Зима штучного інтелекту 1980-х позначає період, коли дослідження та розробка в галузі штучного інтелекту зазнали сповільнення. Період стагнації тривав з 1974 по 1993, одразу після десятиліття значного прогресу в дослідженнях і розробках ШІ. Частково причиною було те, що багато проєктів не виправдали очікувань. Дослідницька спільнота штучного інтелекту дедалі більше розчаровувалась відсутністю прогресу. Це призвело до скорочення фінансування, тому багато дослідників були змушені відмовитися від своїх проєктів і залишити сферу діяльності.

Попри виклики зими штучного інтелекту, галузь не зникла. Деякі науковці продовжили працювати над проєктами та досягли успіхів, включно з нейронними мережами та машинним навчанням. Прогрес був повільним, але в 1990-х інтерес до штучного інтелекту знову почав зростати.

#### **2.1.5. Експертні системи**

Експертна система - це технологія штучного інтелекту, яку розробили у 1980-х. Дані системи створені для імітації здібностей людини-експерта в галузях медицини, фінансів, інженерії тощо.

Розвиток експертних систем став переломним моментом в історії штучного інтелекту. Тиск на спільноту ШІ зріс разом із попитом надання практичних, масштабних, надійних та якісних програм. Експертні системи довели, що системи ШІ можна використовувати у реальному житті та мають потенціал для надання значних переваг підприємствам і галузям. Їх використовували для автоматизації процесів прийняття рішень у різних галузях, від діагностики захворювань до прогнозування цін на акції.

З технічної точки зору, експертні системи зазвичай складаються з бази знань, яка містить інформацію про певну галузь, та машини, що дає висновок. Вона використовує надану їй інформацію, щоб обдумати нові входні дані та прийняти рішення. Експертні системи також об'єднують різні форми мислення,

як-от дедукція, індукція та абдукція, щоб імітувати процеси прийняття рішень людьми-експертами.

Експертні системи продовжують використовувати й сьогодні, а їх розвиток призвів до створення інших технологій ШІ, наприклад, машинного навчання та обробки природної мови.

### **2.1.6. Еволюція методів обробки природної мови та комп'ютерного бачення**

Експертні системи, які з'явилися наприкінці 1980-х - на початку 1990-х років, забезпечували ефективну роботу з структурованими даними та логікою, заснованою на правилах. Водночас вони стикалися з обмеженнями при обробці неструктурованих даних, які є неоднозначними та залежать від контексту. Щоб подолати ці труднощі, науковці розпочали розробку методів обробки природної мови та візуальної інформації.

Прогрес у 1970-х і 1980-х роках у створенні систем на основі правил для обробки природної мови та комп'ютерного бачення заклав основу для подальшого розвитку. У 1990-х роках поєднання більш складних алгоритмів машинного навчання та зростання обчислювальної потужності дозволило створювати вдосконалені системи обробки природної мови та комп'ютерного бачення.

Науковці почали використовувати статистичні методи, щоб вивчати закономірності та особливості безпосередньо з даних, а не покладатися на заздалегідь визначені правила. Даний підхід, відомий як машинне навчання, дозволив створити точніші та гнучкіші моделі обробки природної мови та візуальної інформації.

Одним з головних досягнень цього етапу стала прихована марковська модель, яка дозволила ймовірнісне моделювання тексту природної мови. Це призвело до значного прогресу в розпізнаванні мовлення, мовному перекладі та класифікації тексту. У галузі комп'ютерного бачення з'явилися згорткові

нейронні мережі, що дозволило точніше розпізнавати об'єкти та класифікувати зображення.

Зараз дані техніки використовуються в широкому спектрі задач, включаючи обробку природної мови чат-ботами, контролі якості продукції на промисловості та в медичній діагностиці.

### **2.1.7. Big Data в історії розвитку ШІ**

Концепція великих даних існує протягом тривалого часу, але її популярність у контексті штучного інтелекту можна простежити на початку 2000-х років. Для початку нам слід визначити що таке «великі дані».

Щоб дані можна було назвати великими, вони повинні відповідати трьом основним атрибутам:

- обсяг означає розмір набору даних, який може коливатися від терабайтів до петабайтів або більше;
- швидкість означає швидкість, з якою дані генеруються та мають бути оброблені, наприклад, дані з соціальних мереж або пристроїв IoT, які надходять в режимі реального часу;
- різноманітність стосується різноманітних типів даних, які генеруються, включно зі структурованими, неструктурованими та напівструктурованими даними.

До появи великих даних штучний інтелект був обмежений кількістю та якістю даних, які були доступні для навчання та тестування алгоритмів машинного навчання. Розвиток великих даних змінив це, забезпечивши доступ до величезних обсягів даних із різноманітних джерел. Завдяки цьому алгоритми машинного навчання могли оперувати значно більшими наборами даних, що дозволило вивчати складніші шаблони та робити точніші прогнози.

Разом з тим прогрес у технологіях зберігання й обробки даних сприяв створенню нових алгоритмів машинного навчання, таких як глибинне навчання, здатних ефективно навчатися на великих обсягах даних і робити точніші прогнози.

Сьогодні великі дані продовжують залишатися рушійною силою багатьох останніх досягнень ШІ, від автономних транспортних засобів і персоналізованої медицини до систем розуміння природної мови та рекомендацій.

### **2.1.8. Глибинне навчання**

Глибинне навчання стало важливим в історії ШІ лише після появи великих даних. Через зростання обсягу доступних даних науковцям потрібні були нові способи, щоб детальніше ознайомитись з величезними обсягами інформації. Алгоритми глибинного навчання забезпечили розв'язання цієї проблеми, дозволивши машинам автоматично навчатися з великих наборів даних і робити прогнози або приймати рішення на основі цього навчання.

Однією з ключових переваг глибинного навчання є здатність вивчати ієрархічні представлення даних. Мережа може автоматично навчитися розпізнавати шаблони та особливості даних на різних рівнях абстракції.

Розвиток глибинного навчання призвів до значних проривів у таких сферах, як комп'ютерне бачення, розпізнавання мовлення та обробка природної мови.

Глибинне навчання стало ключовим етапом еволюції штучного інтелекту.

### **2.1.9. Генеративний інтелект як сучасна ланка розвитку нейронних мереж**

Генеративний штучний інтелект - це підгалузь штучного інтелекту, яка передбачає створення систем ШІ, здатних генерувати нові дані або контент, подібний до даних, на яких він навчався. Сюди входять створення зображень, тексту, музики та відео.

Трансформери - різко змінили генеративний штучний інтелект. Вони були представлені в статті Vaswani et al. [17] у 2017 році й відтоді їх використовували в різних завданнях, включно з обробкою природної мови, розпізнаванням зображень і синтезом мовлення.

Трансформери застосовують спеціальні методи для визначення важливості зв'язків між елементами послідовності, що дозволяє їм генерувати більш узгоджений результат. Це призвело до розробки великих моделей мови, наприклад, GPT-4, які можуть генерувати людський текст на багато тем.

Мистецтво - ще одна галузь, на яку вплинув штучний інтелект. Навчаючи моделі глибинного навчання на великих наборах мистецьких даних, генеративний ШІ може створювати нові та унікальні картини.

Великі моделі мови також використовуються у галузі письма, зазвичай для написання нового тексту чи натхнення. Звідси виникли питання щодо майбутньої ролі штучного інтелекту у творчому процесі. У той час як одні стверджують, що тексту, створеному штучним інтелектом, не вистачає глибини й тонкостей людського письма, інші бачать у ньому інструмент, який може підвищити людську творчість, надаючи нові ідеї.

Генеративний ШІ може змінити багато сфер, від мистецтва до медичної діагностики, хоча й досі тривають дебати щодо креативності та етики використання штучного інтелекту в цих сферах.

## **2.2. Огляд технологій машинного та глибинного навчання**

Одним із напрямів машинного навчання є глибинне навчання, яке застосовує нейронні мережі зі значною кількістю шарів для аналізу даних та розв'язання складних завдань [18]. Нейронна мережа складається з вхідного шару, кількох прихованих шарів посередині та вихідного шару [19]. Сирі дані (наприклад, зображення, аудіо, текст) подаються на вхідний шар, потім проходять через кожен прихований шар, де мережа поступово виділяє ознаки на дедалі абстрактніших рівнях, і нарешті формує прогноз на вихідному шарі.

Хоча глибинне навчання є по суті методом машинного навчання, воно має кілька важливих відмінностей від традиційних підходів, які наведені у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняння глибинного і машинного навчання

Машинне навчання	Глибинне навчання
1-2 приховані шари або не-нейронні алгоритми	Десятки (сотні) прихованих шарів
Необхідно вручну створювати ознаки	Автоматичне виділення ознак за наданими даними
Кероване навчання	Некероване навчання
Гарно себе проявляє на невеликих наборах даних	Гарно себе проявляє на великих наборах даних

Щоб наочно продемонструвати ключову відмінність між машинним та глибинним навчанням, розглянемо ілюстрацію, наведену на рисунку 2.2.

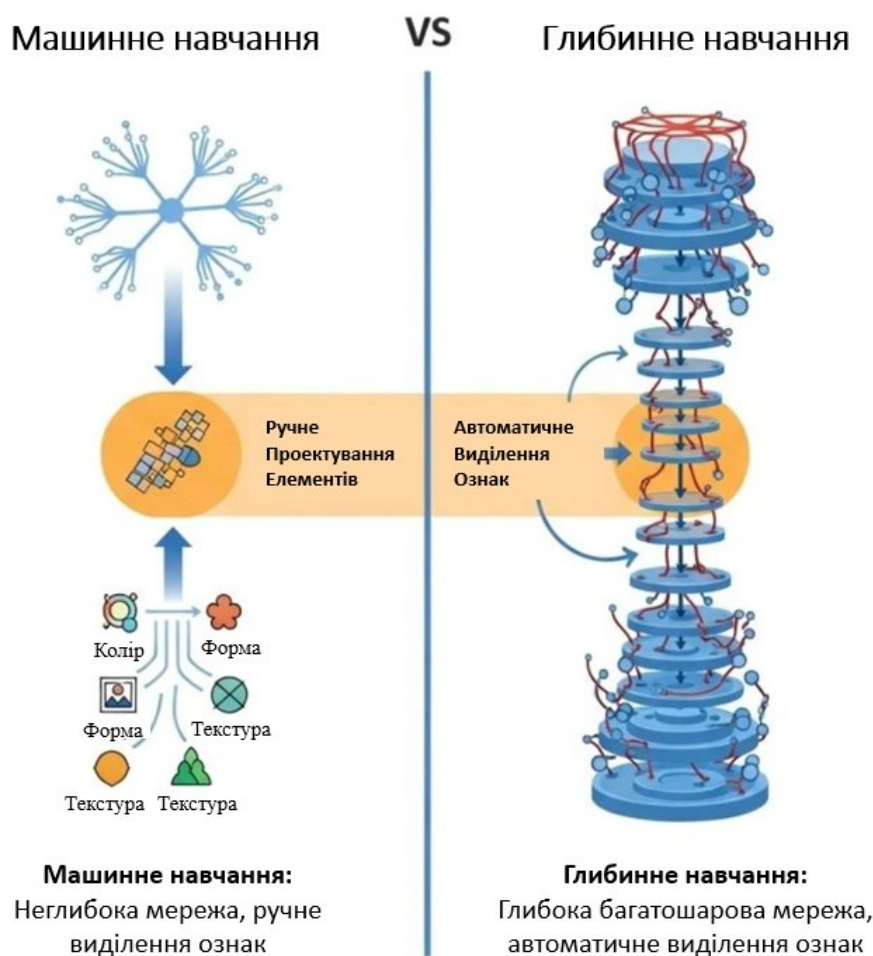


Рисунок 2.2 – Різниця між машинним та глибинним навчанням

Рисунок 2.2 показує, що у традиційному машинному навчанні особливості даних виділяються вручну та подаються у неглибоку нейронну мережу, тоді як у глибинному навчанні багатошарова нейронна мережа автоматично виділяє ознаки з вхідних даних, дозволяючи ефективніше розпізнавати складні закономірності.

Таким чином, можна зробити висновок, що навіть на логічному та абстрактному рівнях представлення ці два підходи до навчання суттєво відрізняються.

### **2.3. Глибинні нейронні мережі та їх види**

Глибинна нейронна мережа (ГНМ) – це різновид нейронної мережі, що має багато шарів обробки даних, яка перетворює вхідні дані у вихідні, ієрархічно виділяючи та агрегуючи ознаки, підвищуючи рівень абстракції даних в напрямку від входів до виходів [19, с. 88].

Порівняно з мілкими нейронними мережами, ГНМ за рахунок збільшення кількості нейроелементів та зв'язків отримують більшу обчислювальну потужність і здатність моделювати більш складні залежності, а за рахунок спеціалізації шарів та високої ієрархічності обробки даних стають більш зручними для сприйняття та аналізу людиною. При цьому спеціалізація шарів обробки даних у ГНМ робить їх більш пристосованими до інтеграції в мережеву модель апріорної інформації про предметну область.

Після ознайомлення з поняттям глибинної нейронної мережі перейдемо до розгляду її основних видів.

#### **2.3.1. Згорткові нейронні мережі**

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) – це глибинні нейронні мережі прямого поширення. Фактично вони є різновидом багатошарових нейронних мереж (БНМ), адаптованої до обробки зображень.

Згорткові мережі натхненні організацією зорової кори тварин, де окремі нейрони кори реагують на стимули лише в обмеженій області зорового поля

(рецептивному полі). Рецептивні поля різних нейронів частково перекриваються таким чином, що вони покривають усе зорове поле.

ЗНМ складається з шарів входу та виходу, а також із декількох прихованих шарів. На відміну від загальної парадигми багат шарових нейронних мереж, приховані шари ЗНМ зазвичай є спеціалізованими і складаються зі згорткових, агрегувальних, повноз'єднаних шарів та шарів нормалізації.

Розглянемо математичне визначення операції згортки для згорткового шару, подане у формулі 2.1.

$$z^l = h^{l-1} * W^l, \quad (2.1)$$

де  $z^l$  – постсинаптичний рівень збудження нейронів  $l$ -го шару нейронної мережі,

$h^{l-1}$  – активаційний рівень нейронів  $(l-1)$ -го шару,

$W^l$  – налагоджуваний параметр  $l$ -го шару нейронної мережі,

\* – дискретний оператор згортки.

Згортка імітує реакцію окремого нейрона на зоровий стимул. Кожен згортковий нейрон обробляє дані лише для свого рецептивного поля.

Агрегувальний шар ЗНМ призначений для локального або глобального агрегування та об'єднує виходи кластерів нейронів одного шару до одного нейрону наступного шару. Агрегування є різновидом нелінійного зниження дискретизації, ідея якого полягає у тому, що точне положення ознаки не так важливе, як її грубе положення відносно інших ознак. Агрегувальний шар слугує поступовому скороченню просторового розміру подання для зменшення кількості параметрів та об'єму обчислень у мережі, і відтак також для контролю перенавчання. В архітектурі ЗНМ є звичним періодично вставляти агрегувальний шар між послідовними згортковими шарами. Він діє незалежно на кожен зріз глибини входу, і зменшує його просторовий розмір.

Шар зрізаних лінійних вузлів застосовує ненасичувальну передавальну функцію. Він посилює нелінійні властивості функції ухвалення рішення і мережі в цілому, не зачіпаючи рецептивних полів згорткового шару. Для посилення

нелінійності застосовуються й інші функції, наприклад, насичувальні гіперболічний тангенс та сигмоїдна функція.

Згладжувальний шар згортає просторові розмірності входу в розмірність каналу.

Повноз'єднаний шар з'єднує кожен нейрон одного шару з кожним нейроном наступного шару і забезпечує високорівневі міркування. Такий шар є різновидом шару традиційної БНМ.

Шар втрат визначає як навчання штрафує відхилення між передбаченими та справжніми мітками класів і є, як правило, завершальним шаром. Для різних завдань у ньому можуть використовувати різні функції втрат. Нормовані експоненційні втрати застосовуються для передбачення єдиного класу з взаємно виключних класів. Сигмоїдні перехресно-ентропійні втрати застосовуються для передбачення незалежних значень імовірності в проміжку  $[0, 1]$ . Евклідові втрати застосовуються для регресії до дійснозначних міток  $(+\infty, -\infty)$ .

Основними відмінностями ЗНМ від БНМ є наявність у першої:

1. просторової організації: згорткові шари ЗНМ мають нейрони, впорядковані у трьох вимірах: ширина, висота та глибина;
2. локальної з'єднання між нейронами сусідніх шарів для забезпечення просторової локальності: навчені «фільтри» виробляють найсильніший відгук до просторово локального вхідного образу, а складання багатьох таких шарів веде до нелінійних фільтрів, що стають все глобальнішими;
3. спільних параметрів (ваг): для кожного рецептивного поля шару використовується один і той же фільтр, що зменшує обсяг необхідної пам'яті та поліпшує продуктивність ЗНМ;
4. шарів об'єднання, у яких карти ознак поділяються на прямокутні підрегіони, а ознаки кожного прямокутника незалежно зменшуються до одного значення, зазвичай, беручи середнє або максимальне значення.

Разом ці властивості дозволяють ЗНМ досягати кращого узагальнення у вирішенні задач комп'ютерного зору.

### 2.3.2. Мережа довгої короткочасної пам'яті

Мережа довгої короткочасної пам'яті (ДКЧП, англ. long short-term memory, LSTM) – це архітектура, що відноситься до парадигми рекурентних нейронних мереж, але на відміну від них, мережа ДКЧП добре підходить вирішення задач класифікації, обробки або передбачення часових рядів, коли між важливими подіями існують часові затримки невідомої тривалості. Відносна нечутливість до довжини прогалин дає ДКЧП перевагу у численних застосуваннях над альтернативними рекурентними нейронними мережами, прихованими марковськими моделями та іншими методами навчання послідовностей.

Вузол ДКЧП – це вузол рекурентної нейронної мережі, який виділяється запам'ятовуванням значень для довгих або коротких проміжків часу. Це забезпечується завдяки тому, що вузол не використовує функції активації в межах своїх рекурентних складових. Таким чином, значення, що зберігається, не розплющується ітеративно з плином часу і член градієнту або штраф не має схильності розмиватися, коли для його навчання застосовується зворотне поширення у часі.

Вузли ДКЧП часто втілюють у блоках, які містять декілька вузлів ДКЧП. Така конструкція є типовою для «глибинних» БНМ, і сприяє реалізаціям на паралельному апаратному забезпеченні.

Блоки ДКЧП містять три або чотири вентиля, які вони використовують для керування плином інформації до або з їхньої пам'яті. Ці вентиля реалізують із застосуванням логістичної функції для обчислення значень між 0 та 1. Для часткового дозволу або заборони плину інформації до або з цієї пам'яті застосовується множення на це значення.

Схема простого блоку ДКЧП зображена на рисунку 2.3.

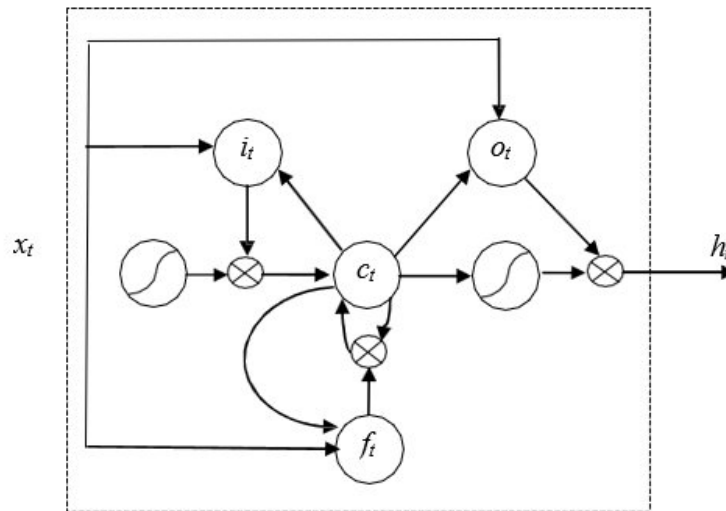


Рисунок 2.3 – Схема простого блоку ДКЧП

Традиційна ДКЧП із забувальними вузлами описується системою рівнянь (2.2)-(2.7).

$$\begin{aligned}
 f_t &= a_g(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f), \\
 i_t &= a_g(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i), \\
 o_t &= a_g(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o), \\
 c_t^{\sim} &= a_c(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c), \\
 c_t &= f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ c_t^{\sim}, \\
 h_t &= o_t \circ a_h(c_t)
 \end{aligned}
 \tag{2.2)-(2.7)$$

де  $\circ$  – позначає добуток Адамара (поелементний добуток елементів матриць),

$t$  – час,

$x_t$  – вхідний вектор,

$h_t$  – вихідний вектор,

$c_t$  – вектор стану комірки,

$c_t^{\sim}$  – вектор активації входу комірки,

$W_q$  – матриця ваг зв'язків (від входів до вентилів  $q$ ),

$U_q$  – матриця уточнень (ваги зв'язків від вихідних вузлів до вентилів  $q$ ),

$b_q$  – вектор порогів, де нижній індекс  $q$  позначає:  $i$  – вхідний вентиль,  $o$  –

вихідний вентиль,  $f$  – забувальний вентиль,  $c$  – комірка пам'яті,

$f_t$  – вектор забувального вентиля (вага пам'ятання старої інформації),

$i_t$  – вектор вхідного вентиля (вага отримання нової інформації),

$o_t$  – вектор вихідного вентиля (кандидатність на вихід),

$a_g$  – сигмоїдна функція,

$a_c$  – гіперболічний тангенс,

$a_h$  – гіперболічний тангенс (але практично рекомендується використовувати лінійну функцію:  $a_h(x)=x$ ).

Вічкова ДКЧП із забувальними вентилями описується системою рівнянь (2.8)-(2.12).

$$\begin{aligned}
 f_t &= a_g(W_f x_t + U_f c_{t-1} + b_f), \\
 i_t &= a_g(W_i x_t + U_i c_{t-1} + b_i), \\
 o_t &= a_g(W_o x_t + U_o c_{t-1} + b_o), \\
 c_t &= f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ a_c(W_c x_t + b_c), \\
 h_t &= o_t \circ a_h(c_t)
 \end{aligned}
 \tag{2.8)-(2.12}$$

де  $\circ$  – добуток Адамара,

$t$  – час,

$x_t$  – вхідний вектор,

$h_t$  – вихідний вектор,

$c_t$  – вектор стану комірки,

$W_q$  – матриця ваг зв'язків (від входів до вентилів  $q$ ),

$U_q$  – матриця уточнень (ваги зв'язків від вихідних вузлів до вентилів  $q$ ),

$b_q$  – вектор порогів, де нижній індекс  $q$  позначає:  $i$  – вхідний вентиль,  $o$  – вихідний вентиль,  $f$  – забувальний вентиль,  $c$  – комірка пам'яті,

$f_t$  – вектор забувального вентиля (вага пам'ятання старої інформації),

$i_t$  – вектор вхідного вентиля (вага отримання нової інформації),

$o_t$  – вектор вихідного вентиля (кандидатність на вихід),

$a_g$  – сигмоїдна функція,  
 $a_c$  – гіперболічний тангенс,  
 $a_h$  – гіперболічний тангенс (але практично рекомендується використовувати лінійну функцію:  $a_h(x)=x$ ).

Згорткова ДКЧП описується системою рівнянь (2.13)-(2.17).

$$\begin{aligned}
 f_t &= a_g(W_f * x_t + U_f * h_{t-1} + V_f \circ c_{t-1} + b_f), \\
 i_t &= a_g(W_i * x_t + U_i * h_{t-1} + V_i \circ c_{t-1} + b_i), \\
 o_t &= a_g(W_o * x_t + U_o * h_{t-1} + V_o \circ c_{t-1} + b_o), \\
 c_t &= f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ a_c(W_c * x_t + U_c * h_{t-1} + b_c), \\
 h_t &= o_t \circ a_h(c_t)
 \end{aligned}
 \tag{2.13)-(2.17}$$

де \* – оператор згортки,

◦ – добуток Адамара,

t – час,

$x_t$  – вхідний вектор,

$h_t$  – вихідний вектор,

$c_t$  – вектор стану комірки,

$W_q$  – матриця ваг зв'язків (від входів до вентилів q),

$U_q$  – матриця уточнень (ваги зв'язків від вихідних вузлів до вентилів q),

$V_q$  – матриця ваг зв'язків (від комірок пам'яті до вентилів q),

$b_q$  – вектор порогів, де нижній індекс q позначає: i – вхідний вентиль, o – вихідний вентиль, f – забувальний вентиль, c – комірка пам'яті,

$f_t$  – вектор забувального вентиля (вага пам'ятання старої інформації),

$i_t$  – вектор вхідного вентиля (вага отримання нової інформації),

$o_t$  – вектор вихідного вентиля (кандидатність на вихід),

$a_g$  – сигмоїдна функція,

$a_c$  – гіперболічний тангенс,

$a_h$  – гіперболічний тангенс (але практично рекомендується використовувати лінійну функцію:  $a_h(x)=x$ ).

Єдині ваги, що є в блоці ДКЧП  $W$  та  $U$ , використовуються для спрямовування дії вентилів. Ці ваги застосовуються між значеннями, які надходять до блоку включно з входним вектором  $x_t$  та виходом з попереднього моменту часу  $h_{t-1}$  та кожним із вентилів. Отже, блок ДКЧП визначає, яким чином підтримувати свою пам'ять як функцію від цих значень, і тренування ваг блока ДКЧП спричиняє його навчання такої функції, яка мінімізує втрати.

Тренування ДКЧП-мереж здійснюють на основі техніки зворотного поширення помилки у часі. Також використовують еволюційні методи.

### 2.3.3. Гібридні глибинні мережі

Утворити гібридну глибинну мережу можливо шляхом певного поєднання більш простих нейромереж. Розглянемо кілька найбільш популярних класів гібридних гібридних мереж.

Генеративні змагальні мережі – це клас гібридних нейронних мереж, що використовуються в навчанні без учителя, реалізовані системою двох штучних нейронних мереж, які змагаються одна з одною в рамках гри з нульовою сумою.

Одна мережа – це генератор, що генерує екземпляри-кандидати, а інша мережа – дискриміратор, той, що оцінює їх. Як правило, генератор навчається будувати відповідності з прихованого простору до певного розподілу даних, тоді як дискримінаційна мережа розрізняє представників справжнього розподілу даних (навчальної вибірки) та кандидатів, зроблених генератором.

Метою генератора як тренувальної мережі є збільшення частоти помилок дискримінаційної мережі (тобто «обдурити» дискриміратор шляхом створення нових синтезованих екземплярів, які повинні походити на представників справжнього розподілу даних).

Сіамська нейронна мережа – це різновид гібридної нейронної мережі, яка використовує однакові ваги при одночасній роботі з двома різними вхідними векторами для обчислення вихідних векторів, що підлягають порівнянню. Часто

один з вихідних векторів попередньо обчислюється, утворюючи таким чином базу, з якою порівнюють інший вихідний вектор.

Сіамська мережа складається з двох однакових нейронних мереж, кожна з яких приймає один з двох векторів вхідних даних. Виходи останніх шарів цих двох мереж подаються на контрастуючу функцію втрат, яка обчислює схожість між двома векторами вхідних даних.

## **2.4. Приклади успішного впровадження ГНМ у виробничі процеси**

Ми пропонуємо розглянути ряд відомих міжнародних компаній, які зараз активно впроваджують чи вже впровадили глибинні нейронні мережі у своє виробництво.

### **2.4.1. Оптимізація заводських процесів німецького концерну Siemens AG**

Концерн Siemens AG послідовно інтегрує технології штучного інтелекту у виробничі процеси з метою підвищення ефективності, точності та автономності заводських систем [21-22]. Використання глибинних моделей у поєднанні з аналітикою великих даних дає змогу оптимізувати робочі потоки, мінімізувати прості обладнання та покращувати якість готової продукції. Алгоритми аналізують дані в режимі реального часу, забезпечуючи своєчасне виявлення відхилень у роботі виробничих ліній та підтримуючи стабільність технологічних процесів. У поєднанні з методами комп'ютерного зору глибинні нейронні мережі сприяють точнішому контролю складання та виявленню дефектів, що зменшує кількість виробничих помилок і забезпечує більш високі стандарти продуктивності.

У межах цифрової трансформації Siemens застосовує низку спеціалізованих технологічних платформ. Зокрема, рішення для промислового ШІ інтегруються у середовища керування виробництвом, де глибинні моделі використовуються для прогнозного обслуговування, автоматизованого моніторингу стану обладнання та

оптимізації операційних параметрів. Такі системи забезпечують адаптивність виробництва, гнучке реагування на зміни в технологічних процесах і підвищення загального рівня автономності.

#### **2.4.2. Інтеграція штучного інтелекту в систему виробництва BMW Group**

BMW Group активно впроваджує інноваційні рішення на основі штучного інтелекту в рамках своєї стратегії «iFACTORY», щоб зробити виробничий процес більш гнучким, надійним і ефективним. Однією з ключових технологій є Car2X — хмарна система, яка забезпечує реальний зв'язок між виробленим автомобілем та заводською інфраструктурою. Кожен автомобіль на виробничій лінії стає активним учасником IoT-екосистеми: він аналізує свій стан, обмінюється інформацією з працівниками та системою управління й миттєво повідомляє про можливі відхилення. Це дозволяє оптимізувати роботу працівників, направляючи їх до конкретних точок лінії в режимі реального часу та підвищуючи гнучкість виробничих процесів [23].

В системі контролю якості важливу роль грає AIQX (Artificial Intelligence Quality Next) — платформа, яка за допомогою камер і різних сенсорів аналізує дані в режимі реального часу. Алгоритми глибокого навчання обробляють зображення та аудіосигнали, щоб виявляти аномалії, перевіряти комплектацію й правильність складання, а також адаптувати інспекційні інструкції в залежності від варіанту моделі. На заводі у Дингольфіngu, наприклад, аудіо-аналіз використовується для автоматичного контролю якості, що дає змогу виявляти дефекти за звуком, а не тільки за зображенням.

Крім того, в цеху фарбування (завод Regensburg) BMW застосовує повністю автоматизований процес обробки поверхні, керований штучним інтелектом. AI-роботи оцінюють адгезію фарби, рівність фарбованої поверхні та інші параметри, після чого виконують корекцію або маркування поверхні відповідно до заданих стандартів.

У Мюнхенському цеху кузовного виробництва (press shop) AI і системи “smart data” використовуються для збору параметрів, таких як товщина металу, температура та швидкість преса. Ці дані миттєво передаються в хмару, де аналізуються алгоритмами для виявлення закономірностей та трендів, що сигналізують про можливі дефекти або необхідність обслуговування. Це дозволяє зменшити кількість дрібних перевірок, залишаючи тільки справді “ризикові” елементи для подальшого аналізу [24].

Ще одним важливим проектом є GenAI4Q, який реалізується на заводі BMW Group у Регенсбурзі. Система генерує індивідуальний контрольний план для кожного автомобіля, враховуючи модель, конфігурацію та виготовлення в реальному часі. ШІ аналізує велику кількість даних і формує перелік інспекційних операцій, які контролюють працівники через мобільний додаток — включно з голосовим записом і розпізнаванням мови для легшого документування висновків.

Завдяки цим технологіям BMW Group значно підвищує якість продукції, знижує ймовірність дефектів і оптимізує виробничі лінії, одночасно зменшуючи навантаження на персонал і автоматизуючи найрутинніші завдання. Це є частиною великої трансформації, спрямованої на створення інтелектуальних, високоефективних та адаптивних заводів майбутнього.

#### **2.4.3. Оптимізація виробництва Bosch на основі технологій штучного інтелекту та глибинного навчання**

Bosch активно розвиває стратегію фабрики майбутнього, використовуючи передові рішення штучного інтелекту для підвищення гнучкості, продуктивності та якості виробництва. У дослідницькому підрозділі Bosch Research створюються алгоритми, що поєднують глибинне навчання та знання про виробничі процеси, що дозволяє аналізувати великі обсяги даних, прискорювати прийняття рішень і скорочувати час простоїв. Завдяки таким гібридним моделям компанія знижує кількість браку і підвищує ефективність обладнання в своїх заводах [25].

До ключових систем Bosch належать: платформа AI Analytics, ViPAS та генеративний ШІ. Платформа AI Analytics застосовується для виявлення аномалій, кореневих причин дефектів і оптимізації планування виробництва. У межах системи ViPAS (англ. Visual Inspection Assistant) використовується глибинне навчання для автоматизованої інспекції виробів: модель навчається на даних зразків і може самостійно розпізнавати дефекти без необхідності програмування для кожної конкретної задачі [26].

Компанія Bosch уже розгортає пілотні проекти із застосуванням генеративного ШІ на своїх заводах: у двох виробничих підрозділах створюються синтетичні зображення дефектів для тренування моделей візуального контролю.

Більш того, Bosch використовує AI для оптимізації планування випуску, моніторингу та контролю виробничих ліній. У деяких підприємствах аналіз даних часу циклів виробництва з AI-моделями дозволив скоротити час налаштування нових ліній на 15%, а в інших заводах прискорив процес тестування компонентів [27].

Завдяки цим ініціативам Bosch формує виробництво, яке здатне адаптуватися до змін, працювати з високою якістю за низькими витратами та готуватися до нових викликів індустрії 4.0.

#### 2.4.4. Зведена характеристика впровадження ШІ у виробничі процеси

Для узагальнення й структурованого подання інформації наведемо зведену таблицю 2.2, сформовану на основі даних розглянутих вище підприємств.

Таблиця 2.2 – Порівняння підприємств за критеріями використання ГНМ

<b>Критерій</b>	<b>Siemens AG</b>	<b>BMW Group</b>	<b>Bosch</b>
Основні напрями застосування ШІ	Оптимізація виробничих процесів, контроль якості, прогнозне	Оптимізація виробничих процесів, контроль якості, Car2X	Контроль якості, аналіз даних, автоматична інспекція, оптимізація

	обслуговування	інтеграція	планування
--	----------------	------------	------------

Продовження таблиці 2.2

<b>Критерій</b>	<b>Siemens AG</b>	<b>BMW Group</b>	<b>Bosch</b>
Стратегічний підхід до ШІ	Інтеграція ШІ у платформи автоматизації та контролю	Стратегія iFACTORY	Концепція фабрик майбутнього
Інструменти та технології ШІ	Аналітика великих даних, глибинне навчання, комп'ютерний зір	AIQX, GenAI4Q, Car2X, аудіо-аналіз для виявлення дефектів	Платформа AI Analytics, ViPAS, генеративний ШІ для синтетичних даних
Результати впровадження	Підвищення точності контролю, зниження кількості відхилень	Зменшення кількості помилок, пришвидшення перевірок	Скорочення часу розгортання AI-моделей, зменшення часу налаштування до 15%
Рівень автономності рішень	Високий: застосування самонавчальних алгоритмів	Високий: інтелектуальні системи управління та інспекції	Високий: адаптивні ГНМ
Типи даних, що аналізуються	Візуальні, сенсорні, процесні дані	Візуальні, аудіо, процесні дані	Візуальні, сенсорні, синтетичні дані
Роль глибинних нейронних мереж	Аналіз дефектів та оптимізація виробничих операцій	Контроль збірки, виявлення аномалій, генерація інспекційних планів	Візуальна інспекція, генеративні моделі для тренування та оптимізації

Аналіз зведеної таблиці демонструє високий рівень інтеграції глибинних нейронних мереж у виробничі процеси провідних компаній, що підтверджує ефективність таких технологій. Враховуючи цей досвід, доцільно впровадити методи глибинного навчання на ПрАТ «Лантманнен Акса».

## 2.5. Задачі Фінансового відділу та методи їх вирішення

У межах розділу 1.4 було розглянуто різний спектр задач Фінансового відділу, що відрізняються за рівнем складності, масштабом даних та вимогами до точності прогнозування. Для їх ефективного розв'язання можуть застосовуватись різні методи глибинного навчання. Відповідність між окресленими задачами та потенційними методами їх розв'язання засобами глибинного навчання наведено у таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Задачі Фінансового відділу та методи глибинного навчання

Задача	Метод глибинного навчання	Опис застосування методу
Прогнозування прибутків	ДКЧП, рекурентна нейронна мережа, ЗНМ	Моделюють часові ряди з урахуванням сезонності та нелінійних залежностей
Контроль та облік фінансових операцій	ГНМ, автоенкодер, нейронна мережа виявлення аномалій	Автоматично класифікують типи транзакцій та виявляють нетипові або ризикові операції
Моніторинг фінансових ризиків і сценарний аналіз	Моделі «послідовність у послідовність», трансформери	Генерують альтернативні сценарії розвитку подій, моделюють вплив зовнішніх та внутрішніх факторів на фінансові показники

Продовження таблиці 2.3

Задача	Метод глибинного навчання	Опис застосування методу
Фінансова звітність	N L P - м о д е л і , автоенкодер, трансформери	Створюють текстові частини звітів, уніфікують показники, виявляють помилки та забезпечують узгодженість фінансових даних
Аналітична звітність	Моделі з механізмом уваги, ДКЧП	Визначають ключові метрики, оцінюють коротко- та довгострокові тенденції, формують аналітичні висновки
Бухгалтерський облік	ЗНМ+ДКЧП, оптичне розпізнавання тексту за допомогою ГНМ	Автоматизують читання та обробку документів, розпізнають текст та відносять його до відповідних бухгалтерських рахунків
Перевірка податкових документів	Нейронна мережа виявлення аномалій, NLP-моделі	Виявляють підозрілі операції, аналізують текст нормативних актів та порівнюють їх із фактичними даними компанії
Підтримка інформаційних систем, прогнозування збоїв	Автоенкодер + ДКЧП	Аналізують логи систем, прогнозують пікові навантаження та попереджають системні збої через виявлення аномалій
Аналіз економічних показників	ДКЧП, навчання з закріпленням	Моделюють вплив різних факторів на КРІ та допомагають визначити оптимальні управлінські рішення

Наведена таблиця 2.3 демонструє, що кожна ключова задача Фінансового відділу може бути підтримана відповідним методом глибинного навчання.

Використання зазначених моделей дозволяє оптимізувати як оперативні, так і стратегічні аспекти управління фінансами. Отже, впровадження ГНМ є логічним етапом цифрового розвитку ПрАТ «Лантманнен Акса».

## **2.6. Висновки до розділу 2**

В другому розділі розглянуто етапи становлення та розвитку штучного інтелекту, а також основні принципи побудови й архітектури глибинного навчання. Аналіз показав, що штучний інтелект пройшов тривалий шлях - від простих експертних систем до сучасних глибинних нейронних мереж, здатних до самонавчання та адаптації. Важливим моментом цього розвитку стало поєднання теоретичних основ машинного навчання з обчислювальними можливостями сучасних графічних процесорів, що зробило можливим ефективне тренування складних моделей.

З'ясовано, що глибинне навчання - це підхід, заснований на багатoshарових нейронних мережах, які можуть автоматично виділяти приховані закономірності у великих обсягах даних. Розглянуто такі типи нейронних мереж: згорткові, рекурентні, довгі короткочасні, сіамські та генеративно-змагальні.

Також було проведено аналіз практичного застосування глибинних нейронних мереж у виробничому секторі та визначено потенційні напрямки їх інтеграції у діяльність Фінансового відділу ПрАТ «Лантманнен Акса». Досвід провідних міжнародних компаній засвідчує, що глибинні нейронні мережі ефективно підвищують точність прогнозування, автоматизують контроль якості, оптимізують виробничі процеси та забезпечують своєчасне прийняття управлінських рішень. Це доводить, що впровадження таких технологій є не лише доцільним, а й стратегічно важливим для підвищення конкурентоспроможності сучасного підприємства.

Крім того, проведене зіставлення задач Фінансового відділу з відповідними методами глибинного навчання показало широкі можливості автоматизації фінансового аналізу, обліку, моніторингу ризиків та підготовки звітності. Застосування моделей ДКЧП, згорткових, рекурентних та трансформерних

архітектур дозволяє значно підвищити точність прогнозів, пришвидшити обробку великих масивів даних і мінімізувати кількість помилок, пов'язаних із людським фактором.

## **РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНОЇ СИСТЕМИ**

### **3.1. Задачі Фінансового відділу та потреба у комплексному рішенні**

Як зазначалось у підрозділі 1.4, Фінансовий відділ ПрАТ «Лантманнен Акса» виконує низку ключових задач: планування, облік та контроль фінансових потоків, складання аналітичних звітів для керівництва, аналіз економічних показників діяльності підприємства та розробку заходів з підвищення ефективності. Для реалізації цих задач будуть застосовані аналітичні методи для опрацювання статистичних даних і порівняння підходів до прогнозування, методи математичного моделювання, зокрема моделі глибинного навчання, для формування прогнозних значень фінансових показників, експериментальні методи для перевірки точності прогнозів на вибірках даних, а також методи комп'ютерної обробки даних, що забезпечать автоматизацію підготовки, інтеграцію та візуалізацію даних.

Таким чином, постає потреба у формуванні цілісного рішення, яке забезпечуватиме ефективну роботу з даними на всіх етапах прогнозування. Для цього доцільно використовувати комплексну систему, що включає: систему управління базами даних для надійного зберігання та доступу до інформації; модель прогнозування, навчання якої здійснюється за допомогою сучасних засобів аналітики; програмний компонент, який інтегрує модель, дані та засоби візуалізації в єдине робоче середовище. Такий підхід дозволить автоматизувати ключові етапи, підвищити точність прогнозів і створити основу для подальшого розвитку аналітичної інфраструктури підприємства.

### **3.2. Програмні засоби для зберігання та обробки даних**

Оскільки ефективність прогнозування значною мірою залежить від якості та організованості даних, важливим етапом є вибір програмних засобів, що забезпечують їх надійне зберігання та обробку. У цьому розділі буде розглянуто сучасні програмні засоби, призначені для зберігання та обробки даних.

### 3.2.1. Огляд програмного продукту DBDesigner

DBDesigner - безкоштовний інструмент для візуального проєктування баз даних. Розроблений компанією fabFORCE.net, цей продукт поєднує функціональність моделювання, створення та підтримки баз даних у єдиному середовищі [28]. DBDesigner дозволяє створювати ER-діаграми, генерувати SQL-скрипти, а також здійснювати зворотне інженерування існуючих баз даних.

Ключові особливості DBDesigner [29]:

- простий та зрозумілий інтерфейс для створення і редагування структури бази даних, включаючи таблиці, зв'язки та індекси;
- можливість експорту моделі у вигляді SQL-скриптів для різних СУБД;
- підтримка імпорту існуючих баз даних для створення їх візуального представлення, що спрощує процес аналізу та модифікації структури;
- можливість спільного доступу до проєктів, що дозволяє команді працювати над моделями в реальному часі;
- доступний на усіх платформах.

Попри те, що DBDesigner є ефективним інструментом для візуального проєктування, його обмежена функціональність щодо роботи з даними не дозволяє застосовувати його для реального впровадження баз або сховищ даних та проведення подальшого аналізу.

### 3.2.2. Огляд програмного продукту MySQL Workbench

MySQL - система управління базами даних, яка забезпечує надійне зберігання, обробку та доступ до даних. Вона підтримує транзакції, індексацію, управління доступом та безпеку, що робить її основою для побудови структурованих сховищ даних [30-31].

MySQL Workbench - графічний інтерфейс для MySQL, що дозволяє створювати ER-діаграми, генерувати SQL-скрипти, писати та виконувати запити,

а також здійснювати адміністрування бази [32]. Workbench підтримує зворотне інженерування існуючих баз даних і полегшує спільну роботу над моделями.

До основних особливостей MySQL Workbench можна віднести:

- інтеграція СУБД та графічного інтерфейсу дозволяє працювати і з моделлю даних, і з реальними даними;
- підтримка транзакцій, індексів, тригерів, процедур, що спрощує управління та аналіз даних;
- ER-діаграми, генерація SQL-скриптів, зворотне інженерування;
- підтримка великих обсягів даних і багатьох одночасних користувачів;
- кросплатформність.

Таким чином, MySQL Workbench забезпечує зручний та інтуїтивний інтерфейс для роботи з MySQL, поєднуючи можливості моделювання, адміністрування та виконання запитів у єдиному середовищі, що робить його незамінним інструментом для побудови та підтримки баз і сховищ даних.

### **3.2.3. Огляд програмного продукту Microsoft SQL Server**

Microsoft SQL Server - це потужна комерційна система управління базами даних, орієнтована на корпоративні рішення з високими вимогами до надійності, масштабованості та безпеки [33]. Вона забезпечує централізоване зберігання даних, виконання складних SQL-запитів, підтримку транзакцій, індексації, резервного копіювання та відновлення даних.

Особливості Microsoft SQL Server [34]:

- підтримка великих обсягів даних, багатокористувацький доступ, складні запити та аналітика;
- SQL Server Management Studio (SSMS) дозволяє керувати базами даних, створювати запити, контролювати безпеку та моніторити продуктивність;
- підтримка кластеризації, реплікації, резервування та високої доступності;

- розширене управління ролями, шифрування даних, аудит користувачів;
- інтеграція з Copilot, тобто вбудований ШІ-помічник [35];
- платна ліцензія;

Хоч Microsoft SQL Server і є потужним інструментом для корпоративного зберігання та аналізу даних, його вартість та складність адміністрування обмежують його практичне застосування у менших проєктах.

### 3.2.4. Зведена характеристика СУБД та інструментів проектування

Після детального аналізу трьох програмних продуктів доцільно представити їх основні характеристики у вигляді зведеної таблиці (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 – Порівняння програмних продуктів

<b>Назва</b>	<b>DBDesigner</b>	<b>MySQL Workbench</b>	<b>Microsoft SQL Server</b>
ОС, на якій доступний програмний продукт	Будь-яка ОС	Будь-яка ОС	Windows, Linux
Генерація SQL-скриптів	Так	Так	Так, але виключно для SQL Server у форматі T-SQL
Спільний доступ до проєкту	Так, одночасно	Ні, тільки на рівні доступу до БД	Ні, тільки на рівні доступу до БД
Можливість розробки ER-діаграм	+	+	-
Зберігання великих обсягів даних	-	+	+

Підтримка транзакцій, індексів, тригерів, процедур	-	+	+
--	---	---	---

На основі проведеного порівняння можна зробити такі висновки. DBDesigner є корисним інструментом для проектування баз та сховищ даних, проте його функціональність обмежена і не дозволяє здійснювати наповнення та обробку даних. Microsoft SQL Server пропонує розширений функціонал та надійність, проте його висока вартість і складність інтерфейсу роблять використання менш доцільним для невеликих і середніх проєктів. Найбільш оптимальним рішенням являється MySQL у поєднанні з MySQL Workbench, оскільки ця зв'язка забезпечує повний цикл роботи з базою даних - від моделювання та генерації SQL-скриптів до наповнення та адміністрування. Слід також зазначити, що цей продукт є безкоштовним та має зручний, інтуїтивно зрозумілий інтерфейс.

### 3.2.5. Проектування сховища даних

Логічне моделювання даних – це техніка використання графічних елементів, результатом якої є модель даних, що представляє визначення, характеристики та зв'язки даних у бізнес, технічному чи концептуальному середовищі [36]. Його мета – описати дані кінцевого користувача системам і кінцевому персоналу.

Існує три типи об'єктів даних, а саме: сутності, атрибути та зв'язки. Вони становлять базові елементи процесу моделювання даних:

1. Сутності – це структури для збереження інформації про особи, місця або речі, потрібні підприємству. Працівники, штати, накази та таблиці робочого часу є прикладами сутностей;
2. Атрибути – це властивості сутностей. Приклади атрибутів включають колір, дату працевлаштування, ім'я та номер соціального страхування;

3. Зв'язки – це дієслова, які описують, як сутності відносяться одна до одної. Наприклад: «Клієнти купують продукти», «Продавці розміщують замовлення». Речення в цій конструкції сутність-відношення-сутність називається «пара сутностей зв'язку». Пари сутностей зв'язку є двонаправленими. Тому «Клієнти купують продукти» — це те саме, що «Продукти купуються клієнтами».

Таким чином, логічне моделювання даних визначає теоретичні засади побудови моделі, необхідної для опису структури інформації у предметній області. На практиці воно реалізується у вигляді фізичної моделі, яка була розроблена у середовищі MySQL Workbench (рис. 3.1).

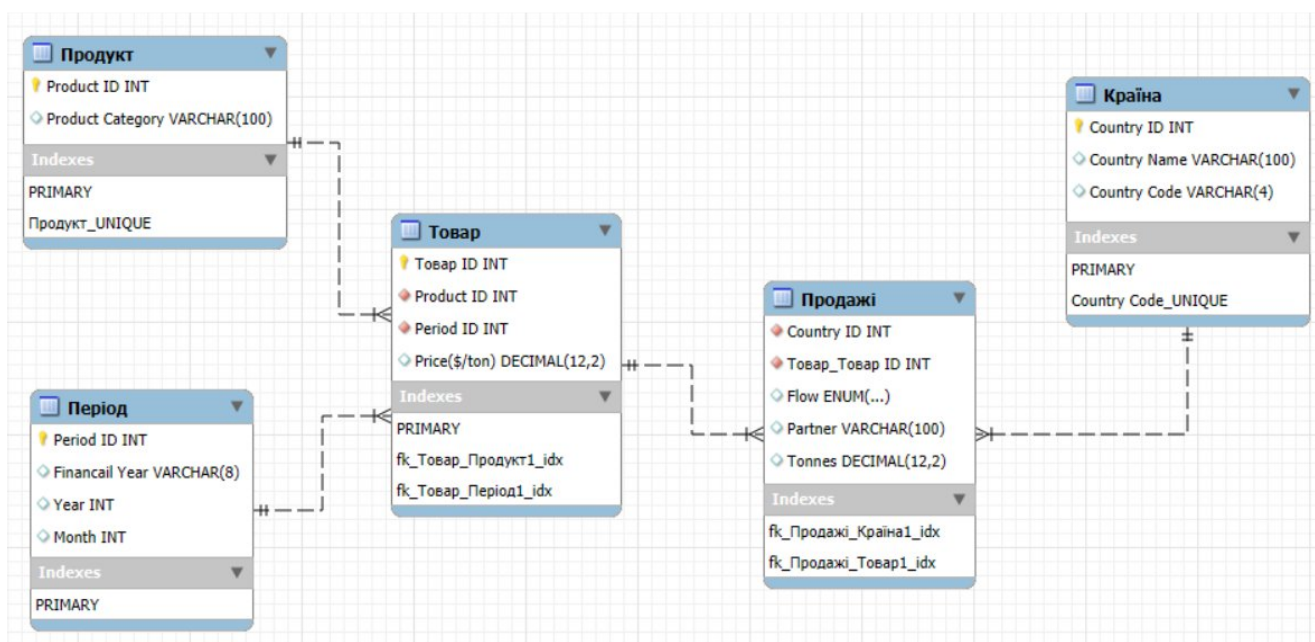


Рисунок 3.1 – Фізична модель сховища даних в MySQL Workbench

Дані, що використовуються для побудови сховища даних, отримано з відкритих статистичних джерел [37].

Сховище даних було спроектовано, отже, перейдемо до наступної частини системи – створення моделі прогнозування.

### 3.3. Вибір мови програмування для побудови моделі прогнозування

Після визначення інструментів для зберігання та попередньої підготовки даних наступним кроком є вибір мови програмування, на основі якої буде побудована модель прогнозування. Від цього вибору залежить доступ до необхідних алгоритмів, швидкість розробки, можливості інтеграції з аналітичним середовищем та подальша масштабованість рішення. Тому важливо проаналізувати наявні альтернативи та визначити оптимальний варіант для реалізації поставленої задачі.

### **3.3.1. Огляд мови програмування R**

Мова програмування R - це спеціалізоване середовище, розроблене для статистичних обчислень, аналізу даних та побудови графіків. Вона виникла наприкінці 1990-х років як відкрита реалізація мови S і швидко здобула популярність серед дослідників, аналітиків та наукових установ завдяки своїм потужним інструментам обробки табличних даних та численним статистичним бібліотекам [38]. Ключовою особливістю R є її гнучкість у виконанні статистичних методів: практично кожен класичний або сучасний статистичний тест, модель чи метод аналізу вже реалізований у вигляді пакета, що значно спрощує проведення експериментів та порівняння результатів.

Водночас R має низку обмежень, які стримують її використання за межами академічного середовища. По-перше, вона менш ефективна при роботі з дуже великими наборами даних, оскільки значна частина обчислень виконується в оперативній пам'яті. По-друге, мова не орієнтована на розробку комплексних прикладних систем, веб-сервісів або промислових застосунків, що робить її менш універсальною порівняно з мовами загального призначення. Інтеграція моделей R у зовнішні продукти або робочі процеси також може бути складнішою - для цього потрібні додаткові інструменти або обгортки, а підтримка таких рішень у виробничих середовищах обмежена.

Таким чином, R доцільно використовувати передусім у завданнях, де пріоритетом є статистичний аналіз, дослідницькі експерименти й гнучка побудова візуалізацій. Однак у випадках, коли система має масштабуватися, працювати з

великими обсягами даних або інтегруватися безпосередньо у програмні продукти, зазвичай обирають інші мови, що забезпечують більшу універсальність та стабільність.

### **3.3.2. Огляд мови програмування C#**

C# - це об'єктно-орієнтована мова програмування загального призначення, розроблена компанією Microsoft у межах платформи .NET [39]. Вона була створена як сучасна, безпечніша та структурована альтернатива мовам C++ і Java, орієнтована на промислове використання, розробку корпоративних систем і масштабованих застосунків. C# вирізняється суворою типізацією, чіткою структурою коду та широким набором інструментів для побудови різноманітних програмних рішень - від настільних програм до вебсервісів, мобільних застосунків та високонавантажених бекенд-систем.

Сильними сторонами мови є її тісна інтеграція з платформою .NET та багата стандартна бібліотека, що забезпечує швидку реалізацію базових функцій: роботу з файлами, мережевими протоколами, базами даних, багатопоточність тощо. Завдяки цьому C# часто використовується в корпоративних середовищах, де потрібна надійність, стабільність і довгострокова підтримка програмних продуктів. Крім того, мова має добре розвинуті засоби об'єктно-орієнтованого моделювання та підтримує сучасні парадигми - асинхронне програмування, впровадження залежностей, роботу з контейнерами даних, що робить її зручною для створення складних систем.

Для сфери аналітики та роботи з даними C# також може бути застосований, особливо у випадках, коли стоїть задача інтеграції алгоритмів у корпоративні програмні рішення. У .NET доступні бібліотеки для машинного навчання, такі як ML.NET, що дозволяють створювати й тренувати моделі без необхідності переходити на інші мови [40]. Проте такі інструменти ще поступаються за різноманітністю та гнучкістю екосистемам, розробленим спеціально для аналізу даних.

Попри свої переваги, C# має певні обмеження у контексті побудови аналітичних моделей. Мова не є спеціалізованою для статистичних обчислень або експериментального аналізу, а кількість бібліотек для роботи з даними значно менша. Навіть за наявності ML.NET, C# поки що програє інструментам, що вже багато років формують стандарт у сфері аналізу даних.

Отже, C# є потужною та надійною мовою для створення програмних систем виробничого рівня, проте не завжди є оптимальним вибором для первинних досліджень, експериментального аналізу або розробки моделей прогнозування. Його використання є доцільним тоді, коли модель має стати частиною масштабованого корпоративного програмного продукту, однак для розроблення та тестування самих алгоритмів частіше обирають спеціалізовані інструменти.

### **3.3.3. Огляд мови програмування Python**

Python - це інтерпретована мова програмування загального призначення, яка набула надзвичайної популярності завдяки своїй простоті, гнучкості та широкому спектру застосувань [41]. Вона поєднує зрозумілий синтаксис із великою кількістю готових інструментів, що робить її однією з найбільш доступних мов як для початківців, так і для фахівців у галузі аналітики й машинного навчання. Основним принципом Python є читабельність коду, що дозволяє зменшити час розробки та полегшує підтримку створених рішень.

Суттєвою перевагою Python є його потужна екосистема бібліотек, спрямованих на роботу з даними та побудову моделей. Бібліотеки NumPy, pandas, SciPy, scikit-learn, а також фреймворки TensorFlow і PyTorch забезпечують широкий функціонал для статистичного аналізу, машинного навчання, побудови нейронних мереж і підготовки даних [42]. Завдяки цьому Python сьогодні фактично став стандартом у науковому аналізі та розробленні алгоритмів інтелектуальної обробки. Мова дозволяє швидко тестувати гіпотези, створювати прототипи моделей і проводити експериментальні обчислення, що робить її незамінною в дослідницьких та інженерних задачах.

Окремою перевагою Python є його широкі можливості інтеграції. Мову можна використовувати як у вигляді скриптів для автоматизації, так і як частину складніших програмних систем. Python легко взаємодіє з базами даних, веб-застосунками, хмарними сервісами та інструментами для бізнес-аналітики. Зокрема, його підтримує Power BI, що дозволяє виконувати обробку даних та будувати моделі безпосередньо в аналітичному середовищі, не переходячи до окремих програмних рішень [43].

Разом із тим Python має і певні обмеження. Оскільки мова є інтерпретованою, продуктивність окремих операцій може бути нижчою порівняно з компільованими мовами, такими як C# чи Java. Також виконання великих моделей або обробка масивів даних без оптимізації чи застосування спеціальних бібліотек може бути ресурсомістким. Крім того, гнучкість Python часом призводить до менш суворої структури коду, що вимагає додаткової уваги на етапах проектування складних систем.

Проте в більшості практичних задач, пов'язаних із прогнозуванням, аналітикою та побудовою моделей, Python забезпечує оптимальний баланс між простотою, функціональністю та доступністю інструментів.

### 3.3.4. Зведена характеристика мов програмування

Для узагальнення й структурованого подання інформації наведемо зведену таблицю 3.2, сформовану на основі даних зазначених мов програмування.

Таблиця 3.2 – Порівняння мов програмування

<b>Критерій</b>	<b>R</b>	<b>C#</b>	<b>Python</b>
Тип мови	Спеціалізована для статистики та аналізу даних	Мова загального призначення в екосистемі .NET	Мова загального призначення з акцентом на простоту й аналітику

Основна сфера застосування	Статистика, біоінформатика, академічні дослідження	Корпоративні системи, вебсервіси, складні програмні рішення	Аналіз даних, машинне навчання, автоматизація, аналітика
----------------------------	--	---	--

Продовження таблиці 3.2

Критерій	R	C#	Python
Переваги	Вбудовані статистичні інструменти, потужні графічні пакети	Висока продуктивність, структурованість, стабільність у великих проєктах	Велика кількість бібліотек для ML/DS, простота, інтеграції
Недоліки	Менш придатна для промислових застосунків; слабка продуктивність	Недостатня кількість бібліотек для аналізу даних; складніший поріг входу	Нижча продуктивність порівняно з компільованими мовами
Підтримка машинного навчання та статистики	Дуже висока (tidyverse, caret, forecast тощо)	Середня (ML.NET, але екосистема менш розвинена)	Дуже висока (scikit-learn, TensorFlow, PyTorch, pandas)
Гнучкість та універсальність	Низька, вузька спеціалізація	Висока, але не орієнтована на швидкий аналіз	Дуже висока
Простота вивчення	Середня	Середня	Висока
Продуктивність	Невисока, потребує оптимізації	Висока, компіляція у байткод .NET	Середня, залежить від бібліотек

Інтеграція з іншими системами	Обмежена	Хороша корпоративними рішеннями	з	БД, вебсервіси, ВІ-платформи
-------------------------------	----------	---------------------------------	---	------------------------------

На основі порівняння мов програмування для реалізації моделі прогнозування фінансових показників оптимальним вибором буде Python, оскільки він поєднує простоту використання та широкий набір бібліотек для обробки даних і машинного навчання. Для побудови моделі будуть застосовані зазначені бібліотеки Python, що забезпечують ефективну підготовку даних та створення точних прогнозних моделей.

### 3.3.5. Реалізація моделі прогнозування фінансових показників

Для прогнозування фінансових показників імпорту та експорту використано модель глибинної нейронної мережі типу ДКЧП, що дозволяє ефективно працювати з часовими рядами та враховує попередні спостереження при формуванні прогнозу. Модель навчалася окремо для кожної країни на основі даних за період 2018-2024 рр. Для стабілізації навчання та підвищення точності прогнозів значення показників були нормалізовані за допомогою алгоритму MinMaxScaler.

Структура моделі включає LSTM-шар з 64 нейронами та Dense-шар з 32 нейронами з активацією ReLU перед вихідним шаром. Використано оптимізатор Adam та функцію втрат MSE. Для уникнення перенавчання застосовано механізм ранньої зупинки, що дозволяє автоматично завершувати навчання при відсутності покращення метрики на декількох останніх епохах. Моделі та відповідні об'єкти масштабування зберігаються для подальшого використання у прогнозуванні.

Повний код реалізації побудови моделей наведено в Додатку Б.

## 3.4. Обґрунтування вибору робочого середовища

Як зазначено в розділі 1.6, Фінансовий відділ вже використовує програмний засіб, здатний інтегрувати усі компоненти аналітичного процесу - це Power BI. Втім, доцільно розглянути й альтернативні робочі середовища, провести їх порівняння з Power BI та обрати найбільш ефективне середовище для реалізації моделі прогнозування.

### **3.4.1. Огляд програмного середовища Tableau**

Tableau - це сучасна платформа для візуальної аналітики та бізнес-інтелекту, призначена для інтерактивного дослідження даних і створення аналітичних дашбордів [44]. Система дозволяє підключатися до великої кількості джерел даних, включаючи реляційні та хмарні бази даних, електронні таблиці та веб-сервіси. Однією з ключових переваг Tableau є можливість швидко створювати інтерактивні графіки та дашборди без необхідності написання складного коду, що робить платформу зручною для бізнес-аналітиків та користувачів без глибоких навичок програмування.

Tableau також підтримує інтеграцію з Python через TabPy (англ. Tableau Python Server), що дозволяє виконувати складні обчислення, застосовувати алгоритми машинного навчання та розширювати функціонал платформи стандартними скриптами Python [45-46].

Проте платформа має певні обмеження: вона менш гнучка у підготовці даних у порівнянні з спеціалізованими середовищами, а також вимагає придбання ліцензії, що може бути суттєвим фактором для організацій із обмеженим бюджетом.

Незважаючи на це, Tableau залишається популярним інструментом для швидкого отримання аналітичних результатів та наочного представлення даних у бізнес-середовищі.

### **3.4.2. Огляд програмного середовища KNIME**

KNIME - це платформа для аналітики даних та побудови моделей машинного навчання з використанням візуального програмування. Вона дозволяє будувати аналітичні процеси у вигляді блок-схем, де кожен вузол відповідає за певну операцію: підготовку даних, трансформацію, застосування алгоритмів або візуалізацію результатів. KNIME підтримує підключення до різних джерел даних, включно з реляційними та NoSQL базами даних, CSV-файлами та хмарними

сховищами, що робить платформу універсальною для обробки різноманітних наборів даних.

Серед ключових переваг KNIME - інтеграція з Python, R та іншими мовами програмування, що дозволяє застосовувати власні алгоритми та бібліотеки для побудови моделей. Платформа добре підходить для автоматизації аналітичних задач без необхідності написання великої кількості коду. До обмежень KNIME можна віднести те, що для створення інтерактивних дашбордів і складних візуалізацій потрібна додаткова інтеграція з іншими інструментами, а новим користувачам може знадобитися певний час для освоєння логіки побудови робочих процесів.

KNIME є потужним середовищем для побудови аналітичних процесів і моделей прогнозування, особливо завдяки можливості поєднувати стандартні блоки з власними скриптами на Python чи R. Водночас, платформа має обмеження у створенні інтерактивних візуалізацій та потребує часу для освоєння логіки робочих процесів, що робить її менш зручною для швидкого отримання результатів порівняно з іншими аналітичними середовищами.

### 3.4.3. Зведена характеристика робочих середовищ

Для узагальнення й структурованого подання інформації наведемо зведену таблицю 3.3, сформовану на основі даних зазначених робочих середовищ.

Таблиця 3.3 – Порівняння робочих середовищ

<b>Критерій</b>	<b>Power BI</b>	<b>Tableau</b>	<b>KNIME</b>
Підключення до баз даних	SQL, Azure, хмарні сховища, локальні джерела	Реляційні та хмарні БД, CSV, веб-сервіси	SQL, NoSQL, CSV, хмарні сховища

Продовження таблиці 3.3

<b>Критерій</b>	<b>Power BI</b>	<b>Tableau</b>	<b>KNIME</b>
Інтеграція з мовами програмування	Python скрипти підтримуються у візуалізаціях та обчисленнях	Підтримка через TabPy	Підтримка Python через спеціальні вузли в робочих процесах
Підготовка даних	Потужний редактор Power Query	Обмежена підготовка	Візуальні блоки для трансформації, очистки та об'єднання даних
Візуалізація даних	Інтерактивні графіки та дашборди	Інтерактивні графіки та дашборди	Обмежена можливість візуалізації
Простота освоєння	Низька складність, інтуїтивний інтерфейс	Середня складність	Середня складність
Вартість	Power BI Pro: \$14 за користувача в місяць; Power BI Premium PerUser: \$24 за користувача в місяць	Creator: \$75 за користувача в місяць; Explorer: \$42 за користувача в місяць; Viewer: \$15 за користувача в місяць	KNIME Analytics Platform: безкоштовно, обмежений функціонал; KNIME Pro: від \$19 на місяць

Аналіз порівняльної таблиці показує, що кожне із розглянутих аналітичних середовищ має свої переваги та обмеження. Tableau виділяється високим рівнем інтерактивної візуалізації та зручністю для бізнес-користувачів, проте має обмежені можливості підготовки даних, потребує додаткових налаштувань для

інтеграції складних моделей, а також має дуже високу ціну у порівнянні з іншими середовищами. KNIME забезпечує потужні інструменти для підготовки даних та побудови аналітичних процесів, а також підтримує Python, проте створення інтерактивних дашбордів у ньому відсутнє, а освоєння платформи потребує часу. Водночас Power BI поєднує достатній рівень інтеграції з базами даних, можливість застосування скриптів як Python, так і R, потужну візуалізацію та вже використовується у робочих процесах Фінансового відділу. З огляду на це, Power BI виглядає найбільш доцільним середовищем для реалізації моделі прогнозування фінансових показників, оскільки дозволяє поєднати наявні напрацювання з можливістю інтеграції нових аналітичних процедур.

### 3.5. Реалізація побудови графічних представлень фінансових даних

За допомогою вбудованих інструментів Power BI, отримуємо дані зі сховища даних (рис. 3.2).

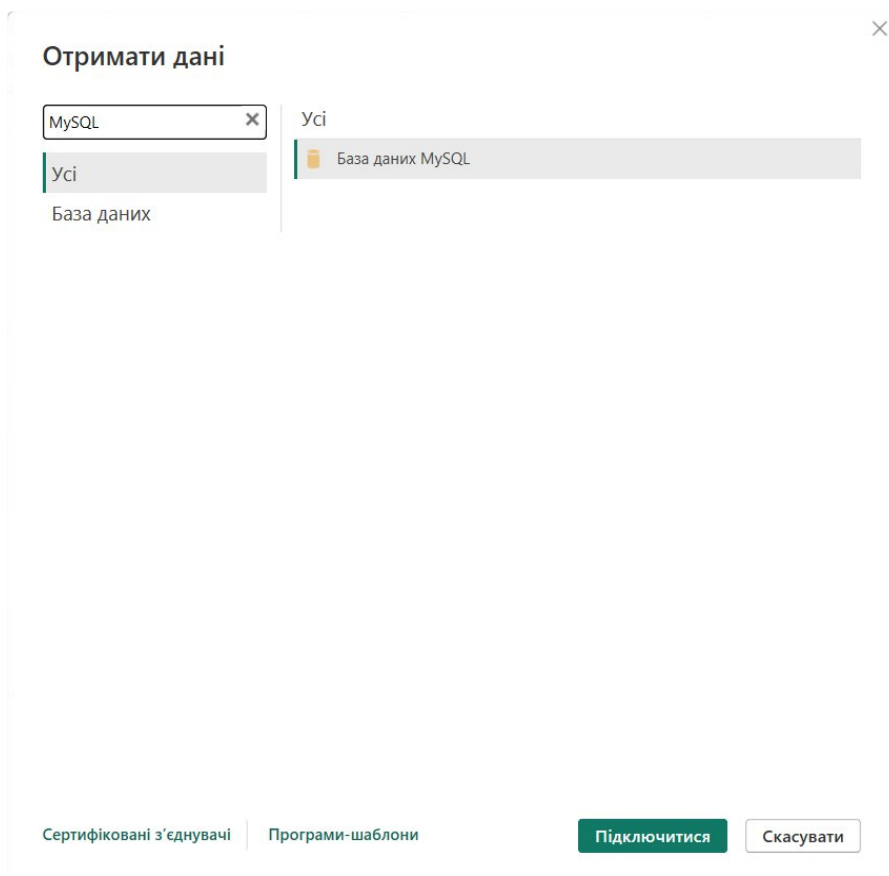


Рисунок 3.2 – Отримання даних з MySQL в Power BI

При успішному підключенні погоджуємось із вибором усіх таблиць. Після завантаження таблиці з'являються на вкладці «Подання моделі», як показано на рисунку 3.3.

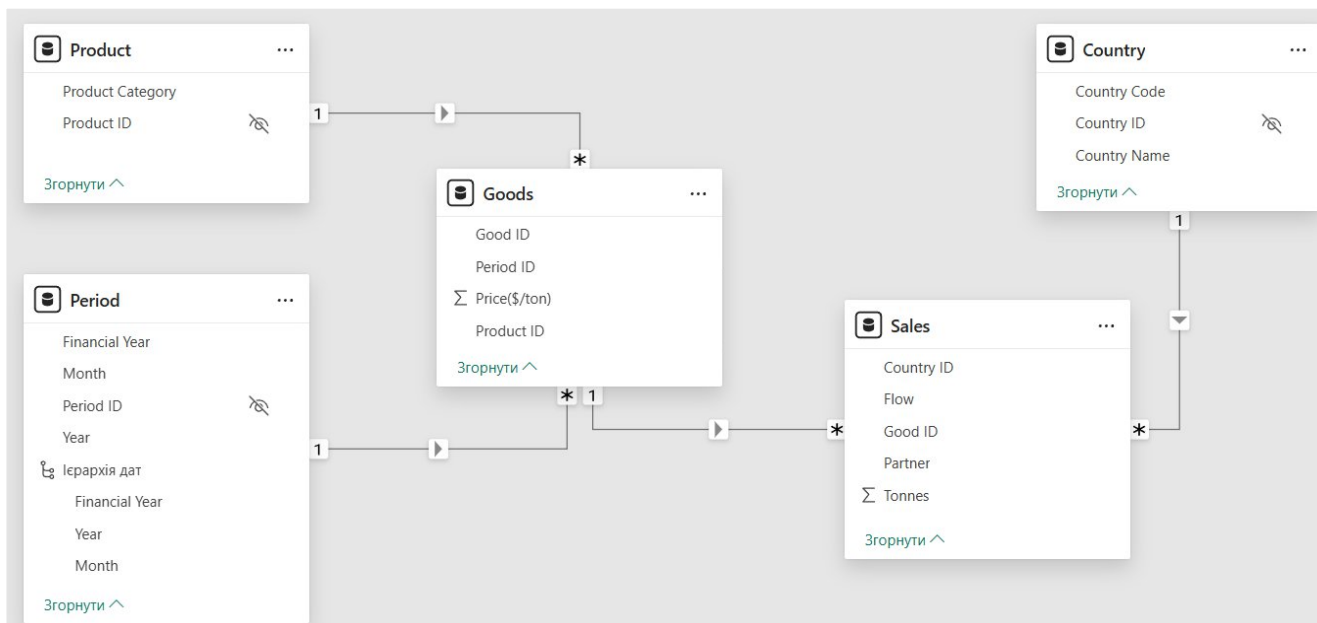


Рисунок 3.3 – Вкладка «Подання моделі» в Power BI

Після цього можемо приступати до побудови візуалізацій. Для цього переходимо на вкладку «Подання звіту» і в правій частині екрану на вкладці «Візуалізації» обираємо «Візуалізація Python». Знизу має з'явитись місце для написання коду (рис. 3.4).

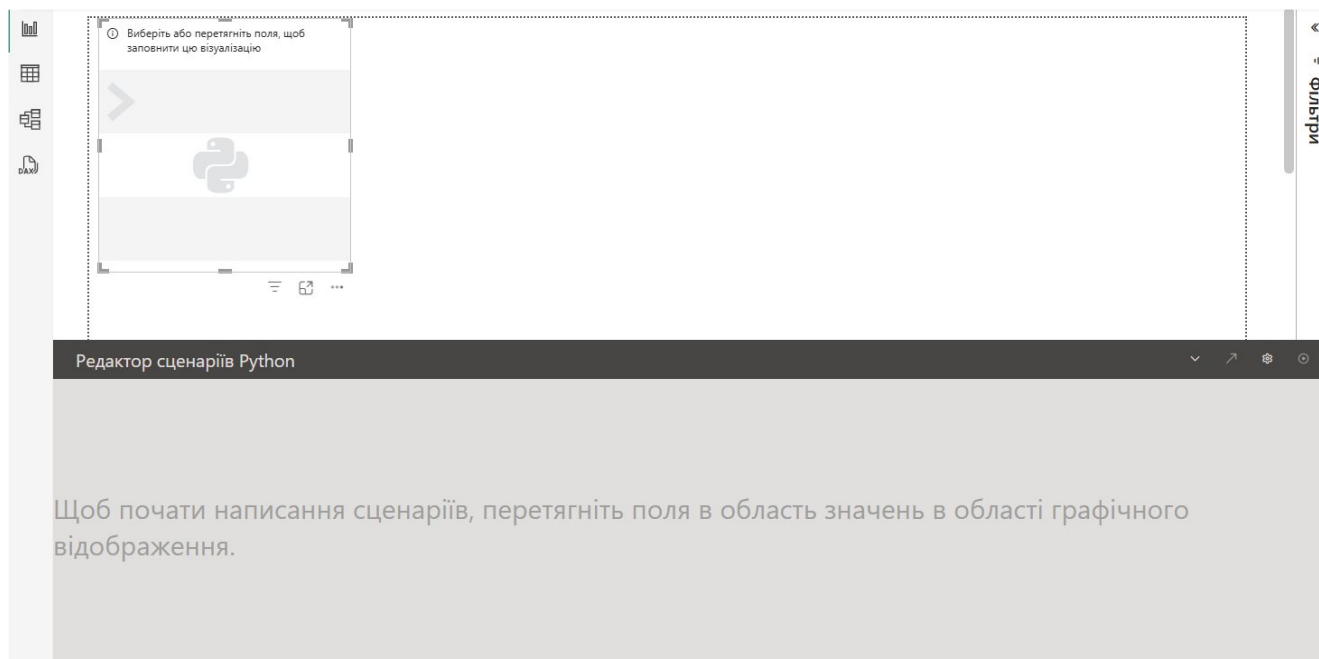


Рисунок 3.4 – Порожній редактор сценарію Python

Оскільки моделі були навчені для прогнозування імпорту продукції за окремими країнами, для реалізації сценарію необхідно обрати відповідні колонки даних. Повний код сценарію прогнозування наведено у Додатку В.

Зазначений код обробляє вхідні дані, що надходять із вибраних показників, групує їх за країнами та обчислює сумарні значення за місяць. Для прогнозування використовуються раніше навчені моделі ДКЧП та відповідні об'єкти масштабування. Значення фактичних показників і прогнозованих даних відображаються на графіках з маркерами та підписами деяких точок – усе для легшої оцінки тенденцій та порівняння фактичних та прогнозованих даних.

Аналогічні моделі та сценарії реалізовані як для категорії «Імпорт», так і для категорії «Експорт», що дозволяє отримати комплексну картину динаміки фінансових показників для кожної країни. Отримані графіки представлено на рисунку 3.5.

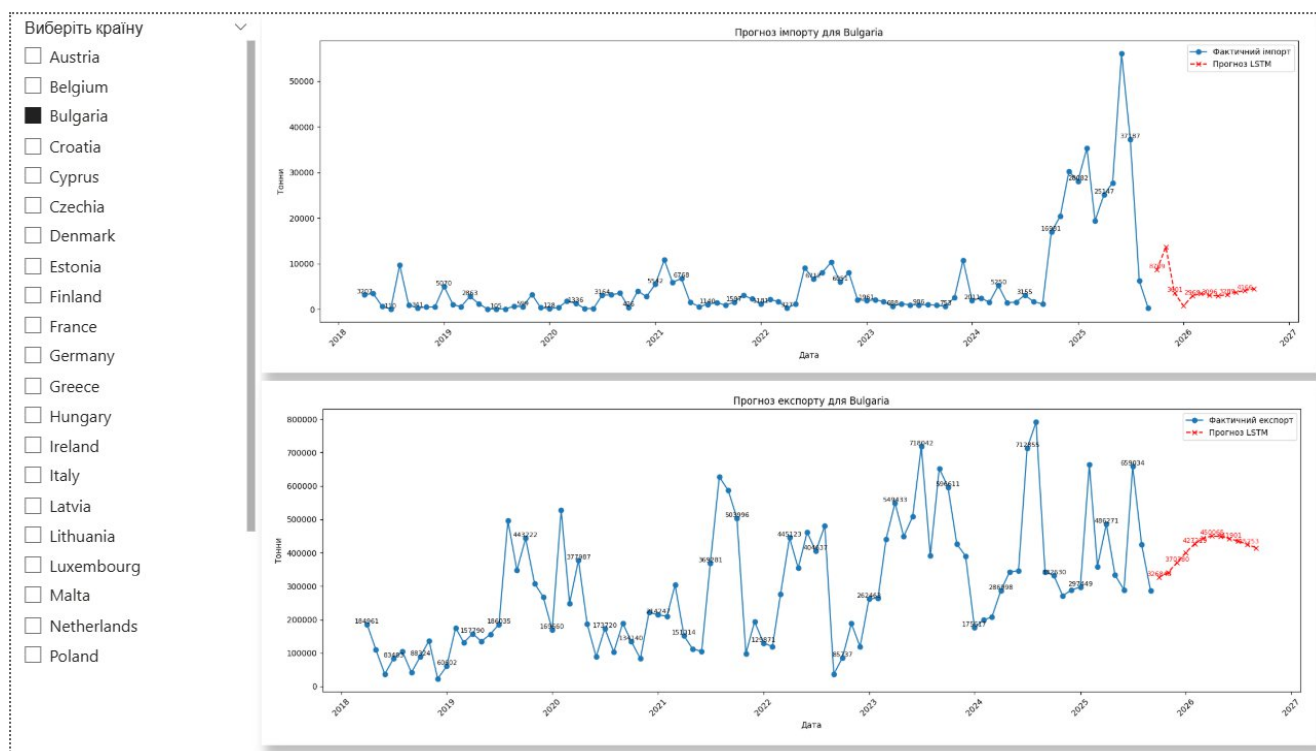


Рисунок 3.5 – Аналітичний звіт з прогнозування імпорту/експорту продукції

Візуалізації дозволяють наочно порівняти фактичні та прогнозовані значення, а також простежити основні коливання показників у часі. Це спрощує інтерпретацію отриманих результатів та дозволяє оцінити тенденції закупівель та продажу для кожної країни.

### 3.6. Висновки до розділу 3

У третьому розділі реалізовано комплексний підхід до створення інформаційно-аналітичної системи прогнозування фінансових показників.

Насамперед проаналізовано сучасні інструменти, які можуть бути використані для формування аналітичного середовища, та визначено ключові вимоги до таких систем: надійність зберігання даних, можливість їх структурування, масштабованість, інтеграція з моделями прогнозування і засобами візуалізації.

Порівняння програмних продуктів показало, що DBDesigner доцільно використовувати лише на етапі моделювання структури даних, тоді як Microsoft SQL Server забезпечує розширений функціонал, але є ресурсомістким та дорогим

рішенням. Найбільш раціональним вибором виявився MySQL у поєднанні з MySQL Workbench, який поєднує безкоштовність, зручність інтерфейсу та повний цикл роботи зі сховищем даних. Таким чином, було виконано логічне та фізичне моделювання даних, що дозволило сформувати структуру сховища, яке надалі використовується як єдине джерело інформації для реалізації моделі прогнозування. Це забезпечує узгодженість даних і підтримку подальшої автоматизації процесів аналітики.

Окремо проаналізовано інструменти моделювання та мови програмування. На основі порівняння визначено, що Python є найбільш доцільним для реалізації моделі прогнозування, оскільки містить широкий спектр бібліотек для машинного навчання та забезпечує гнучку роботу з даними. Для прогнозування фінансових показників була обрана модель ДКЧП, яка дозволяє ефективно обробляти часові ряди та формувати точні прогностичні значення на основі історичних даних. Така модель є критично важливою для аналітичної роботи Фінансового відділу, оскільки забезпечує обґрунтоване планування закупівель та управління запасами.

## ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі проведено комплексне дослідження діяльності ПрАТ «Лантманнен Акса» та функцій Фінансового відділу, зокрема планування, обліку й контролю фінансових потоків, складання аналітичних звітів та аналізу економічних показників. Виявлено, що існуючі інформаційні системи забезпечують ефективну організацію документообігу та поточного обліку, однак, не дозволяють здійснювати глибокий прогнозний аналіз і враховувати складні взаємозв'язки між фінансовими показниками. Проведений огляд сучасних методів штучного інтелекту та глибинного навчання показав, що рекурентні та згорткові нейронні мережі здатні виділяти приховані закономірності у великих обсягах даних, автоматизувати фінансовий аналіз, контроль і підготовку звітності, а також підвищувати точність прогнозів.

На основі попереднього дослідження розроблено інформаційно-аналітичну систему прогнозування фінансових показників підприємства з використанням моделей машинного навчання, реалізованих у вигляді програмного коду мовою програмування Python, та інтеграцією з Power BI. Для зберігання та обробки даних обрано СУБД MySQL. Реалізація моделі ДКЧП дозволяє ефективно обробляти часові ряди, формувати точні прогнозні значення та своєчасно оцінювати тенденції імпорту та експорту продукції.

Практичне значення роботи полягає у підвищенні ефективності діяльності Фінансового відділу підприємства, оскільки отримані прогнозні дані дозволяють точніше планувати фінансові потоки, формувати реалістичні бюджети, оцінювати економічні показники та розробляти управлінські рішення. Крім того, інтеграція моделей прогнозування імпорту та експорту продукції з аналізом ринків дає можливість визначати економічно доцільні напрямки розширення асортименту продукції на зовнішніх ринках та уникати нерентабельних ринків, що має стратегічне значення для підвищення конкурентоспроможності ПрАТ «Лантманнен Акса».

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня «магістр» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» освітньо-професійної програми «Управління інформацією та аналітика даних» денної форми здобуття освіти [Електрон. ресурс] / уклад. С. В. Грибков, Н. В. Ліманська, М. П. Костіков – К.: НУХТ, 2025. – 34 с.;
2. *Lantmannen. Історія підприємства.* URL: <https://www.lantmannen.ua/ua/content/istoriya> (дата звернення: 15.09.2025);
3. *Shop-lantmannen. Про бренди.* URL: <https://shop-lantmannen.com.ua/uk/pro-brend> (дата звернення: 03.09.2025);
4. *Shop-lantmannen. Гарантія якості.* URL: <https://shop-lantmannen.com.ua/uk/garantiya-kachestva> (дата звернення: 03.09.2025);
5. *Lantmannen. Безпечність та якість продукції.* URL: <https://www.lantmannen.ua/ua/content/bezpechnist-ta-yakist-produkciyi> (дата звернення: 03.09.2025);
6. *BRCGS. Discover BRCGS.* URL: <https://www.brcgs.com/about-brcgs/why-brcgs/> (дата звернення: 03.09.2025);
7. *AllFushion Data Modeler. Програма BPwin - це що таке?* URL: <https://hi-news.pp.ua/kompyuteri/16669-programa-bpwin-ce-scho-take.html> (дата звернення: 10.09.2025);
8. *М.Е.Дос. Новини М.Е.Дос.* URL: <https://medoc.ua/media> (дата звернення: 10.09.2025);
9. *Lizard Soft. SafeDox.* URL: <https://Lizard-soft.com/ua/produkty/SafeDox> (дата звернення: 10.09.2025);
10. *Lizard Soft. LS Intranet.* URL: <https://Lizard-soft.com/ua/produkty/ls-intranet> (дата звернення: 10.09.2025);
11. *MD-Declaration. Програмне забезпечення MD Office.* URL: <https://smr.com.ua/readyprograms/md/> (дата звернення: 10.09.2025);

12. *Power BI*. URL: <https://www.microsoft.com/ru-ru/power-platform/products/power-bi?market=ru> (дата звернення: 15.09.2025);
13. *Microsoft Teams*. URL: <https://www.microsoft.com/uk-ua/microsoft-teams/free> (дата звернення: 15.09.2025);
14. *Microsoft Teams. Плани підписки*. URL: <https://www.microsoft.com/uk-ua/microsoft-teams/log-in> (дата звернення: 15.09.2025);
15. *The History of Artificial Intelligence from the 1950s to Today*. URL: <https://www.freecodecamp.org/news/the-history-of-ai> (дата звернення: 09.11.2025);
16. *Dartmouth workshop*. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Dartmouth\\_workshop](https://en.wikipedia.org/wiki/Dartmouth_workshop) (дата звернення: 09.11.2025);
17. *Attention Is All You Need / A. Vaswani та ін. 31st Conference on Neural Information Processing Systems. 2017.* URL: <https://scispace.com/pdf/attention-is-all-you-need-1hodz0wcqb.pdf> (дата звернення: 12.11.2025).
18. *Глибинне навчання*. URL: <https://it-osvita.diia.gov.ua/task/item/520b5749-4e79-4205-a2db-01c84b856361> (дата звернення: 09.11.2025);
19. *Inviai. Що таке глибинне навчання?* URL: <https://inviai.com/uk/sho-take-hlybynne-navchannya> (дата звернення: 09.11.2025);
20. *Субботін С.О. Розділ 5. Глибинні нейронні мережі. НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ: ТЕОРІЯ ТА ПРАКТИКА / С.О. Субботін. Житомир: О.О. Євенок, 2020. с. 88–98.* URL: <https://eir.zp.edu.ua/server/api/core/bitstreams/2abb401b-9ee6-4afc-a92a-2de5c332d12f/content> (дата звернення: 10.11.2025);
21. *Siemens. AI-based predictive maintenance*. URL: <https://www.siemens.com/global/en/products/automation/topic-areas/industrial-ai/usecases/ai-based-predictive-maintenance.html> (дата звернення: 10.11.2025);

22. *Siemens. Про нас.* URL: <https://www.siemens.com/ua/uk/kompaniya/pro-kompaniyu.html> (дата звернення: 10.11.2025);
23. *Fast, efficient, reliable: Artificial intelligence in BMW Group Production.* *BMW Group.* 15.07.2019 URL: <https://www.press.bmwgroup.com/global/article/detail/T0298650EN/fast-efficient-reliable%3A-artificial-intelligence-in-bmw-group-production> (дата звернення: 10.11.2025);
24. *From press shop to validation: BMW Group Plant Munich builds on artificial intelligence and smart use of data.* *BMW Group.* 27.02.2020 URL: <https://www.press.bmwgroup.com/global/article/detail/T0306012EN/from-press-shop-to-validation-bmw-group-plant-munich-builds-on-artificial-intelligence-and-smart-use> (дата звернення: 10.11.2025);
25. *Research projects on the use of AI in manufacturing.* *Bosch.* URL: <https://www.bosch.com/research/research-fields/automation/research-on-industrial-automation/research-projects-on-the-use-of-ai-in-manufacturing> (дата звернення: 10.11.2025);
26. *ViPAS – AI in automated optical inspection.* *Bosch.* URL: <https://www.bosch.com/research/research-fields/automation/research-on-industrial-automation/vipas-ai-in-automated-optical-inspection> (дата звернення: 10.11.2025);
27. *Bosch to use generative AI in manufacturing.* *Bosch.* URL: <https://www.bosch-presse.de/pressportal/de/en/bosch-to-use-generative-ai-in-manufacturing-260806.html> (дата звернення: 10.11.2025);
28. *FabFORCE.net. General Information - What is DBDesigner 4?* URL: <https://fabforce.net/dbdesigner4> (дата звернення: 15.11.2025);
29. *Dbdesigner. Features.* URL: <https://www.dbdesigner.net/features> (дата звернення: 15.11.2025);
30. *MySQL. Why MySQL?* URL: <https://www.mysql.com/why-mysql> (дата звернення: 15.11.2025);

31. Oracle. *MySQL: Understanding What It Is and How It's Used*. URL: <https://www.oracle.com/ua/mysql/what-is-mysql> (дата звернення: 15.11.2025);
32. MySQL. *MySQL Workbench: Visual Database Design* URL: <https://www.mysql.com/products/workbench/design> (дата звернення: 15.11.2025);
33. Microsoft. *Microsoft SQL Server*. URL: <https://www.microsoft.com/en-us/sql-server> (дата звернення: 15.11.2025);
34. Microsoft. *Завантаження Microsoft SQL Server*. URL: <https://www.microsoft.com/uk-ua/sql-server/sql-server-downloads> (дата звернення: 15.11.2025);
35. Microsoft. *What's new in SQL Server 2025 Preview* URL: <https://learn.microsoft.com/en-us/sql/sql-server/what-s-new-in-sql-server-2025?view=sql-server-ver16> (дата звернення: 15.11.2025);
36. Building a Logical Data Model. *DBMS / G. Tillmann*. 1995. URL: <https://web.archive.org/web/20080509063521/http://www.dbmsmag.com/9506d16.html> (дата звернення: 15.11.2025);
37. European Commission. *Cereals statistics*. URL: [https://agriculture.ec.europa.eu/data-and-analysis/markets/overviews/market-observatories/crops/cereals-statistics\\_en](https://agriculture.ec.europa.eu/data-and-analysis/markets/overviews/market-observatories/crops/cereals-statistics_en) (дата звернення: 15.11.2025);
38. Знайомство з мовою програмування R. URL: [https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/378130\\_5600736fb2734e01bf109c83e6d83676.html](https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/378130_5600736fb2734e01bf109c83e6d83676.html) (дата звернення: 15.11.2025);
39. Сучасна інноваційна мова програмування з відкритим вихідним кодом для створення будь-яких ваших програм. URL: [https://dotnet-microsoft-com.translate.google.com/ru-ru/languages/csharp?\\_x\\_tr\\_sl=ru&\\_x\\_tr\\_tl=uk&\\_x\\_tr\\_hl=uk&\\_x\\_tr\\_pto=sc](https://dotnet-microsoft-com.translate.google.com/ru-ru/languages/csharp?_x_tr_sl=ru&_x_tr_tl=uk&_x_tr_hl=uk&_x_tr_pto=sc) (дата звернення: 15.11.2025);

40. *An open source and cross-platform machine learning framework*. URL: <https://dotnet.microsoft.com/en-us/apps/ai/ml-dotnet> (дата звернення: 15.11.2025);
41. *Що таке Python?* URL: <https://acode.com.ua/intro-python/#toc-2> (дата звернення: 15.11.2025);
42. *Найпопулярніші бібліотеки ШІ та машинного навчання Python*. URL: <https://proit.ua/naipopuliarnishi-bibliotieki-shi-ta-mashinnogho-navchannia-python> (дата звернення: 15.11.2025);
43. *Run Python scripts in Power BI Desktop*. URL: <https://learn.microsoft.com/en-us/power-bi/connect-data/desktop-python-scripts> (дата звернення: 15.11.2025);
44. *Що таке система Tableau і навіщо вона потрібна аналітикам*. URL: <https://profitstore.ua/uk/blog/expert/scho-take-tableau-i-navischo-vona-potribna-analitykam> (дата звернення: 15.11.2025);
45. *Tableau. TabPy*. URL: <https://www.tableau.com/developer/tools/python-integration-tabpy> (дата звернення: 15.11.2025);
46. *TabPy documentation*. URL: <https://tableau.github.io/TabPy> (дата звернення: 15.11.2025);
47. ДСТУ 3008:2015 — Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання. – К.: ДП «УкрНДНЦ», 2015. – 32 с.;
48. ДСТУ ISO/IEC TR 15504. Інформаційні технології. Оцінювання процесів життєвого циклу програмних засобів. – 315 с.;
49. ДСТУ 2226:1993. Автоматизовані системи;
50. ДСТУ ISO/IEC 27000:2015. Інформаційні технології. Методи захисту. Система управління інформаційною безпекою. Огляд і словник;
51. ДСТУ 2941:1994. Системи оброблення інформації. Розроблення систем. Терміни та визначення.

## ДОДАТКИ

## Додаток А. Організаційна структура підприємства

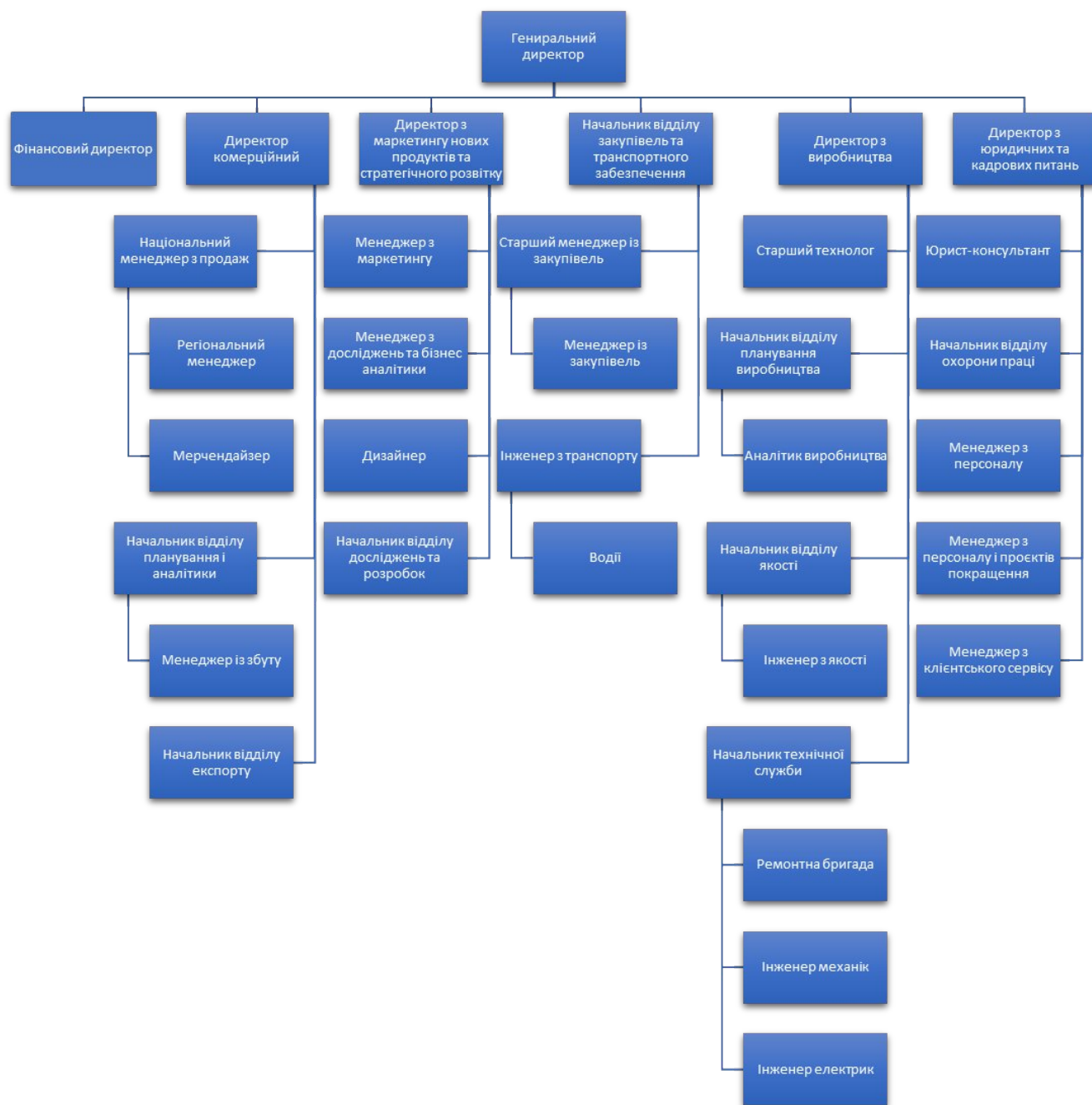


Рисунок А.1 – Організаційна структура ПрАТ «Лантманнен Акса»

## Додаток Б. Функціональна модель діяльності Фінансового відділу

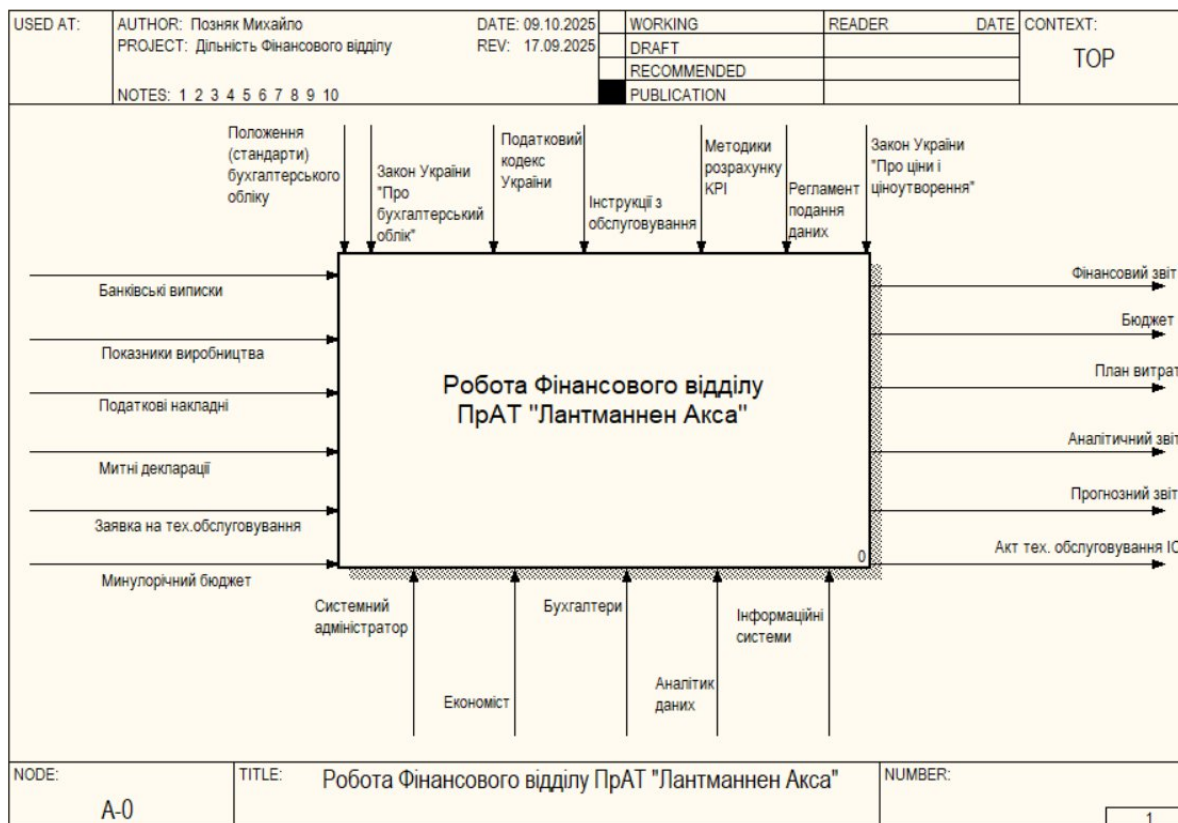


Рисунок Б.1 – Контекстна діаграма роботи Фінансового відділу

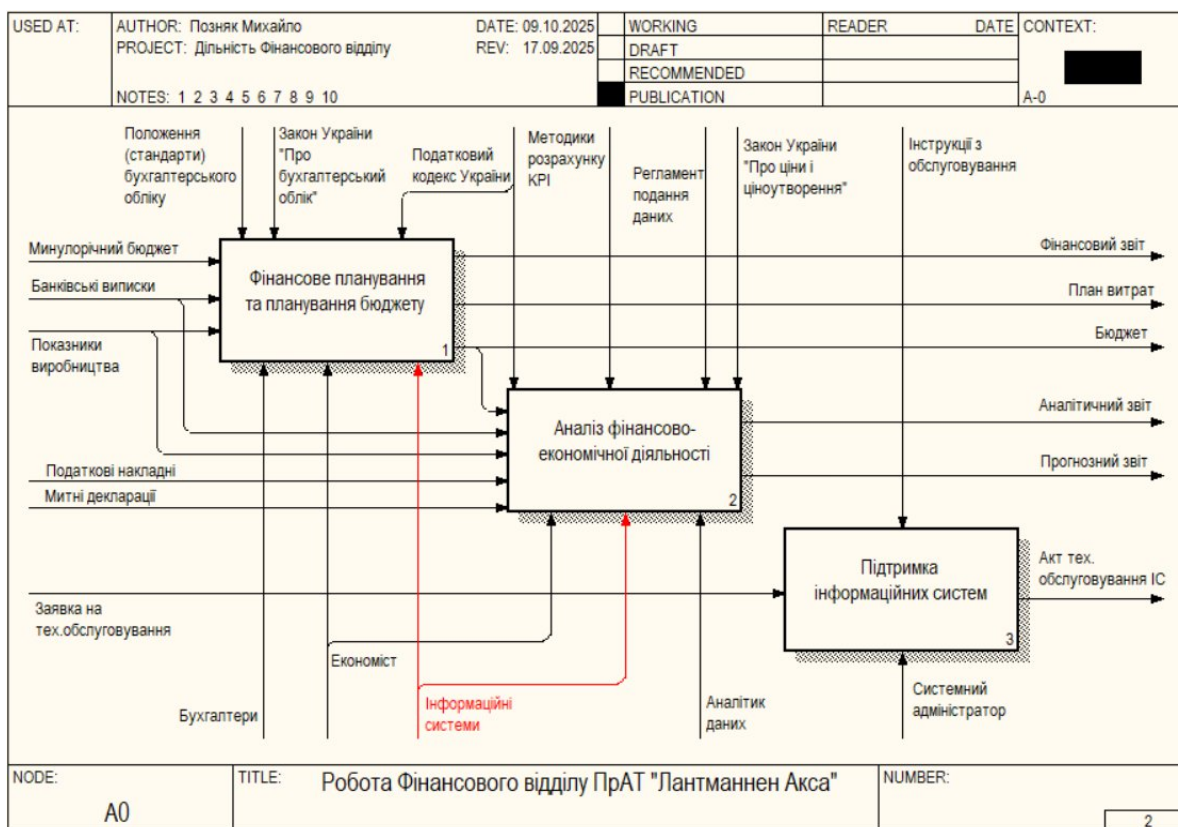


Рисунок Б.2 – Декомпозиція 1-го рівня роботи Фінансового відділу

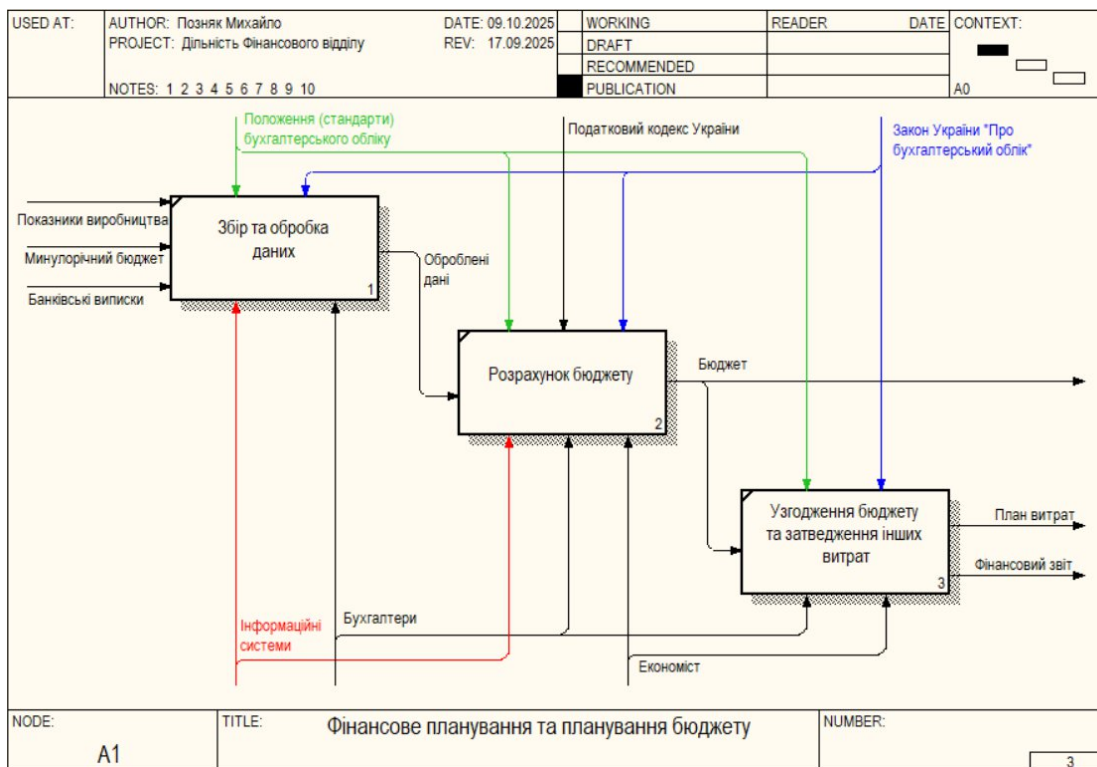


Рисунок Б.3 – Декомпозиція 2-го рівня діяльності «Фінансове планування та планування бюджету»

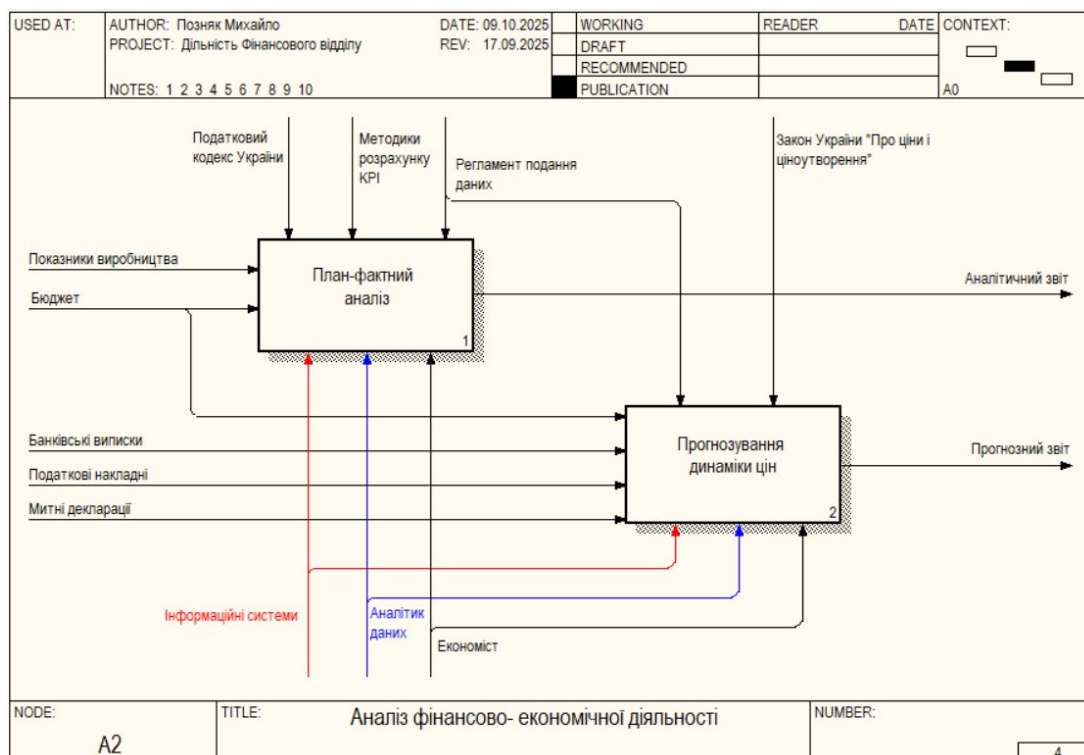


Рисунок Б.4 – Декомпозиція 2-го рівня діяльності «Аналіз фінансово-економічної діяльності»

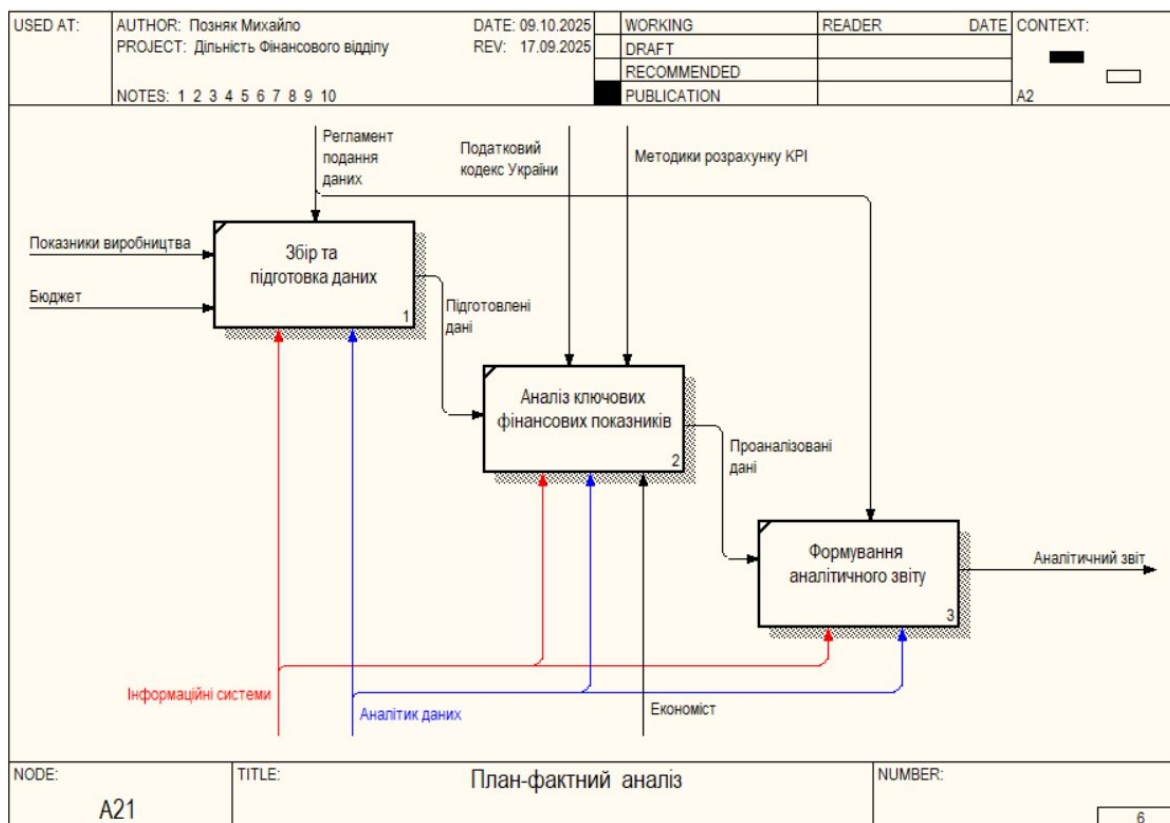


Рисунок Б.5 – Декомпозиція 3-го рівня діяльності «План-фактний аналіз»

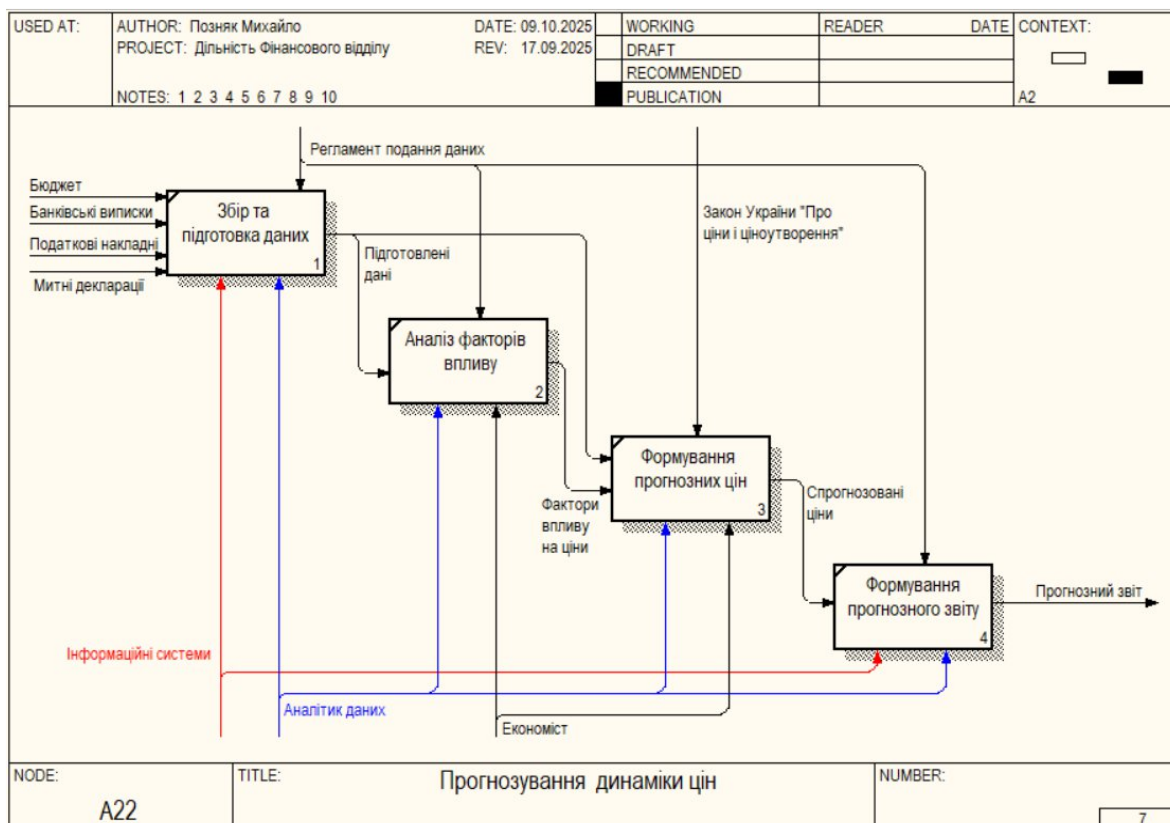


Рисунок Б.6 – Декомпозиція 3-го рівня діяльності «Прогнозування динаміки цін»

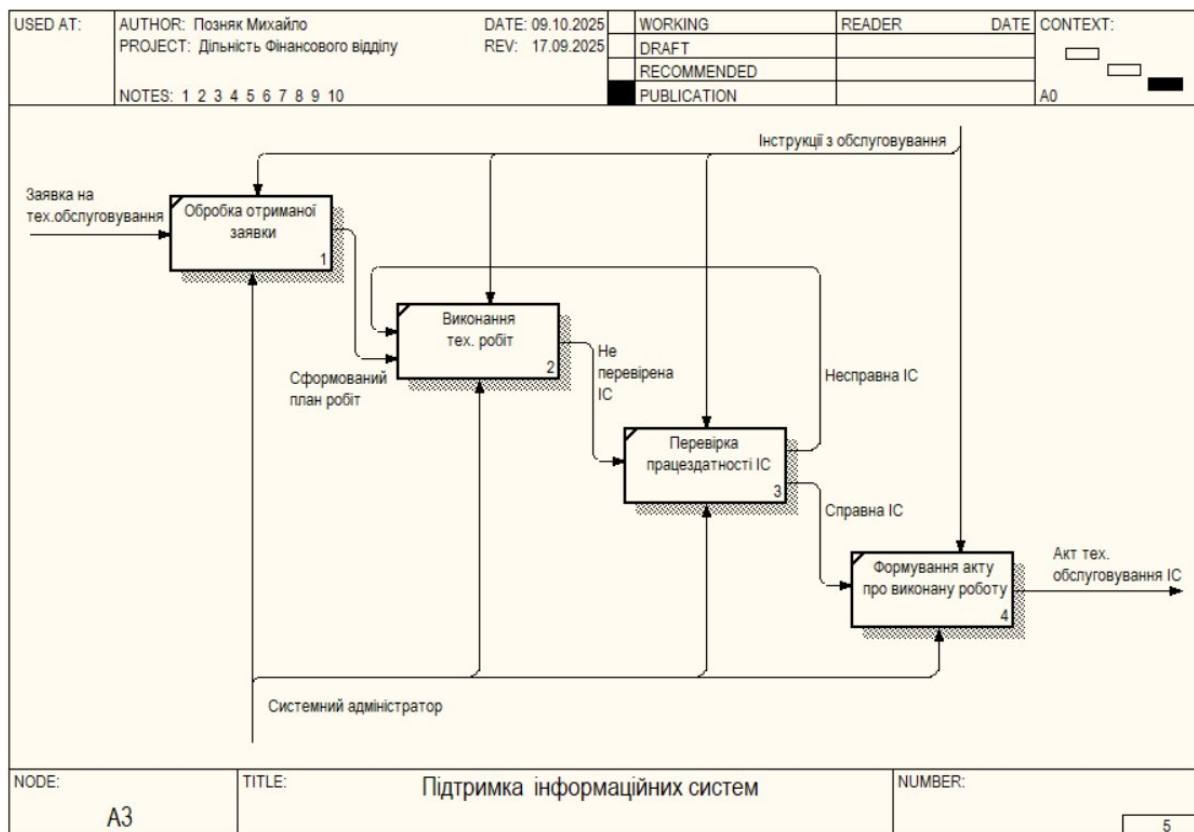


Рисунок Б.7 – Декомпозиція 2-го рівня діяльності «Підтримка інформаційних систем»

## Додаток В. Модель сховища даних

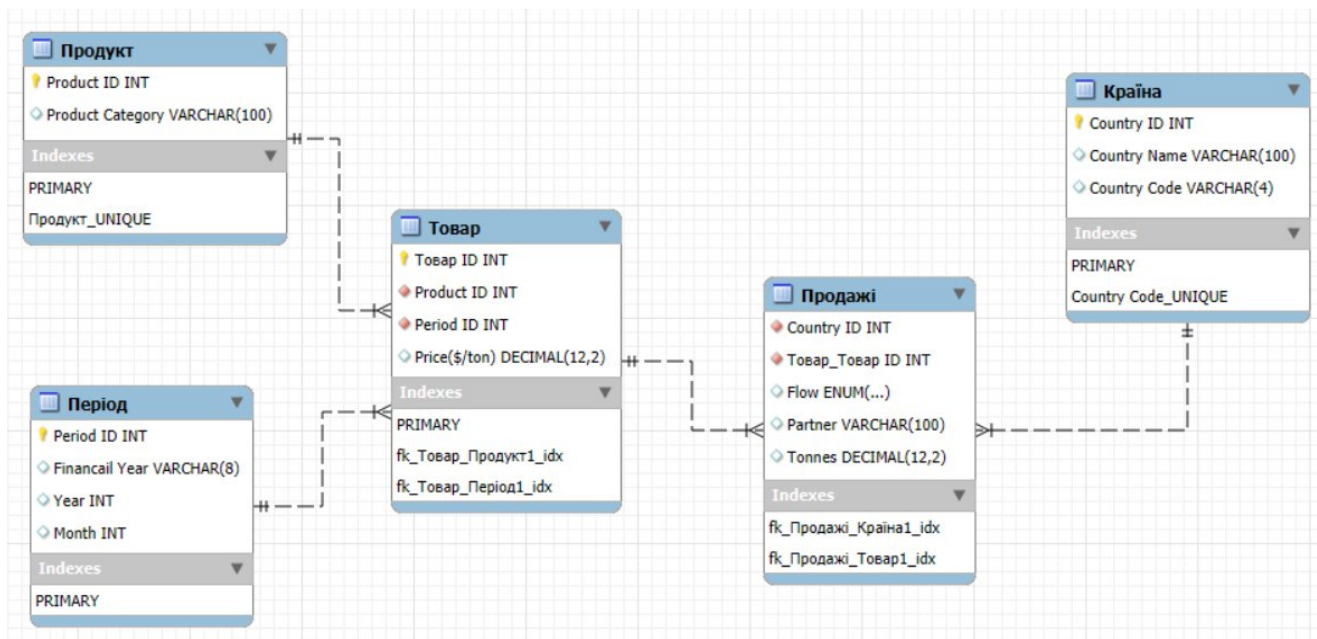


Рисунок В.1 – Модель сховища даних в MySQL Workbench

## Додаток Г. Python-скрипт побудови моделей LSTM

```

import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, Input
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping
import pickle
import os
import warnings

warnings.filterwarnings("ignore")
save_dir = "C:\...\LSTM_models\Import"
os.makedirs(save_dir, exist_ok=True)

df = pd.read_excel("Продажі.xlsx")
df_import = df[df['Flow'] == 'Import'].copy()
month_dict = {'Jan':1,'Feb':2,'Mar':3,'Apr':4,'May':5,'Jun':6,
              'Jul':7,'Aug':8,'Sep':9,'Oct':10,'Nov':11,'Dec':12}
df_import['Month_num'] = df_import['Month'].map(month_dict)
df_import['Date'] = pd.to_datetime(df_import['Year'].astype(str) + '-' + df_import['Month_num'].astype(str))
df_import = df_import.sort_values(['MS','Date'])

seq_length = 24
epochs = 100
batch_size = 8

for country in df_import['MS'].unique():
    country_data = df_import[df_import['MS'] == country].copy()
    country_data = country_data.set_index('Date').resample('ME').sum()
    if len(country_data) <= seq_length:
        continue
    scaler = MinMaxScaler()
    scaled_values = scaler.fit_transform(country_data[['Tonnes']].values)
    X, y = [], []
    for i in range(len(scaled_values) - seq_length):
        X.append(scaled_values[i:i+seq_length])
        y.append(scaled_values[i+seq_length])
    X, y = np.array(X), np.array(y)
    early_stop = EarlyStopping(monitor='loss', patience=10, restore_best_weights=True)
    model = Sequential()
    model.add(Input(shape=(seq_length,1)))

```

```
model.add(LSTM(64, return_sequences=False))
model.add(Dense(32, activation='relu'))
model.add(Dense(1))
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
model.fit(
    X, y,
    epochs=epochs,
    batch_size=batch_size,
    verbose=0,
    callbacks=[early_stop]
)
model_path = os.path.join(save_dir, f"LSTM_model_{country}.h5")
model.save(model_path)
scaler_path = os.path.join(save_dir, f"scaler_{country}.pkl")
with open(scaler_path, "wb") as f:
    pickle.dump(scaler, f)
print(f"Модель та scaler для країни {country} збережено.")
```

## Додаток Д. Python-скрипт прогнозування та візуалізації в Power BI

```

import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import numpy as np
from tensorflow.keras.models import load_model
from tensorflow.keras.metrics import MeanSquaredError
import pickle

df = dataset.copy()
df['Tonnes'] = pd.to_numeric(df['Tonnes'], astype(str).str.replace(',',''), errors='coerce')
df = df.dropna(subset=['Year', 'Month', 'Tonnes'])
df['Date'] = pd.to_datetime(df['Year'].astype(int).astype(str) + '-' + df['Month'].astype(int).astype(str))
df_import = df[df['Flow'] == 'Import']
df_import_grouped = df_import.groupby(['Date', 'Country Name'], as_index=False)['Tonnes'].sum()

country = df_import_grouped['Country Name'].unique()[0]
df_country = df_import_grouped[df_import_grouped['Country Name'] == country].sort_values('Date')
model_path = fr"C:\...\LSTM_models\Import\LSTM_model_{country}.h5"
scaler_path = fr"C:\...\LSTM_models\Import\scaler_{country}.pkl"

model = load_model(model_path, custom_objects={'mse': MeanSquaredError()})
with open(scaler_path, "rb") as f:
    scaler = pickle.load(f)
scaled_values = scaler.transform(df_country[['Tonnes']])
seq_length = 24
pred_seq = scaled_values[-seq_length:].reshape(1, seq_length, 1)
preds_scaled = []
for _ in range(12):
    pred_scaled = model.predict(pred_seq, verbose=0)
    preds_scaled.append(pred_scaled[0,0])
    pred_seq = np.append(pred_seq[:,1:,:], [[[pred_scaled[0,0]]], axis=1)
preds_real = scaler.inverse_transform(np.array(preds_scaled).reshape(-1,1))
#preds_real = preds_real / 1000
future_dates = pd.date_range(
    start=df_country['Date'].max() + pd.offsets.MonthBegin(),
    periods=12,
    freq='MS'
)
plt.figure(figsize=(18,6))
plt.plot(df_country['Date'], df_country['Tonnes'], marker='o', linestyle='-', label='Фактичний імпорт')
plt.plot(future_dates, preds_real.flatten(), marker='x', linestyle='--', color='red', label='Прогноз LSTM')
for i, (x, y) in enumerate(zip(df_country['Date'], df_country['Tonnes'])):

```

```
if i % 3 == 0:
    plt.text(x, y, f'{y:.0f}', ha='center', va='bottom', fontsize=8)
for i, (x, y) in enumerate(zip(future_dates, preds_real.flatten())):
    if i % 2 == 0:
        plt.text(x, y, f'{y:.0f}', ha='center', va='bottom', fontsize=8, color='red')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Тонни')
plt.title(f'Прогноз імпорту для {country}')
plt.xticks(rotation=45)
plt.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()
```