

Міністерство освіти і науки України
Національний технічний університет
«Дніпровська політехніка»

Факультет інформаційних технологій
(факультет)

Кафедра системного аналізу та управління
(повна назва)

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА
кваліфікаційної роботи ступеня бакалавра

Здобувача вищої освіти Гулого Владислава Дмитровича

академічної групи 124-21-2

спеціальності 124 Системний аналіз

за освітньо-професійною програмою Системний аналіз

на тему: «Системний аналіз та оптимізація інтернет-магазину опалювального обладнання»

Керівники	Прізвище, ініціали	Оцінка за шкалою		Підпис
		рейтинговою	інституційною	
кваліфікаційної роботи	<i>к.ф.-м.н., доц. Хом'як Т.В.</i>			
розділів:				
Інформаційно- аналітичний	<i>к.ф.-м.н., доц. Хом'як Т.В.</i>			
Спеціальний розділ	<i>к.ф.-м.н., доц. Хом'як Т.В.</i>			
Рецензент				
Нормоконтролер	<i>к.ф.-м.н., доц. Хом'як Т.В.</i>			

Дніпро
2025

ЗАТВЕРДЖЕНО:

завідувач кафедри

Системного аналізу та управління

(повна назва)

к.т.н., доц. Желдак Т.А.

(підпис)

(прізвище, ініціали)

« _____ » _____ 20__ року

ЗАВДАННЯ
на кваліфікаційну роботу
ступеня бакалавра

здобувачу вищої освіти Гулому В. Д. академічної групи 124- 21-2

спеціальності: 124 Системний аналіз

за освітньо-професійною програмою Системний аналіз

на тему «Системний аналіз та оптимізація інтернет-магазину опалювального обладнання»

затверджену наказом ректора НТУ «Дніпровська політехніка» від 05.05.2025 р.
№336-с

Розділ	Зміст	Терміни виконання
1. Інформаційно-аналітичний розділ	<i>Дослідити діяльність інтернет-магазину «Олдітерм», виявити проблеми сезонності, логістики та управління запасами. Розробити концептуальні моделі даних і визначити методи оптимізації.</i>	10.01.2025 – 01.03.2025
2. Спеціальний розділ	<i>Оптимізувати бізнес-процеси, розробити базу даних, аналітичну систему з дашбордами, прогнозування, рекомендації та логістичні маршрути.</i>	01.03.2025 – 10.06.2025

Завдання видано _____ доц. Хом'як Т.В.

(підпис)

(прізвище, ініціали)

Дата видачі: 06.12.2024 р.

Дата подання до екзаменаційної комісії: _____

Прийнято до виконання _____

(підпис студента)

Гулий В. Д.

(прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка _ : 85 с., 20 рис., 19 табл., 5 дод., 28 джерел.

Робота описує Web-магазин «Олдітерм», що торгує котлами й радіаторами в Україні. В аналізі досліджено саме його бізнес-процеси.

Мета-дослідження полягала в упорядкуванні замовлень, доставок і складів компанії за допомогою системного підходу. Використано моделювання та машинне навчання для виявлення прихованих закономірностей у збуті.

Робота не обмежувалася математичними алгоритмами. З одного боку, аналізувався асортимент за технічними характеристиками, з другого-конвеєр даних, що зв'язує SQL Server із python-скриптами і Power BI.

В інформаційно-аналітичному блоці описано пік сезонності, труднощі логістики та незбалансованість запасів, а також запропоновано концептуальні моделі даних для подальшого автоматичного обліку.

У спеціальному розділі оптимізовано обробку замовлень: створені діаграми потоків даних і логічна структура бази даних у MS SQL Server. Інтеграцію даних реалізовано через Python Pandas та SSIS. Асортимент сегментовано, продажі проаналізовано, запаси оптимізовано, а також створено зіркову схему для OLAP, дашборди, алгоритм прогнозування, рекомендації та логістичну оптимізацію через алгоритм Кларка-Райта.

Практична цінність дослідження полягає в скороченні затримок виконання замовлень, витрат на зберігання, а також у зростанні рівня обслуговування клієнтів. Аналітична система спрощує планування, а рекомендаційні модулі підвищують середній чек.

Ключові слова: СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ, E-COMMERCE, BPMN, КЛАСТЕРИЗАЦІЯ, ABC/XYZ-АНАЛІЗ, BUSINESS INTELEGENCE, МЕТОД ХОЛТА-ВІНТЕРСА, APRIORI, RANDOM FOREST, МЕТОД КЛАРКА-РАЙТА.

ABSTRACT

Explanatory note : 85 p., 20 figures, 19 tables, 5 appendixes, 28 sources.

The paper describes the Alditherm web store, which sells boilers and radiators in Ukraine. The analysis focuses on its business processes.

The purpose of the study was to streamline the company's orders, deliveries and warehouses using a systematic approach. Modelling and machine learning were used to identify hidden patterns in sales.

The work was not limited to mathematical algorithms. On the one hand, the assortment was analysed by technical characteristics, and on the other hand, a data pipeline was created that connects SQL Server with python scripts and Power BI.

The information and analytical block describes the seasonality peak, logistical difficulties, and stock imbalances, and proposes conceptual data models for further automatic accounting.

In a special section, we optimised order processing: we created data flow diagrams and a logical database structure in MS SQL Server. Data integration was implemented through Python Pandas and SSIS. The assortment was segmented, sales were analysed, inventory was optimised, and a star chart for OLAP, dashboards, a forecasting algorithm, recommendations, and logistics optimisation were created using Clarke-Wright.

The practical value of the study is the reduction of order fulfilment delays, storage costs, and an increase in customer service. The analytical system simplifies planning, while recommendation modules increase the average check.

Key words: SYSTEM ANALYSIS, E-COMMERCE, BPMN, CLUSTERIZATION, ABC/XYZ ANALYSIS, BUSINESS INTELLIGENCE, HOLT-WINTERS METHOD, APRIORI, RANDOM FOREST, CLARK-WRIGHT METHOD.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	9
РОЗДІЛ 1 ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ.....	10
1.1 Системний аналіз у контексті електронної комерції	10
1.2 Моделювання бізнес-процесів та структурний аналіз	13
1.3 Моделювання даних та архітектура сховищ даних.....	16
1.4 Аналітичні методи для аналізу даних.....	19
1.5 Технології візуалізації даних та інтерактивні звіти	23
1.6 Методи машинного навчання та прогнозування	26
1.7 Оптимізація логістики в електронній комерції.....	29
1.8 Висновки до розділу	31
РОЗДІЛ 2 СПЕЦІАЛЬНИЙ.....	34
2.1 Характеристика предметної області дослідження.....	34
2.2 Аналіз структури та інформаційних потоків інтернет-магазину	38
2.3 Формалізація бізнес-процесів за допомогою нотації BPMN.....	42
2.4 Проектування інформаційної моделі даних	44
2.5 Трансформація та інтеграція даних з Excel-файлів.....	49
2.6 Аналіз асортименту та продажів опалювального обладнання....	52
2.6.1 Кластеризація товарного асортименту за методом k-means ...	52
2.6.2 Сезонна декомпозиція часових рядів продажів.....	54
2.6.3 Аналіз кореляцій між кліматичними умовами та продажами	56
2.6.4 ABC/XYZ-аналіз товарного асортименту	59
2.7 Розробка інтерактивної аналітичної системи	62
2.7.1 Проектування моделі даних для аналітики.....	62

2.7.2	Впровадження інтерактивних звітів у Power BI.....	65
2.8	Моделювання системи прогнозування продажів	68
2.9	Розробка алгоритму рекомендацій супутніх товарів	70
2.10	Оптимізація товарних запасів з використанням методів машинного навчання.....	71
2.11	Імітаційне моделювання логістичних процесів.....	74
2.12	Висновки до розділу	76
	ВИСНОВКИ	78
	СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	79
	Додаток А. Відомість матеріалів кваліфікаційної роботи	83
	Додаток Б. Відгук на кваліфікаційну роботу бакалавра	84
	Додаток В. Початкові дані продажів, товарів та клієнтів, які надав інтернет-магазин Олдітерм	86
	Додаток Г. Код реалізації аналітичних методів.....	88
	Додаток Д. Вигляд таблиць бази даних у Power BI.....	96

ВСТУП

Електронній торгівлі в Україні притаманна висока динаміка, а тому її цілісне моделювання стає дедалі актуальнішим для екосистеми малого й середнього бізнесу. Дослідження фокусується на інтернет-магазині «Олдітерм», що спеціалізується на опаленні, адже саме такий сегмент зазнає яскраво виражених сезонних коливань. Сезонні товари, зокрема опалювальне обладнання, ставлять перед продавцями особливі виклики: де знайти баланс між критично низькими запасами влітку та переповненими складами взимку?

Метою роботи є аналіз і вдосконалення бізнес-процесів інтернет-магазину «Олдітерм» за допомогою методів системного аналізу. Для цього визначено такі завдання:

1. Виконати системний аналіз діяльності магазину.
2. Розробити моделі даних і ETL-процеси для обробки інформації.
3. Проаналізувати асортимент і продажі за допомогою аналітичних методів.
4. Створити інтерактивну аналітичну систему для підтримки прийняття рішень.
5. Оптимізувати бізнес-процеси, застосовуючи методи машинного навчання.

Об'єктом дослідження залишається інтернет-магазин «Олдітерм», який торгує котлами, радіаторами й додатковими комплектуючими. Сезонний характер попиту тут вкрай помітний: літом – тиша, восени – дуже помітний ажіотаж, з чим буває важко впоратися менеджерам. Тому точні передбачення запасів – це не тренд, а питання існування магазину.

Предметом роботи стають самі бізнес-процеси: як обробляються замовлення, хто й коли поповнює склади, яким чином підтримується зв'язок з клієнтом. Крім того, увага буде звернена на інтеграцію даних з різних систем, адже різнобійна документація, як показує практика, рано чи пізно ляже на плечі фінансистів.

Для виконання поставлених завдань використано комплексний набір методів:

1. Системний і структурний аналіз для оцінки діяльності магазину як цілісної системи.
2. Моделювання бізнес-процесів за допомогою BPMN для вдосконалення операцій.
3. Моделювання даних (ERD) для створення ефективної структури бази даних.
4. ETL-процеси для інтеграції та обробки даних.
5. Аналітичні методи, зокрема кластеризація (k-means), аналіз часових рядів, кореляційний аналіз і ABC/XYZ-аналіз.
6. Машинне навчання: алгоритм Random Forest для оптимізації запасів і Argiori для побудови рекомендаційних систем.
7. Візуалізація даних у Power BI для створення інтерактивних дашбордів.

Наукова новизна дослідження полягає в таких аспектах:

- Інтеграція кластеризації та аналізу часових рядів із кліматичними факторами для точного прогнозування продажів.
- Розробка гібридної моделі, що поєднує BPMN, DFD, ERD, ETL і методи машинного навчання.
- Застосування алгоритму Кларка-Райта для оптимізації логістики з урахуванням географічних даних.
- Створення рекомендаційної системи, адаптованої до специфіки опалювального обладнання.

Ці рішення підвищують ефективність «Олдітерм» і можуть бути адаптовані для інших інтернет-магазинів.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

API – Application Programming Interface

B2B – Business to Business

B2C – Business to Customer

BI – Business Intelligence

BPMN – Business Process Model and Notation

CRM – Customer Relationship Management

CV – Coefficient of Variation

DFD – Data Flow Diagram

DSS – Data Security Standard

EOQ – Economic Order Quantity

ERD – Entity-Relationship Diagram

ERP – Enterprise Resource Planning

ETL – Extract, Transform, Load

FK – Foreign Key

GIS – Geographic Information System

HDD – Heating Degree Days

ID – Identifier

KPI – Key Performance Indicators

MAE – Mean Absolute Error

MAPE – Mean Absolute Percentage Error

PCI – Payment Card Industry

PK – Primary Key

RMSE – Root Mean Square Error

ROP – Reorder Point

SKU – Stock Keeping Unit

SSL – Secure Sockets Layer

VRP – Vehicle Routing Problem

3NF – Third Normal Form

РОЗДІЛ 1 ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ

1.1 Системний аналіз у контексті електронної комерції

Системний аналіз вважають науковим інструментом для розгляду складних організаційних конструкцій, і його ціллю є з'ясувати, що потрібно системі, а також спроектувати належні дії з використанням інформаційних технологій. Коли розмова йде про електронну комерцію, фахівці дивляться на справжні площадки, шукають вузькі місця й пропонують рішення, здатні підвищити продуктивність, захистити дані й зробити так, щоб клієнти лишались задоволеними. Таким чином, етап системного аналізу стає ланкою, яка з'єднує бізнес-ідею з практичним втіленням [1; 2].

Конкретно в інтернет-магазинах, що реалізують опалювальне обладнання, системний аналіз часто виявляється як запорука виживання в конкурентному середовищі. Дослідження приміряють до таких сценаріїв [3] :

- Виявляються неочевидні затримки з доставкою, спричинені неповоротним управлінням запасами, й заходи для їх усунення.
- Процес оформлення та виконання замовлень автоматизують через інтеграцію ERP-систем, аби скоротити витрати та людську похибку.
- Зручність покупця культурно поліпшують, підлаштовуючи навігацію, прискорюючи завантаження сторінок і спрощуючи кошик.
- Безпека персональних даних підминається під протоколи SSL та стандарти PCI DSS, щоб уникнути витоків і шахрайства.
- Ринкові коливання, як от зимові продажі або поява новинок, не застигають, а визрівають у фінансові нагальні рішення, швидко опрацьовані на основі останньої аналітики статистики.

Саме через ці нюанси компанії на кшталт «Олдітерм» підпорядковуються жорсткому графіку, де якість і швидкість перестають бути побажанням, а стають умовою роботи.

Онлайн-магазини, що спеціалізуються на опаленні, постійно стикаються з низкою специфічних проблем, й тут допомагають кращі практики системного аналізу. Від сезонних сплесків до обігу громіздкого обладнання кожен з цих викликів вимагає свого рішення [4].

1. Сезонність попиту

Сезонний попит, що кантується взимку, накладає стрімкі вимоги на склади, кур'єрів та відділи підтримки клієнтів. Щоб загострення не вразило бізнес раптово, аналітики використовують часові ряди, кластеризацію та статистичні моделі для достовірного прогнозу. Гіпотетична пікова доба за жовтневими даними виявилася надприбутковою, але лише завдяки точному розрахунку.

2. Логістика

Доставити важкий котел взимку непросто. Кожна затримка псує репутацію, тому логістичні затримки треба прораховувати заздалегідь. Діаграми потоку даних допомагають візуалізувати, звідки й куди рухаються замовлення, а симуляційні моделі тестують, де саме лінія розбивається.

3. Управління запасами

Складацький облік ніколи не буває одноманітним, адже товарний перелік включає різноманітний асортимент. Перетворити надлишок на дефіцит або навпаки – швидко, зате дорого. З цією метою створюють діаграми звязків сутностей, що структурно фіксують для бази даних сутності типу Клієнт-Продукт-Замовлення, а потім автоматизують моніторинг, щоб вручну не шукати запитаний товар [5].

Системний аналіз в електронній комерції базується на стандартних методологіях:

– Діаграми:

– Діаграми потоків даних (DFD) для візуалізації потоків від оформлення замовлення до доставки.

- Діаграми «сутність-відношення» (ERD) для структуризації баз даних продуктів і клієнтів.
- Діаграми випадків використання та BPMN для моделювання бізнес-процесів, таких як обробка замовлень.
- Методології:
 - Збір вимог через інтерв'ю та спостереження для визначення потреб користувачів.
 - Аналіз доцільності для оцінки масштабованості та витрат.
 - Моделювання процесів за допомогою BPMN.
 - Аналіз даних із використанням статистики та кластеризації для прогнозування попиту.
 - Симуляційне моделювання для тестування систем у різних сценаріях.

Ці інструменти забезпечують структурований підхід до аналізу та оптимізації систем.

Окрім загальних викликів електронної комерції, магазини опалювального обладнання мають специфічні проблеми:

- Дотримання технічних стандартів безпеки та енергоефективності.
- Інтеграція з сервісними партнерами для надання послуг монтажу.
- Складний асортимент, що вимагає детального моделювання даних для різноманітних продуктів.

Всі ці виклики системний аналітик намагається розв'язувати через деталізовані ERD, автоматичні зчеплення з CRM/ERP для роботи з клієнтами й послугами, та через прогнозні метрики, які підказують, коли придбати товари на склад у піках холоду.

Магазин з назвою «Олдітерм» вдало реалізував цю формулу, одночасно торгуючи в роздріб і в опті, налагоджуючи контакти із західноєвропейськими виробниками. Його системна структура, зокрема інформаційні потоки, описується через DFD, проходить структурний аудит, а згодом покращує

внутрішні процеси до рівня, при якому замовлення обробляються фактично автоматично.

1.2 Моделювання бізнес-процесів та структурний аналіз

У світі, де операційна швидкість нерідко вирішує все, модель та нотація бізнес-процесів (BPMN), розроблена Групою управління об'єктами, стала де-факто стандартом для графічного опису рутинних справ компаній. Віха проекту 2005-го року закріпила набір сигнатурних фігур, що дозволяє швидко показати, хто, що і коли має робити. BPMN у самій своїй природі прагне спростити розмову між аналітиками, менеджерами та технарями, фактично заважаючи їм ховати інформацію за поганими умовами чи детальним жаргоном. Запити на обробку замовлень, контроль за становищем запасів або надання підтримки споживачам – усі ці звичні справи легко перенести на знак по схемі [6].

Основна мета BPMN – створювати чіткі діаграми, які допомагають виявляти неефективності та пропонувати покращення [7]. Ключові елементи включають:

- Події: початок (наприклад, отримання запиту клієнта) або завершення процесу (надання відповіді).
- Завдання: конкретні операції, такі як «Обробити замовлення» чи «Надати консультацію».
- Шлюзи: точки прийняття рішень, наприклад, визначення типу запиту (технічна підтримка чи повернення).
- Потоки послідовності: лінії, що з'єднують елементи, вказуючи на порядок виконання.

Кожен символ – реторта, вентиль, базова частина, подія – не лише елемент, але й сигнатура певної логіки, а коли їх поєднують, моделі виходять практично готовими до діагностики [8].

Для невеликого онлайн-магазину, що спеціалізується на опалювальному обладнанні, така нотація стає важливою через непередбачувані виклики

технічної підтримки чи організації установки. Наприклад, процес обробки запитів клієнтів включає:

4. Отримання запиту (подія початку).
5. Класифікація запиту (шлюз: технічна консультація чи повернення).
6. Передача до відповідного відділу (завдання).
7. Виконання запиту (завдання).
8. Надання відповіді клієнту (подія завершення).

Цей огляд показує, де може накопичитися черга – від повільного розподілу по службах до пакування й відправлення – і дає підказки щодо автоматизації, зокрема інтеграції з CRM-системами, що особливо критично під час сезонних хвиль замовлень.

Разом із цим структурним описом з'являються додаткові дані, тому Діаграма потоку даних (DFD), що є частиною SADT, підкреслює, як саме інформація передається між зовнішніми суб'єктами, внутрішніми процесами та сховищами даних.

Графічні поточкові діаграми (DFD, data-flow diagrams) створювалися з метою наочно продемонструвати, як інформація крок за кроком пересувається між компонентами системи [9]. Загалом, малюнок одразу акцентує увагу на вузьких місцях, де дані занадто затримуються:

- Зовнішні сутності: об'єкти поза системою, наприклад, клієнти чи постачальники.
- Процеси: дії, що опрацьовують дані, наприклад, «Прийняти замовлення» чи «Перевірити наявність».
- Потоки даних: інформація, що рухається між сутностями та процесами, наприклад, «Замовлення» чи «Платіж».
- Сховища даних: репозиторії, де зберігаються дані, наприклад, бази даних товарів чи клієнтів.

Кожен прямокутник, стрілка чи коло в DFD, вочевидь, говорить про щось конкретне: джерело, перетворення, сховище. Хоча запису по DFD існує кілька,

серед практиків найбільше закріпилися нотації Yourdon та паралельна Gane-Sarson [6].

Придивившись до магазину опалювального обладнання, можна одним малюнком змодельювати, як замовлення переноситься від кошика до складу і далі до постачальника. Наприклад, етап обробки замовлення виглядає так:

1. Надсилання замовлення клієнтом (зовнішня сутність).
2. Реєстрація замовлення в системі (процес).
3. Перевірка наявності товару в базі даних (сховище даних).
4. Обробка платежу (процес).
5. Підготовка товару до відправки (процес).

Подібна схема підказує, де виникають найбільші затримки; наприклад, повільна перевірка наявності. Рішення виявляється досить тривіальним – автоматизувати перевірку через інтеграцію з ERP, особливо у період високого попиту.

Інший приклад – онлайн-магазин «Олдітерм», що нерідко бореться з сезонними піками замовлень та логістичними викликами. У цьому контексті DFD нарівні з BPMN показує, як інформація надходить від служби підтримки до складу.

BPMN моделює процес технічної підтримки, включаючи:

- Отримання запиту на консультацію.
- Визначення потреби (технічна консультація чи монтаж).
- Передачу запиту до спеціаліста чи партнера.
- Надання відповіді клієнту.

Навіть незначні зміни тут уже зменшують час очікування відповідей і, в підсумку, підвищують лояльність покупців.

DFD моделює потоки даних у процесі обробки замовлення:

- Надсилання замовлення клієнтом (зовнішня сутність).
- Реєстрація замовлення (процес).
- Перевірка наявності в базі даних (сховище даних).
- Обробка платежу через платіжну систему (процес).

- Передача даних логістичному партнеру (зовнішня сутність).

Знову ж таки, аналіз найчастіше виявляє затримки саме на перевірці запасів, але проблема швидко зникає після зв'язку з ERP.

1.3 Моделювання даних та архітектура сховищ даних

Моделювання даних проектує структури баз інформації – бази даних, системи, які зберігають і обробляють інформацію – витягує з системи запити й надає результати. Виконують ER-діаграми, які представив Пітер Чен 1976 року, вони стали стандартом проектування реляційних баз даних. Вони візуалізують сутності, їх атрибути, зв'язки і забезпечують структуровану репрезентацію даних для бізнес-процесів [10].

ERD включає три ключові компоненти [7]:

- Сутності: об'єкти, такі як клієнти, товари чи замовлення.
- Атрибути: характеристики, наприклад, ім'я клієнта, ціна товару чи дата замовлення.
- Зв'язки: відношення, такі як клієнт робить замовлення (один-до-багатьох) або замовлення містить товари (багато-до-багатьох).

Для інтернет-магазину опалювального обладнання, наприклад «Олдітерм», ERD моделює такі сутності та зв'язки:

- Клієнт. Атрибути – ідентифікатор, ім'я, електронна пошта, адреса. Зв'язок: один клієнт може мати кілька замовлень (1:N).
- Товар. Атрибути – ідентифікатор, назва, ціна, категорія (котли, радіатори), технічні характеристики (потужність у кВт). Зв'язок: товар входить до кількох замовлень через «Деталі замовлення» (N:M).
- Замовлення. Атрибути – ідентифікатор, дата, сума, статус. Зв'язок: належить одному клієнту (N:1), містить кілька товарів (1:N).
- Деталі замовлення. Атрибути – ідентифікатор замовлення, ідентифікатор товару, кількість. Зв'язок: розв'язує багато-до-багатьох між замовленнями та товарами.

- Постачальник. Атрибути – ідентифікатор, назва, контакти. Зв'язок: постачає кілька товарів (1:N).
- Склад. Атрибути – ідентифікатор товару, кількість, рівень повторного замовлення. Зв'язок: один товар має один запис на складі (1:1).
- Маркетингова кампанія. Атрибути – ідентифікатор, назва, дати, цільова аудиторія. Зв'язок: спрямована на кількох клієнтів (N:M).

Ця структура зберігає цілісність (наприклад 3NF), зменшує надмірність, яка заважає системам бізнесу, спрощуючи моделі для роботи й збалансованість для систем [4].

Для магазинів опалювального обладнання ERD забезпечує:

- Швидку обробку транзакцій: структуризація даних про клієнтів і товари прискорює запити.
- Підтримку операцій: відстеження запасів котлів, обробка повернень, інтеграція з логістикою.
- Гнучкість: дозволяє додавати нові сутності, наприклад, для сервісних послуг.
- Аналіз сезонності: допомагає відстежувати попит на обладнання в зимовий період.

ERD розробляється для транзакційних баз даних, які ведуть до операцій на ринках та зберігають дані для систем, які ведуть аналітику.

Сховище даних є централізованим репозиторієм для зберігання, а також для аналітики великих історичних даних з різних джерел. В електронній комерції розміщує відомості із платформ продажів, CRM, ERP, рекламних систем, а також соціальних мереж, у тому числі як платформу систем. єдиного джерела даних для аналізу й систем [10].

Складові архітектури сховища даних:

- Джерела даних: платформи (Shopify, Magento), CRM (Salesforce), ERP, рекламні системи (Google Ads), веб-логи.
- Процеси ETL: вилучення, перетворення (очищення, стандартизація) і завантаження даних.

- Сховище даних: оптимізована база для аналітичних запитів із розмірним моделюванням (зіркоподібна або сніжинкова схема).
- Шар доступу: інструменти аналітики (Tableau, Power BI) для звітів і прогнозів.
- Метадані: опис структури та походження даних для їх управління.
- Для магазинів опалювальних котлів схема даних містить:
- Таблиці фактів: продажі (кількість, сума, знижки).
- Таблиці вимірювань: Час (день, сезон), клієнт (демографія), товар (категорія), регіон (місто).

Сховища даних дозволяють:

- Аналізувати сезонність: визначати піковий попит взимку для планування запасів.
- Сегментувати клієнтів: виявляти покупців енергоефективного обладнання.
- Оптимізувати маркетинг: оцінювати ефективність кампаній у Google Ads.
- Покращувати логістику: аналізувати затримки доставки громіздких товарів.
- Прогнозувати попит: використовувати історичні дані та погодні фактори.

Для «Олдітерм» – аналіз інтегрованих даних, його продажі, запити, клієнтів, а також логістики для комплексного аналізу.

Процеси ETL (Extract, Transform, Load) готують дані для аналізу [11]. Вони складаються з:

- Вилучення: збір даних із баз магазину, CRM, ERP, рекламних платформ чи API (наприклад, погодні дані).
- Перетворення: очищення (видалення дублікатів), стандартизація (формати дат, валют), агрегація (підрахунок продажів за категоріями).
- Завантаження: збереження даних у сховище, наприклад, Google BigQuery.

Для магазинів, які продають опалювальне обладнання, ETL дозволяє їм робити:

- Інтеграцію: об'єднання продажів із Shopify, клієнтських даних із Salesforce та запасів із ERP.
- Підготовку даних: стандартизація характеристик товарів (потужність у кВт) для точних звітів.
- Оперативність: оновлення даних про продажі для реагування на сезонні піки.
- Прогнозування: поєднання продажів із погодними даними для передбачення попиту

Таблиця 1.1

Алгоритм ETL

Етап	Опис	Приклад
Вилучення	Збір даних із джерел	Витяг продажів із Shopify, клієнтів із Salesforce, погоди з API
Перетворення	Очищення, стандартизація, агрегація	Уніфікація форматів цін, підрахунок продажів за категоріями котлів
Завантаження	Збереження даних у сховище	Завантаження даних у Google BigQuery для звітів

Приклад: для «Олдітерм» із табл. 1.1, де ETL витягує дані про замовлення на котли, очищає дані, агрегує їх за регіонами і поміщає в сховище для аналізу зимових продажів.

1.4 Аналітичні методи для аналізу даних

Метод кластеризації k-means належить до роду машинного навчання без учителя й виконує групування об'єктів за принципом максимальної близькості. В основі його логіки лежить просте, проте потужне правило – зменшити суму квадратів відстаней між даними та центроїдами кожної когорти [12] :

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K r_{ik} |x_i - \mu_k|^2 \quad (1.1)$$

де: x_i – точка даних (наприклад, товар із характеристиками, такими як ціна), μ_k – центроїд k -того кластеру, r_{ik} – індикаторна змінна (1, якщо точка належить кластеру k), n – кількість точок, K – кількість кластерів.

Алгоритм включає:

1. Вибір K початкових центроїдів випадковим чином.
2. Призначення кожної точки до найближчого центроїду за евклідовою відстанню.
3. Перерахунок центроїдів як середнього значення точок у кластері.
4. Повторення до збіжності або максимальної кількості ітерацій.

Метод припускає сферичну форму кластерів і однаковий їхній розмір. Оптимальну кількість кластерів визначають за методом ліктя, аналізуючи залежність функції втрат від K [14].

Для інтернет-магазину опалювального обладнання, наприклад «Олдітерм», k -means допомагає:

- Сегментувати товари: групувати асортимент за ціною, типом палива чи брендом на категорії, такі як «Преміум» чи «Бюджет».
- Оптимізувати запаси: визначати пріоритетні групи товарів для забезпечення їхньої наявності.
- Персоналізувати маркетинг: просувати енергоефективні котли для цільових клієнтів.
- Аналізувати клієнтів: класифікувати покупців за частотою покупок чи вподобаннями.

Дослідники нерідко використовують k -means для оптимізації товарного асортименту, адже чітко окреслені групи можуть дати уявлення про те, які продукти однаково цінують споживачі. Таке упорядкування, в свою чергу, підвищує ймовірність повторних покупок, адже клієнти охочіше повертаються до легко навігаційних категорій.

Аналіз часових рядів досліджує послідовність даних у часі для виявлення закономірностей, трендів і сезонних коливань. Сезонне розкладання розбиває часовий ряд Y_t на компоненти [14]:

- Тренд (T_t): довгострокові зміни.
- Сезонність (S_t): періодичні коливання.
- Залишок (R_t): випадкові відхилення.

Розкладання може бути адитивним ($Y_t = T_t + S_t + R_t$) або мультиплікативним ($Y_t = T_t \times S_t \times R_t$), і вибір залежить від того, як саме зростає форма сигналу. Стала амплітуда заповнює просту адитивну модель, в той час як зросла величина веде до моделей з множенням – все, що видиме, множиться, коли зріс загальний обсяг.

Для «Олдітерм» аналіз часових рядів дозволяє:

- Прогнозувати попит: виявляти пікові продажі взимку для планування запасів.
- Планувати маркетинг: організовувати акції перед опалювальним сезоном.
- Виявляти аномалії: аналізувати несподівані зміни продажів через зовнішні фактори.
- Розподіляти ресурси: забезпечувати раннє розміщення кадрів у пікові сезони, таким чином уникаючи затримок, які коштують дорого.

Цей метод підвищує операційну ефективність і адаптивність до ринкових умов [15].

Кореляційний аналіз ставить запитання – позначити дві змінні на площині й визначити, скільки близьких точок іде поруч з лінією за допомогою коефіцієнта кореляції Пірсона [16]:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1.2)$$

де: x_i, y_i – значення змінних (наприклад, продажі та температура), \bar{x}, \bar{y} – середні значення, n – кількість спостережень.

Значення r від -1 (негативна кореляція) до 1 (позитивна кореляція). Для опалювального обладнання використовується показник опалювальних градусоднів (HDD):

- Щоденний HDD: $\max(0, \text{Базова температура} - \text{Середньодобова температура})$.
- Місячний HDD: $\max(0, (\text{Базова температура} - \text{Середньомісячна температура})) \times \text{Кількість днів}$.

HDD відображає потребу в опаленні та корелює з попитом.

Для «Олдітерм» кореляційний аналіз допомагає:

- Прогнозувати продажі: виявляти залежність між температурою та попитом на котли.
- Планувати маркетинг: організовувати кампанії перед холодними періодами.
- Аналізувати клієнтів: вивчати вплив погоди на купівельну поведінку.
- Мінімізувати ризики: виявляти фактори, що впливають на продажі.

Цей метод забезпечує простий спосіб аналізу залежностей.

ABCXYZ-аналіз переплітає принцип Парето з динамічною класифікацією запасів, запропонованою на основі стабільності попиту. Система виглядає просто:

- ABC-аналіз: За принципом класифікує товари за внеском у дохід:
 - A: ~80% доходу.
 - B: ~15% доходу.
 - C: ~5% доходу.
- XYZ-аналіз: Класифікує товари за стабільністю попиту через коефіцієнт варіації:

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \quad (1.3)$$

- X: стабільний попит $CV < 0.4$.
- Y: сезонний попит $0.4 \leq CV < 0.8$.
- Z: нестабільний попит $CV \geq 0.8$.

Комбінація створює дев'ять категорій (AX, AY, AZ тощо) для специфічного управління [17].

Для «Олдітерм» ABC/XYZ-аналіз дозволяє:

- Оптимізувати запаси: забезпечувати наявність товарів АХ (високий дохід, стабільний попит) і замовляти СZ за потребою.
- Прогнозувати попит: аналізувати сезонні товари (АУ, ВУ) для зимових піків.
- Розподіляти ресурси: пріоритизувати товари категорії А.
- Покращувати обслуговування: забезпечувати наявність ключових товарів.

Постійна доступність пріоритетних артикулів в кінцевому рахунку покращує обслуговування клієнтів і скорочує тимчасові затримки. Разом з тим така сегментація економить обігові кошти і робить маршрути поповнення складів більш передбачуваними.

1.5 Технології візуалізації даних та інтерактивні звіти

Графічне уявлення зводить великі обсяги сухих цифр до форм, які освоюються на погляд. В е-комерції це прискорює розпізнавання трендів і підказує, куди рухатися далі. Інтернет-магазини, що торгують опалювальними системами на кшталт «Олдітерм», стикаються з сезонними коливаннями, проблемами логістики та підбором асортименту, і тут візуалізація стає тим самим компасом, який вказує на найближчі ризики [10; 18].

Основні задачі, що виникають у таких ситуаціях, можна підсумувати так:

- аналіз продажів: розгледіти, коли попит на котли в неочікувану пору зим рвучко зростає;
- сегментація клієнтів: дізнатися, хто замовляє найбільше і скільки разів повторює покупки;
- оптимізація запасів: слідкувати за тим, аби будинкові склади не були переповнені чи, навпаки, порожніми;
- оцінка маркетингу: порахувати, звідки найбільше прибуло замовлень і які реклами дійсно спрацювали;

- географічний аналіз: навчитися розуміти, чому, приміром, західні регіони купують електричні котли, а центральні-газові.

Зведені разом ці компетенції перетворюють нескінченні таблиці на прості рішення.

Дослідники й практики часто користуються Microsoft Power BI, адже цей пакет веде кольорові штрихи, поки дані продовжують надходити. Внутрішні канали Power BI без проблем інтегрують інформацію з Shopify, Magento, Salesforce, більших ERP і систем веб-аналітики, на зразок Google Analytics, оскільки ці джерела вже прописано в конекторній бібліотеці платформи [4].

Переваги Power BI:

- Інтеграція даних: об'єднання інформації про продажі, клієнтів і запаси.
- Моніторинг у реальному часі: відстеження KPIs, таких як загальний дохід.
- Інтерактивність: фільтрація та деталізація даних для глибшого аналізу.
- Доступність: публікація звітів на хмарних серверах для командної роботи.

Power BI забезпечує чітке представлення даних для стратегічного планування.

Створення звітів у Power BI включає кілька етапів:

1. Підключення до джерел даних

Power BI підтримує реляційні бази (SQL Server), хмарні сервіси (Azure, Google BigQuery), файли (Excel, CSV) і API. У магазинах це дані про транзакції, клієнтські профілі чи маркетинг.

2. Трансформація даних

Power Query Editor очищає дані (видаляє дублікати), стандартизує формати (дати, валюти) і збагачує їх (розрахунок прибутку). Цей етап є частиною ETL-процесу для забезпечення якості даних.

3. Моделювання даних

Встановлення зв'язків між таблицями (продажі та товари), створення ієрархій (рік-квартал-місяць) і визначення мір через DAX, наприклад, середня кількість замовлень.

5. Візуалізація

Серед доступних візуалізацій, запропонованих Power BI:

- лінійні графіки, які показують, як продажі підскакують в зимовій порі, а потім знову спадають, місяць за місяцем;
- стовбцеві діаграми для порівняння, наприклад, газових і електричних приладів за обсягами реалізації;
- кругові секційні малюнки, що розкривають, скільки відсотків оновили запаси певного виробника в кожному з кварталів;
- геомапи, які, натискаючи на регіон, одразу підказують, куди потрібно відправити чергову партію для покриття трендових замовлень.

6. Інтерактивність

Фільтри, слайсери та деталізація дозволяють аналізувати дані за періодом, регіоном чи категорією.

7. Публікація та спільний доступ

Звіти публікуються на сервері Power BI для доступу через веб чи мобільні додатки, сприяючи командній роботі [3].

Інтерактивні звіти в Power BI надають такі переваги для електронної комерції:

- Моніторинг у реальному часі: відстеження продажів і конверсій для швидкого реагування.
- Глибокий аналіз: дослідження даних за брендом чи регіоном через фільтри.
- Підтримка рішень: спрощення складних даних для менеджерів.
- Автоматизація звітності: оновлення даних для економії часу.
- Спільна робота: хмарний доступ для узгодженості дій.

Для магазинів опалювального обладнання звіти допомагають управляти сезонним попитом, оптимізувати логістику та персоналізувати пропозиції для клієнтів.

1.6 Методи машинного навчання та прогнозування

Метод Random Forest є класичним ансамблевим підходом, який будує набір дерев рішень на випадкових підмножинах даних. Лео Брейман, який описав його ще в 2001 році, стверджував, що поєднання таких дерев добре компенсує ризик перетренування і може виграти багато змагань у класифікації та регресії [18].

Основні елементи цієї методології такі:

- Бутстрепінг, що означає створення кожного дерева на незалежній вибірці з повторенням.
- Випадкова вибірка ознак, коли лише деякі змінні можуть використовуватися для кожного розподілу, щоб зменшити кореляцію.
- Агрегація результатів, що зводиться до середнього для регресії та голосування більшості для класифікації.
- Оцінка ознак в основному за метрикою зменшення нечистоти, що викликана кожним фактором.

Ця архітектура справляється з шумовими наборами даних, масивами атрибутів та пропущеними значеннями на прийнятному рівні. Наприклад, мережа магазинів «Олдітерм» може використовувати Random Forest для:

- Прогнозування попиту на котли на основі історії продажів та коливань температури.
- Сегментації клієнтів відповідно до частоти покупок або лояльності до бренду.
- Оцінки рекламних кампаній, щоб зрозуміти, які знижки збільшили доходи, а які – ні.

- Виявлення аномальних трендів, оскільки модель негайно виявляє спостереження високого ризику, коли інформативність знижується.

Таким чином, компанія зможе гнучко коригувати запаси, а також персоналізувати пропозиції відповідно до індивідуальних запитів клієнтів, використовуючи цей метод [19].

Алгоритм Apriori використовується для пошуку частих наборів товарів і генерації асоціативних правил у транзакційних базах даних. Запропонований Агарвалом і Срікантом у 1994 році, він є основою для аналізу кошиків.

Основні принципи Apriori включають:

- Принцип апріорі: часті набори товарів мають часті підмножини, що зменшує кількість кандидатів.
- Ітеративний пошук: починається з одиничних товарів, а потім переходить до пар і більших наборів.
- Оцінювальні метрики:
 - Підтримка: пропорція транзакцій з даним набором.
 - Достовірність: ймовірність купівлі одного набору за покупки іншого.
 - Підвищення: значимість правила в порівнянні зі випадковим збігом.

Apriori є ефективним для великих баз даних, але вимагає значних обчислень [20]. Для магазинів опалювального обладнання його використовують для:

- Рекомендаційних систем: визначення товарів, які купують разом, наприклад, котел і датчик потоку.
- Маркетингових стратегій: формування кампаній на основі популярних комбінацій.
- Оптимізації асортименту: визначення затребуваних наборів товарів.
- Покращення досвіду клієнтів: персоналізовані рекомендації, які підвищують лояльність.

Нарешті, модель експоненційного згладжування Хольта-Вінтерса стала потужним інструментом для прогнозування моделей як часових рядів з помітними трендами та вираженою сезонністю. Чарльз Хольт і Петер Вінтерс

працювали над цим у шістдесятих, зараз аналітики використовують її, коли дані, такі як продажі котлів влітку-осени, повторюються з року в рік [21].

Основні принципи Хольта-Вінтерса включають:

- Компоненти:
 - Рівень: основне значення ряду.
 - Тренд: довгострокова тенденція.
 - Сезонність: періодичні коливання.
- Математична модель (мультиплікативна):

- Рівень:

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-m}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (1.4)$$

- Тренд:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (1.5)$$

- Сезонність:

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-m} \quad (1.6)$$

- Прогноз:

$$F_{t+h} = (L_t + h \cdot T_t) \cdot S_{t+h-m} \quad (1.7)$$

де Y_t – спостереження, m – сезонний період, а α, β, γ – параметри згладжування.

Метод є простим і ефективним для сезонних даних, але обмеженим для нелінійних шаблонів. Для магазинів опалювального обладнання метод Хольта-Вінтерса використовується для:

- Прогнозування продажів: Прогнозування попиту на котли взимку.
- Планування закупівель: Забезпечення запасів під час пікових періодів.
- Маркетингових кампаній: Визначення часу для акцій перед опалювальним сезоном.
- Аналізу сезонності: Виявлення періодичних шаблонів у продажах.

Обидва підходи, Аргіогі та алгоритм Хольта-Вінтерса, роблять прогнози більш точними та управлінські рішення дещо уточнюють, що саме бракує в запасах у напружені часи [22].

1.7 Оптимізація логістики в електронній комерції

Логістика в електронній комерції простягається від початкових етапів транспортування до завершальної доставки товарів під самісінький поріг замовника. Дослідження показують, що ці процеси можуть становити більш ніж половину всіх операційних витрат компанії [23].

Для спеціалізованих магазинів, які торгують опалювальним приладдям, такі як «Олдітерм», налаштування логістики стрімко перетворюється на справжній конгломерат викликів [24].

- По-перше, успішна оптимізація маршрутів знищує зайві витрати на паливо і робочу силу.
- По-друге, швидше виконані доставки здатні значно підвищити загальне задоволення клієнтів.
- По-третє, адаптація під зимові сезони вимагає прорахунків завчасно, інакше запаси просто закінчаться.
- Нарешті, раціональне використання транспорту і складських площ дозволяє вгамувати щоденні витрати.

Тим не менш, справжні проблеми лежать у заторах, громіздких вантажах і незмінно заплутаній інтеграції з відборними логістичними партнерами. У подібних ситуаціях імітоване моделювання разом із класичними алгоритмами, наприклад, методом Кларка-Райта, стає незамінним інструментом [25].

Завдяки віртуальним моделям можна тестувати, що трапиться, якщо склади пересунуть на кілька кварталів ближче або як зреагують ресурси під час сплеску попиту.

Процеси товаропотоку і перевезень графічно відображаються у підсистемах, що поєднані з CRM, GIS та програмами управління запасами. Результати таких симуляцій виводяться у зрозумілій формі-графіках, діаграмах і картах. Завдяки цьому компанії отримують можливість ухвалювати рішення, спочатку побачивши, як вони виглядатимуть на практиці [26].

Система моделювання AnyLogic, популярна серед гігантів на кшталт Amazon, дозволяє візуалізувати ланцюги постачань з акцентом на енергоефективність. Це програмне забезпечення спершу імплементували для промислового сектора, однак згодом його адаптували й для онлайн-комерції.

У середовищі електронної торгівлі віртуальне моделювання допомагає:

- шукати найкоротші курси доставки;
- вирішувати, де саме на складі виставити товари, щоб замовлення оброблялися швидше;
- прогнозувати попит під час святкових розпродажів;
- виявляти вузькі місця, коли мережа починає зависати.

У транспортному плануванні окрему нішу займає алгоритм Кларка і Райта. Він ще з 1964 року автоматично прописує маршрути, зважаючи на обмеження місткості автомобіля [27].

Другорядні етапи в його роботі виглядають так:

- на початку кожен споживач отримує самостійний маршрут;
- далі лічать економію при об'єднанні двох клієнтів, короткочасно беручи до уваги формулу

$$S_{ij} = d_{0i} + d_{0j} - d_{ij} \quad (1.8)$$

- пари з найбільшим зиском ставлять у пріоритет;
- маршрути зливають, поки не переступлять межу допустимої довжини;
- на фінальному етапі перевіряють, чи не вийшло перевантаження.

Хоча метод насправді наближений, він працює швидко й малозатратно. В електронній комерції його використовують для:

- формування одразу декількох маршрутів в одній сесії;
- зменшення паливних витрат через розумніше планування;
- укорочення термінів доставки, що, у свою чергу, тримає компанію на плаву серед конкурентів.

Методи імітованого моделювання, а також алгоритм Кларка-Райта, зарекомендували себе при роботі з крупногабаритними вантажами та в умовах сезонних коливань. Зокрема, їх доцільно застосовувати в таких контекстах:

- маршрутизація, коли потрібно спланувати, наприклад, доставку важких котлів;
- управління складськими запасами для раціонального розміщення одиниць товару;
- прогнозування попиту, що дозволяє готуватися до зимових піків споживання;
- аналіз заторів, адже прогонка різних сценаріїв допомагає підтримувати постійну пропускну здатність.

Єдина система показників або КРІ слугує для узагальненого вимірювання успішності всього ланцюга постачання, табл. 2.1 :

Таблиця 1.2

Ключові показники ефективності логістичного моделювання

КРІ	Опис	Значення
Час доставки	Час від замовлення до отримання клієнтом	Показує швидкість доставки
Вартість доставки	Витрати на паливо, транспорт і персонал	Оцінює економічну ефективність
Швидкість обороту запасів	Частота продажу та поповнення запасів	Вказує на ефективність складів
Відсоток своєчасних доставок	Відсоток замовлень, доставлених вчасно	Відображає надійність логістики
Обсяг повернень	Кількість повернень через проблеми доставки чи якості	Вказує на недоліки в логістиці
Заповненість транспорту	Ступінь використання місткості транспорту	Показує ефективність транспортних ресурсів

Вони допомагають компанії «Олдітерм» постійно моніторити рух товарів, швидко виявляти вузькі місця та систематично підвищувати ефективність своєї роботи [28].

1.8 Висновки до розділу

У першому розділі розглянуто основи системного аналізу, орієнтованого на інтернет-магазини опалювального обладнання, зокрема платформу «Олдітерм». Тут акцентовано, яким чином теорія перетворюється на практичний

каркас для наступного спеціального дослідження. Для науковців це стає точкою входу в проблеми електронної комерції, серед яких сезонність збуту, складна логістика та управління запасами.

Підрозділ 1.1 визначає системний аналіз як метод упорядкування бізнес-процесів шляхом інформаційних технологій. Виворіт цього підходу-послідовно збирати вимоги, перевіряти їх доцільність і впроваджувати автоматизовані рішення, які підвищують конкурентоспроможність роздрібних майданчиків.

У частині 1.2 описуються візуальні підходи BPMN і DFD, які малюють маршрути замовлень і потоки даних. Ці візуальні мови стають поштовхом для миттєвого виявлення неефективності в обробці замовлень чи супроводі клієнтів, особливо під час сезонних сплесків, коли мати чітку картину процесу критично.

Щодо частини про «Моделювання даних та архітектуру сховищ», предметом розмови є ERD-діаграми й ETL-цикл. Централізоване сховище, яке зводять за цими схемами, зшиває фрагменти інформації з найближчих джерел, постачаючи аналітикам єдину картинку про клієнтів та товарні залишки.

Розділ 1.4 під назвою Аналітичні методи для аналізу даних містить швидкий огляд k-means, часових рядів, кореляції та ABC/XYZ-аналізу. Ці підходи дозволяють сегментувати товари, прогнозувати попит і грамотно керувати фондами на прикладі магазинів опалювального устаткування.

В Розділі 1.5 акцент робиться на Microsoft Power BI. Легкі у використанні дашборди перетворюють рутинні набірники з продажу та маркетингу на інтуїтивно зрозумілі картини, тож ухвалити рішення стає простіше.

Далі, підрозділ 1.6 знайомить з методами машинного навчання. Random Forest, Apriori та Холт-Вінтерс успішно підхоплюють задачі точного прогнозування попиту, формування рекомендаційних стрічок та відшукування сезонних трендів, що в кінцевому підсумку підвищує товарообіг (Література з машинного навчання).

У розділі 1.7, присвяченому логістичній оптимізації в ритейлі, активно використовують імітаційне моделювання та алгоритм Кларка-Враїта для раціоналізації маршрутів і зменшення кабальних витрат. Обидва засоби

спрощують управлінські операції на складах та вищезгаданих магістралях (Статті про логістичну оптимізацію).

Висвітлені теоретичні моделі формують базу для практичного дослідження, яке викладено в розділі 2. Їх інтеграція-досліджень, моделювань і логістичних налаштувань-плекатиме ефективні рішення для електронної комерції й дасть змогу компанії «Олдітерм» оперативно долати виклики сезонності, складських перевантажень та контролю запасів.

РОЗДІЛ 2 СПЕЦІАЛЬНИЙ

2.1 Характеристика предметної області дослідження

Компанія «Олдітерм» спеціалізується на роздрібному та оптовому продажу опалювального обладнання в Україні. З моменту заснування це дистриб'ютор для приватних і комерційних замовників, пропонуючи продукцію через єдиний веб-інтерфейс. Штаб-квартира у Дніпрі, але фактично двері підприємства відчинені для усіх регіонів, оскільки логістика охоплює кожен обласний центр, навіть найвіддаленіший.

Базовою моделлю є комбінація B2B і B2C, тож фізичне обличчя чи підприємство однаково стануть споживачем, а вибір продукції визначає штатна база: продаж, монтаж, сервіс, запчастини. У співпраці «Олдітерм» покладається на перевірені марки з Західної Європи, серед яких TERMET, PROTHERM, VAILLANT, AFRISO і MEIBES.

Асортимент охоплює вісім основних категорій товарів, від газових котлів до комплектуючих для систем автоматизації. Клієнти, що обирають продукцію, натрапляють на майже 980 одиниць складів (SKU), достатніх для покриття запитів приватників та будівельників. Піковими періодами розпродажів за традицією стають осінь і зима, коли попит росте в рази.

Процеси, що підтримують цю модель, починаються із закупівлі безпосередньо в європейських фабриках. Подальше управління запасами базується на прогнозах, методах моніторингу та сезонному аналізі. Продавці обробляють заявки, постійно запускаючи акції через SEO, соціальні мережі й email-розсилки. Логістика, зазвичай, своїм ходом надсилає вантажі в спальні райони, покликаний доставити товар у найкоротші терміни, гарантуючи задоволення обох груп клієнтів – приватних і фірм.

- Клієнтський сервіс. у цю категорію входять всі консультації, технічна підтримка та й повернення, якщо ситуація їх вимагає. Людина на обслуговуванні завжди на зв'язку.
- Монтаж і сервіс. етап обслуговування для тих, хто бере потребу в установці.

Дослідницька блок-схема зафіксована на рис. 2.1 та описана у табл. 2.1; простим графічним способом вона показує ланцюг дій від першого перегляду товару до фінального оформлення замовлення.

Таблиця 2.1

Процес обробки замовлень

Етап	Опис
Перегляд товарів	Клієнт спочатку дивиться сайт, фотографії і читає примітки
Додавання до кошика	Зупинившись на товарі, покупець переносить його в кошик.
Оформлення замовлення	Тут він заповнює пошту, адресу та вводить карту-номер.
Оплата	Система перевіряє реквізити, виводить сигнал «успішно», або нове вікно з промахом.
Підтвердження замовлення	Після цих ітерацій магазин виголошує: «замовлення прийнято, номер ...»
Підготовка до відправлення	На складі працівник скидає упаковку, ставить стікер і загортає в плівку
Доставка	Кур'єр їде містом, а клієнт, в свою чергу, спостерігає за трекінгом на екрані
Післяпродажне обслуговування	Врешті, якщо з товаром проблема, знову телефон або чат: питання, повернення чи регламентна дія.

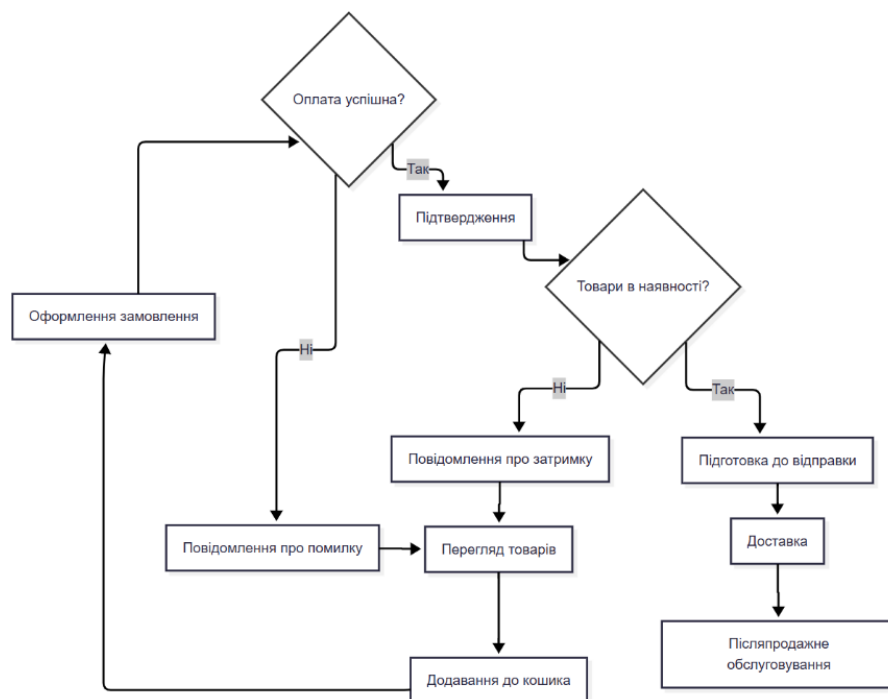


Рисунок 2.1 – Блок-схема процесу обробки замовлень.

Динаміка продажів за 2019-2024 роки, описана у табл. 2.2 та зведена на рис. 2.2; графік демонструє сезонні коливання, де реалізація зростає в холодні місяці.

Таблиця 2.2

Ключові метрики

Метрика	Значення
Кількість продуктів (SKU)	близько 980
Річний обсяг продажів	приблизно 1 млн грн у 2024 році
Сезонність	пік попиту з жовтня по лютий
Кількість клієнтів	приблизно 5000
Географія клієнтів	вся територія України
Основні бренди	TERMET, VAILLANT, PROTHERM
Середній чек	близько 20 000 грн

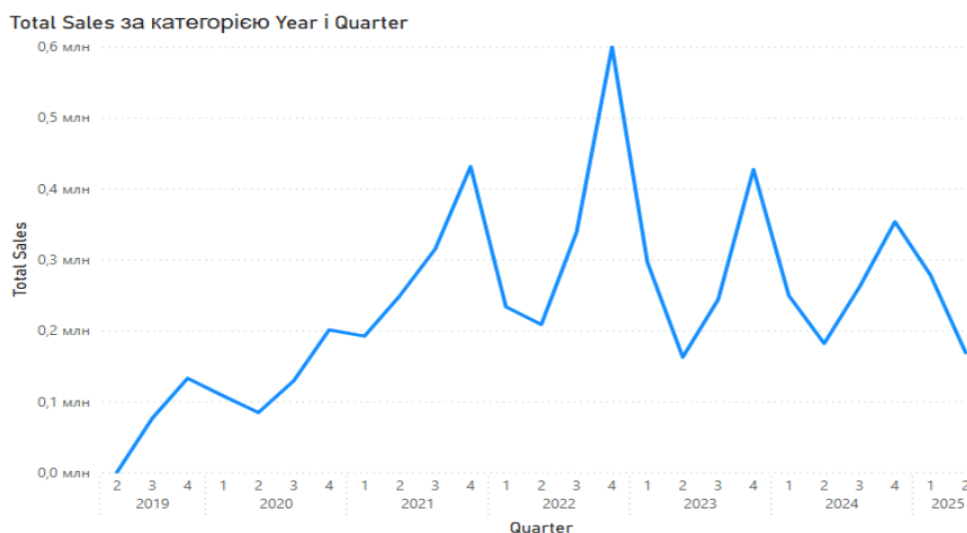


Рисунок 2.2 – Динаміка продажів посезонно за 2019–2024 роки.

Результати аналізу вказують на кілька важливих пунктів:

- Логістичні затримки й перенасичення запасів у міжсезоння потребують термінового вирішення.
- Сезонність підкреслює необхідність більш точного прогнозування та адаптації маркетингових акцій.
- Спрощене оформлення замовлення може суттєво підвищити задоволення клієнтів.
- Актуальні дані про асортимент, а також належно вибудовані партнерства слугують основою для збереження наявної ринкової долі.
- Продажні та клієнтські показники виступають індикаторами, за якими можна попередньо оцінити майбутній попит і довести ланцюги постачання до логістично-витонченої форми.
- Отримані цифри формують своєрідну підмостку для наступного моделювання бізнес-процесів і для практичних порад, що спростять повсякденну роботу компанії.

2.2 Аналіз структури та інформаційних потоків інтернет-магазину

Внутрішня реорганізація компанії «Олдітерм» має кілька узгоджених ланок.

- Стратегічне ядро, або вищий менеджмент, виписує проєкти на багато років уперед і затверджує стратегічні рішення.
- Відділ продажів з маркетингу розкручує кожен новий товар, вписує ключові фрази в SEO і аналізує конкурентів.
- Оперативна служба підраховує залишки на полицях, збирає накладні та рулить рухом вантажів.
- Сервісний підрозділ реєструє запити, фіксує будь-яку претензію й упорядковує повернення.
- Техпідтримка консультує стосовно моделей, первинних налаштувань і звичних несправностей.
- ІТ-відділ забезпечують безаварійне функціонування сайту, внутрішніх систем і конфіденційності даних.
- Фінансисти складають баланси та стежать за всіма платіжними потоками.
- Кадровики добирають людей, навчать їх і, якщо потрібно, супроводжують під час звільнень.

Однозначна вертикальна структура, ясна з рис. 2.3, спростила комунікації між підрозділами.

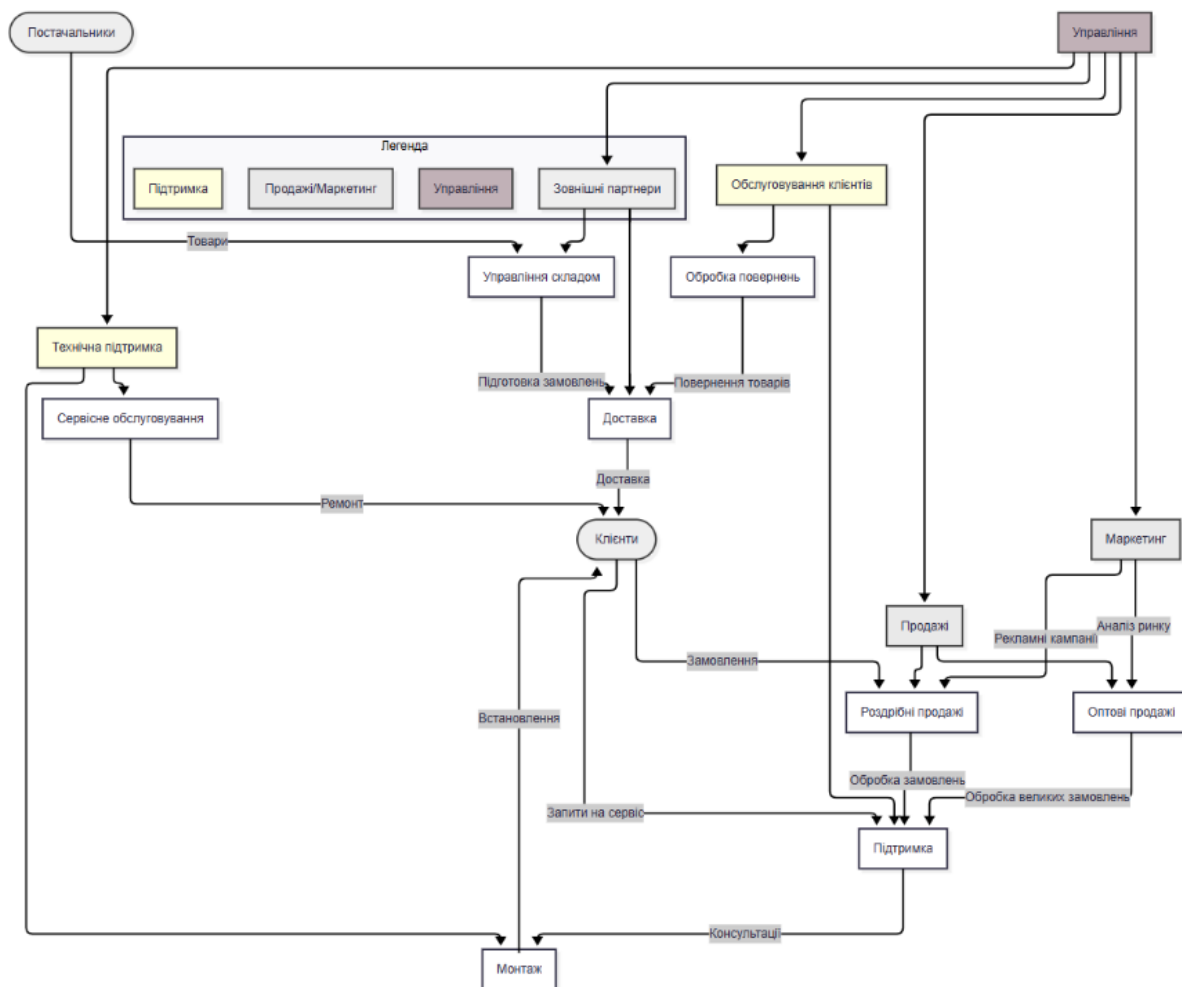


Рисунок 2.3 – Організаційна схема інтернет-магазину «Олдітерм».

В інформаційному просторі «Олдітерм» надходження й потоки акумулюються через кілька технологічних платформ:

- Платформа e-commerce Prom.ua адаптовано з PrestaShop для товарних переглядів, оформлення і оплати замовлень.
- Vitrix24 служить CRM-системою, що тримає клієнтську базу та персоналізує маркетинг.
- 1С:Підприємство використовується як ERP-інструмент для об'єднання запасів, замовлень, логістики й фінансів.
- Реляційні СУБД MySQL/PostgreSQL зберігають інформацію про товари, клієнтів, замовлення та стоковий баланс.
- Google Analytics моніторить продажі і поведінку відвідувачів.

- На рис. 2.4 подано діаграму DFD, котра показує, як замовлення рухається від клієнта до курера. Візуалізація охоплює практично весь ритм роботи Інтернет-магазину «Олдітерм».

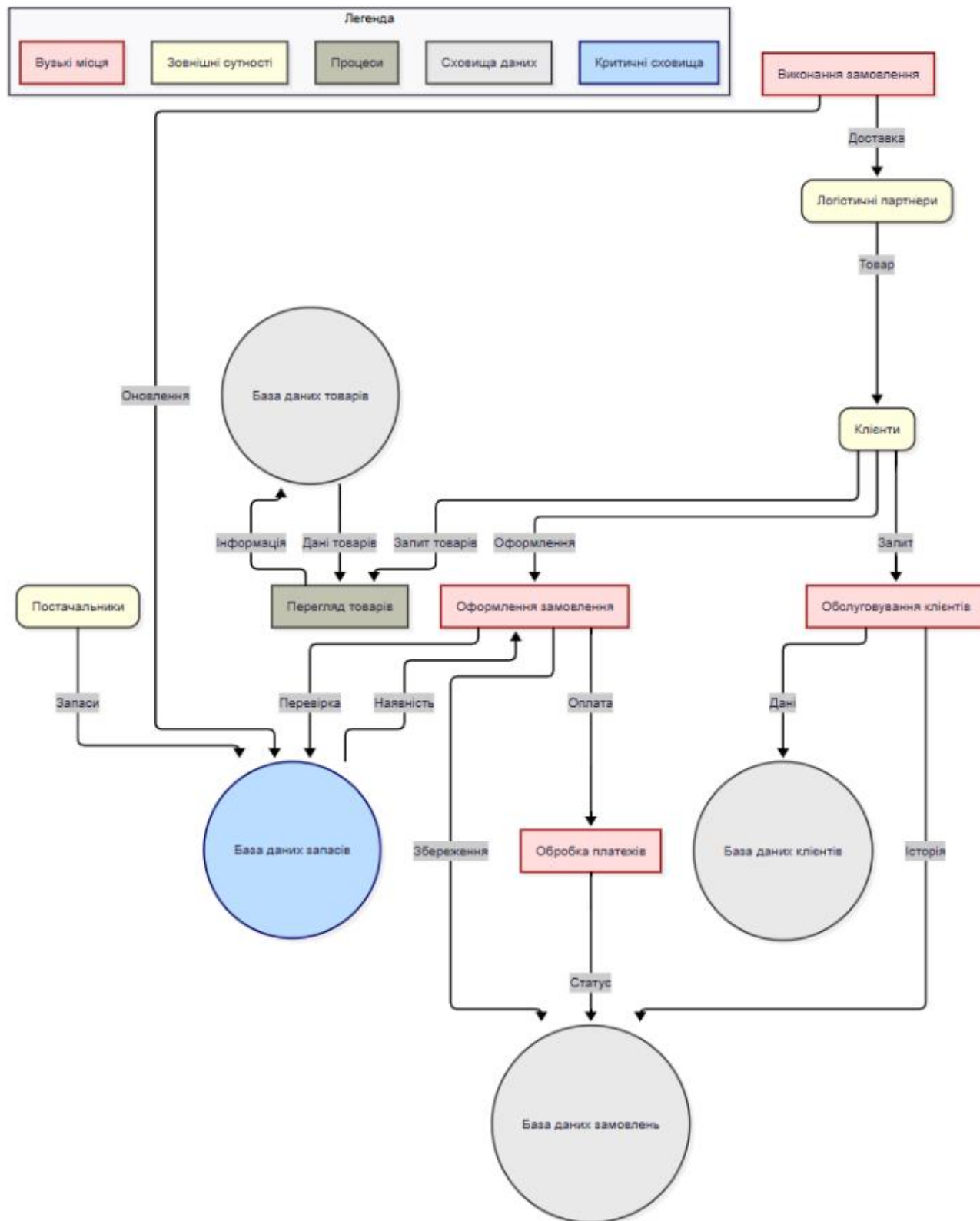


Рисунок 2.4 – Діаграма потоку даних (DFD) для інтернет-магазину.

Серед зовнішніх гравців, які торкаються системи, числяться покупці, постачальники, що підкидають новинки, та логістичні фірми, що відвантажують вантажі. Кожна з цих груп у підсумку або відкриває, або закриває черговий етап обслуговування.

Внутрішню механіку можна звести до перегляду товарів, оформлення замовлень, обробки платежів, комплектації, доставки й пост-продажної підтримки. Попри простоту переліку, кожен з процесів насичений дрібними операціями, що їх ніхто не помічає, поки не знімеш тягар рутини.

Дані хронологічно осідають у кількох локальних торгових сховищах. Одна таблиця містить каталоги й ціни, інша – контакти, третя фіксує деталі замовлень, а четверта стежить за запасами на полицях.

Аналіз DFD виявив ряд прогалин, які заважають гладкому функціонуванню:

- По-перше, ручний ввід даних підвищує ймовірність помилок і притримує процес.
- По-друге, запаси ведуться не завжди коректно і часом не відповідають дійсності.
- Третє, повільна продуктивність самого сайту обертається розчаруванням клієнтів, навіть коли задум грамотний.
- Брак відстеження в реальному часі ускладнює комунікацію, адже покупці хочуть знати, де саме знаходиться їхній пакунок.
- Неefективна логістика безпосередньо корелює з ростом витрат і затримками в доставці товарів.
- Слабка інтеграція сервісу прямо гальмує оперативність технічної підтримки, перетворюючи прості запити на тривалі черги.

Наведені проблеми слугують підставою для розробки практичних рекомендацій: автоматизація рутинних процесів, глибша інтеграція програмних систем і оптимізація перевізних маршрутів.

2.3 Формалізація бізнес-процесів за допомогою нотації BPMN

Вивчення ключових потоків роботи «Олдітерм» виконане в стандарті BPMN 2.0 через відкрите середовище bpmn.io. Дві графічні схеми-рисунок 2.5 і 2.6-фокусуються на обробці замовлень та повернення товарів і дають змогу виявити вузькі місця.

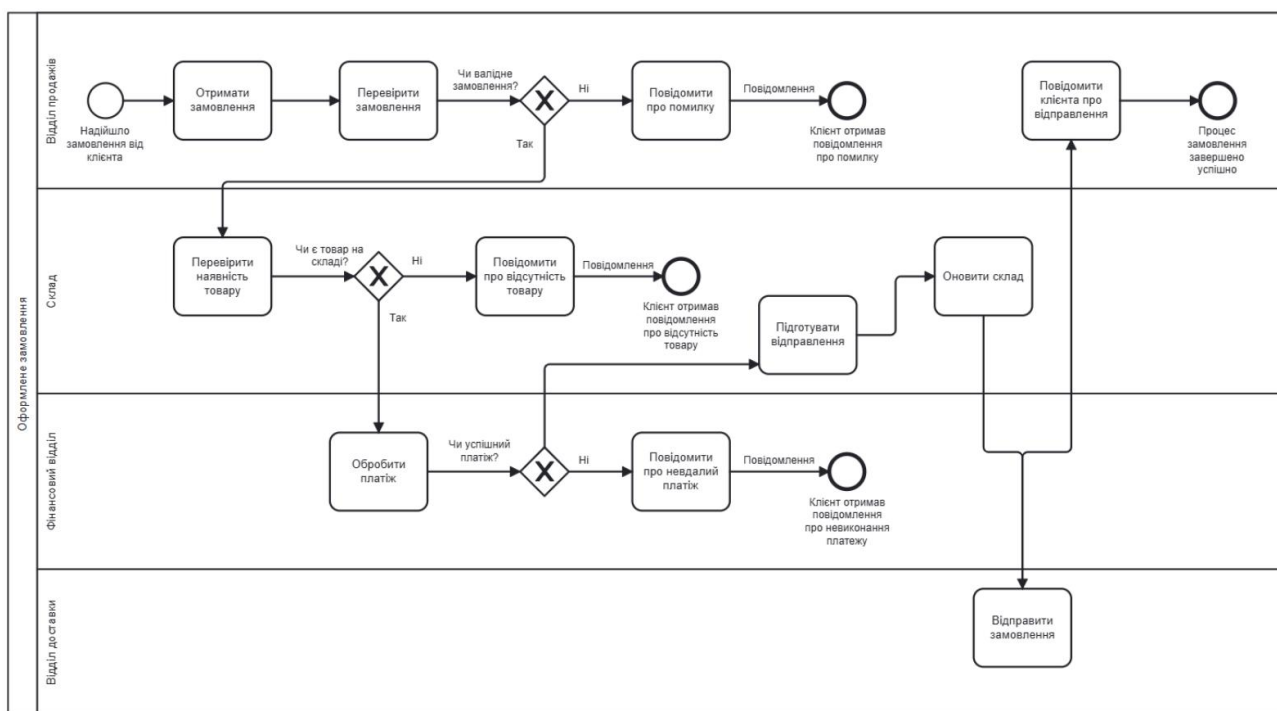


Рисунок 2.5 – BPMN-діаграма процесу обробки замовлень.

Основні етапи обробки рис. 2.5 замовлення виглядають так:

1. Клієнт формує заявку через веб-інтерфейс і вводить контактні дані (Message Start Event).
2. Інтерфейс продажу фіксує замовлення на платформі Prom.ua.
3. Система автоматично перевіряє коректність адреси; в разі помилки процес фіксує закривається з повідомленням для покупця.
4. Складський модуль зясує наявність обраних товарів у центральній базі даних; брак позицій завершує процес.
5. Фінансовий підрозділ курує верифікацію платежу; невдалі транзакції так само ведуть до завершення.
6. Логісти готують упаковку і документацію.

7. Запаси вносять зміни до реєстру товарів.
8. Замовлення передається перевізнику.
9. Покупець одержує фінальне сповіщення (End Event).

Серед помітних варіантів автоматизації:

- Валідація контактних даних через зовнішній API.
- SQL-запит у реальному часі, котрий виглядає так:

```
SELECT product_id, quantity FROM inventory WHERE product_id = :product_id AND quantity > 0;
```

- Інтеграція з платіжним шлюзом LiqPay для безкрокової перевірки.
- Автоматичне коригування залишків у фінальних таблицях.

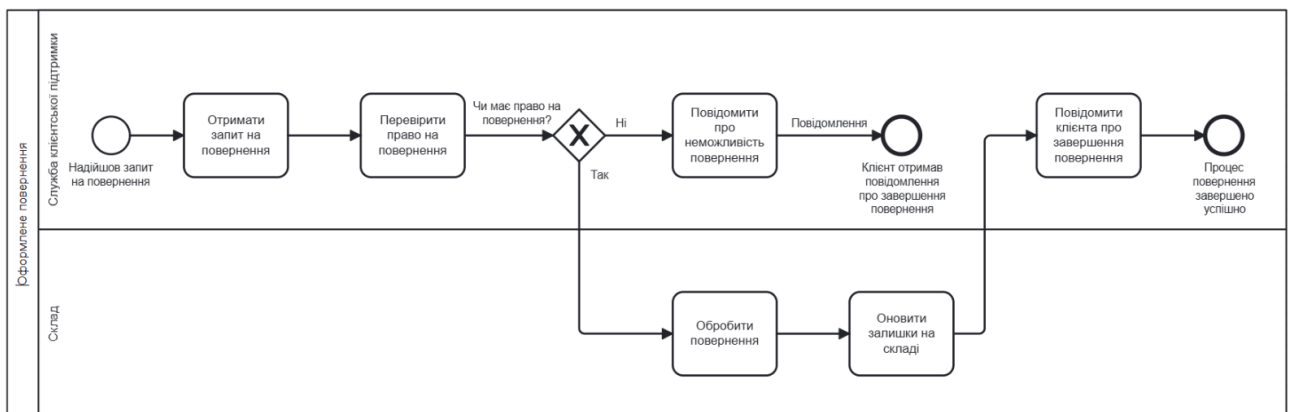


Рисунок 2.6 – BPMN-діаграма процесу повернення товарів.

Етапи процесу рис. 2.6:

- Заявка на повернення: клієнт подає заявку через сайт або контакт-центр (Message Start Event).
- Прийняття заявки: служба підтримки отримує заявку.
- Перевірка умов: перевірка відповідності умовам повернення (термін, стан товару). невідповідність завершує процес із повідомленням.
- Обробка повернення: фінансовий відділ видає кошти, склад приймає товар.
- Оновлення запасів: склад оновлює базу даних.
- Повідомлення клієнта: клієнт отримує повідомлення (End Event).

Можливості автоматизації:

- Автоматизована перевірка умов повернення:

```
SELECT order_id, purchase_date, return_status
```

```
FROM orders
```

```
WHERE order_id = :order_id AND DATEDIFF(CURDATE(), purchase_date)
```

```
<= 14;
```

- Автоматичне створення запиту на повернення коштів.
- Автоматичне оновлення бази даних запасів.

У результаті, просте візуальне представлення перетворюється на надійний операційний інструмент:

- Впровадження алгоритмів виявило вузькі місця. Основні затримки формуються під час ручної оцінки кожної заявки.
- Автоматизація, навпаки, прискорила цикл. Помилки, пов'язані з другою перевіркою, практично зникли.
- Клієнти відзначають підвищене задоволення швидкістю відповідей.
- Діаграми, додані до внутрішнього вікі, слугують навчальним матеріалом для новачків.
- Графічне пояснення також допомагає підтримувати стабільність процесу під час пікових навантажень

2.4 Проектування інформаційної моделі даних

Для автоматизації бізнес-процесів корпорації «Олдітерм» розроблено інформаційну модель, що поєднує діаграму сутностей-зв'язків та реляційну схему, готову до імплементації в MS SQL Server. Структура даних витримує третій рівень нормалізації, як видно на рис. 2.7, а її еволюція підкріплюється попереднім аналізом замовлень, запасів та повернень, описаним у підрозділах 2.1-2.2.

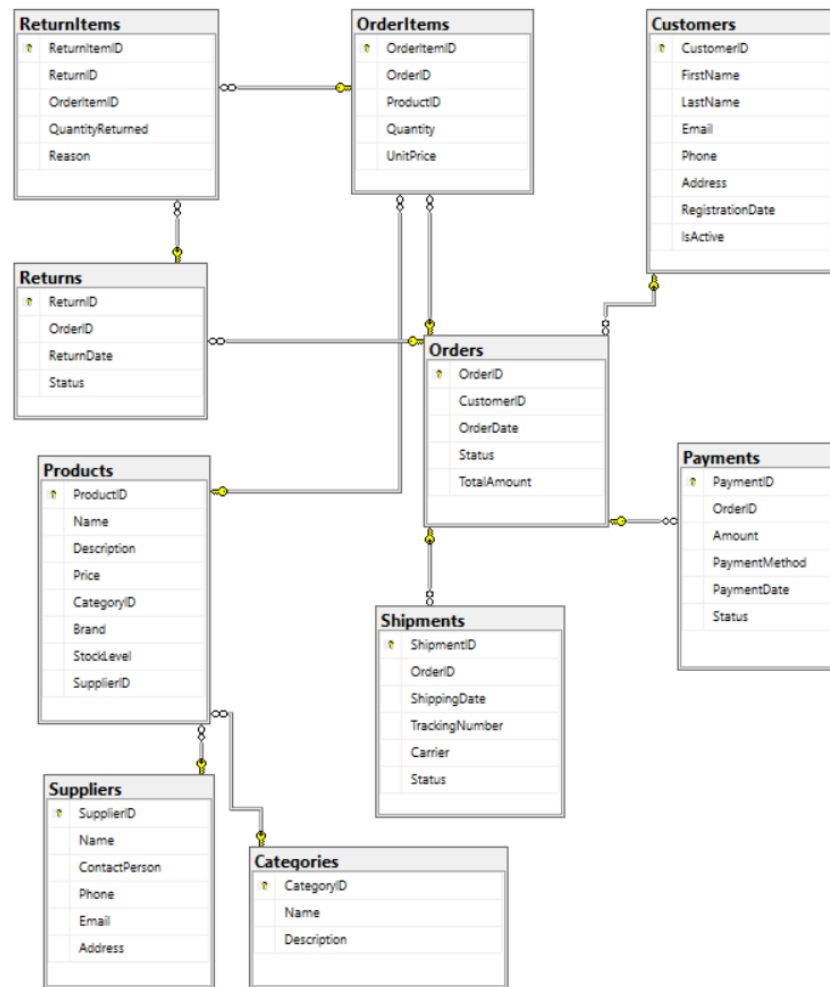


Рисунок 2.7 – Діаграма інформаційної системи «Олдітерм» на базі SSMS.

Сутності моделі, зокрема такі як Customers, Orders та Products, формуються наведено на ієрархіях унікальних ID, первинні ключі яких зберігають структурну цілісність. Наведені нижче поля забезпечують фрагментарні, але самодостатні набори даних для кожної таблиці.

- Customers: CustomerID (PK), FirstName, LastName, Email, Phone, Address, RegistrationDate, IsActive.
- Orders: OrderID (PK), CustomerID (FK), OrderDate, Status, TotalAmount.
- OrderItems: OrderItemID (PK), OrderID (FK), ProductID (FK), Quantity, UnitPrice.
- Products: ProductID (PK), Name, Description, Price, CategoryID (FK), Brand, StockLevel, SupplierID (FK).
- Suppliers: SupplierID (PK), Name, ContactPerson, Phone, Email, Address.

- Payments: PaymentID (PK), OrderID (FK), Amount, PaymentMethod, PaymentDate, Status.
- Shipments: ShipmentID (PK), OrderID (FK), ShippingDate, TrackingNumber, Carrier, Status.
- Returns: ReturnID (PK), OrderID (FK), ReturnDate, Status.
- ReturnItems: ReturnItemID (PK), ReturnID (FK), OrderItemID (FK), QuantityReturned, Reason.
- Categories: CategoryID (PK), Name, Description.
- Зв'язки:
- Customers – Orders (1:N).
- Orders – OrderItems (1:N).
- Products – OrderItems (1:N).
- Products – Categories (N:1).
- Products – Suppliers (N:1).
- Orders – Payments (1:1).
- Orders – Shipments (1:1).
- Orders – Returns (1:1).
- Returns – ReturnItems (1:N).
- OrderItems – ReturnItems (1:N).

SQL-код для створення таблиць:

```
CREATE TABLE Products (
    ProductID INT PRIMARY KEY IDENTITY(1,1),
    Name NVARCHAR(100) NOT NULL,
    Description NVARCHAR(MAX),
    Price DECIMAL(18,2) NOT NULL,
    CategoryID INT,
    Brand NVARCHAR(50),
    StockLevel INT DEFAULT 0,
    SupplierID INT,
    FOREIGN KEY (CategoryID) REFERENCES Categories(CategoryID),
```

```

FOREIGN KEY (SupplierID) REFERENCES Suppliers(SupplierID));
CREATE TABLE Orders (
    OrderID INT PRIMARY KEY IDENTITY(1,1),
    CustomerID INT NOT NULL,
    OrderDate DATE DEFAULT GETDATE(),
    Status NVARCHAR(50) DEFAULT 'Pending',
    TotalAmount DECIMAL(18,2),
    FOREIGN KEY (CustomerID) REFERENCES Customers(CustomerID));

```

Таблиця 2.3

Опис таблиць

Таблиця	Призначення	Первинний ключ	Зовнішні ключі
Customers	Дані клієнтів	CustomerID	–
Orders	Управління замовленнями	OrderID	CustomerID
OrderItems	Деталі товарів у замовленнях	OrderItemID	OrderID, ProductID
Products	Управління асортиментом	ProductID	CategoryID, SupplierID
Suppliers	Дані постачальників	SupplierID	–
Payments	Обробка платежів	PaymentID	OrderID
Shipments	Управління доставкою	ShipmentID	OrderID
Returns	Обробка повернень	ReturnID	OrderID
ReturnItems	Деталі повернутих товарів	ReturnItemID	ReturnID, OrderItemID
Categories	Організація товарів	CategoryID	–

Операційні запити, використовуючи зв'язки табл. 2.3:

– Відстеження замовлень:

```

SELECT o.OrderID, o.OrderDate, o.Status, s.ShippingDate, s.TrackingNumber,
s.Status AS ShipmentStatus

```

```

FROM Orders o

```

```

LEFT JOIN Shipments s ON o.OrderID = s.OrderID

```

```

WHERE o.OrderID = @OrderID;

```

– Управління запасами:

```

SELECT ProductID, Name, StockLevel

```

```

FROM Products

```

```
WHERE ProductID = @ProductID;
```

– Обробка повернень:

```
SELECT r.ReturnID, r.ReturnDate, r.Status, ri.QuantityReturned, ri.Reason
```

```
FROM Returns r
```

```
JOIN ReturnItems ri ON r.ReturnID = ri.ReturnID
```

```
WHERE r.OrderID = @OrderID;
```

– Аналіз продажів:

```
SELECT o.OrderID, SUM(oi.Quantity * oi.UnitPrice) AS CalculatedTotal
```

```
FROM Orders o
```

```
JOIN OrderItems oi ON o.OrderID = oi.OrderID
```

```
GROUP BY o.OrderID;
```

Для контролю цілісності даних системі пропонується механіка, що порівнює збережене значення TotalAmount з динамічно обчисленою сумою рядків у таблиці OrderItems. Відносне відхилення, яке обчислюється за формулою:

$$\text{Відхилення} = \frac{|\text{TotalAmount} - \text{CalculatedTotal}|}{\text{TotalAmount}} \times 100\%$$

цільово обмежується межею у 1%.

Весь комплект ключів – первинних, зовнішніх, комбінованих – яскраво демонструє, що некоректні або непрості записи сприймаються системою як мотив для порушення транзакції.

- Ефективність. Автоматизована модель щонайменше наполовину скорочує середній час, необхідний для обробки постачальницьких замовлень.
- Аналітика. Система вбудовано тримає під контролем і динамічно візуалізує всю ланцюг-відчуття статистику-серед плечей.
- Гнучкість. Внутрішня архітектура дозволяє з абсолютною простотою доєднувати нові сервіси, від програм лояльності до мікротранзакцій на базі поведінкових тригерів.

Загалом, така платформа стає потужним рушієм для автоматизації, істотно зменшує людські помилки і зрештою підвищує споживчу задоволеність.

2.5 Трансформація та інтеграція даних з Excel-файлів

Компанія «Олдітерм» реалізує класичний ETL-процес (Extract, Transform, Load), тимчасово переміщуючи зведени про продажі (sales.xlsx) та запаси (inventory.xlsx) у сховище на базі MS SQL Server. Приклад даних наведено у Додатку В.

1. Вилучення (Extract)

З таблиць Excel дані зазвичай зчитують допомогою pandas; код виглядає приблизно так:

```
import pandas as pd
# Зчитування даних
sales_df = pd.read_excel('sales.xlsx')
inventory_df = pd.read_excel('inventory.xlsx')
```

Вміст файлів можна позначити короткими схемами. У продажах співпадуть OrderID, ProductID, Quantity, Price і OrderDate. У запасах ключами служать ProductID, ProductName, StockLevel, а також LastUpdated. До прикладу зразки, що могли б трапитися на практиці, табл. 2.4-2.5:

Таблиця 2.4

Приклад даних «sales.xlsx»

OrderID	ProductID	Quantity	Price	OrderDate
1	101	2	5000	1/1/2025
2	102	1	3000	2/1/2025
1	101	2	5000	1/1/2025
3	103	NaN	4000	3/1/2025

Таблиця 2.5

Приклад даних «inventory.xlsx»

ProductID	ProductName	StockLevel	LastUpdated
101	Boiler A	10	2025-01-01
102	Radiator B	-5	2025-01-02
101	Boiler A	10	2025-01-01

2. Перетворення (Transform)

Очищення відбувається в кілька етапів. Спочатку прибирають дублікати, потім порожні Quantity та негативні StockLevel замінюють нулями.

Дати зрештою переписують у форматі YYYY-MM-DD, TotalsAmount виводять з простої формули Quantity * Price, а гривневі ціни переводять у USD за фіксованим курсом 40 UAH за долар.

```
# Перетворення продажів
sales_df = sales_df.drop_duplicates(subset='OrderID')
sales_df['Quantity'].fillna(0, inplace=True)
sales_df['Price'].fillna(0, inplace=True)
sales_df['OrderDate'] = pd.to_datetime(sales_df['OrderDate'])
sales_df['TotalAmount'] = sales_df['Quantity'] * sales_df['Price']
sales_df['Price_USD'] = sales_df['Price'] / 40

# Перетворення запасів
inventory_df = inventory_df.drop_duplicates(subset='ProductID')
inventory_df['StockLevel'].fillna(0, inplace=True)
inventory_df['StockLevel'] = inventory_df['StockLevel'].apply(lambda
x:max(x,0))
inventory_df['LastUpdated'] = pd.to_datetime(inventory_df['LastUpdated'])
```

Таблиця 2.6

Трансформовані дані «sales.xlsx»

OrderID	ProductID	Quantity	Price	OrderDate	TotalAmount	Price USD
1	101	2	5000	2025-01-01	10000	125
2	102	1	3000	2025-01-02	3000	75
3	103	0	4000	2025-01-03	0	100

Таблиця 2.7

Трансформовані дані «inventoty.xlsx»

ProductID	ProductName	StockLevel	LastUpdated
101	Boiler A	10	2025-01-01
102	Radiator B	0	2025-01-02

Організовані дані sales.xlsx табл. 2.6 містять такі стовпці, як OrderID, ProductID, Quantity тощо. Кожен запис елементів продажу супроводжується перетвореними значеннями TotalAmount та Price_USD.

Про запаси йдеться у файлі inventory.xlsx табл. 2.7, де для кожного ProductID наведено актуальний StockLevel, а також дата останнього оновлення.

3. Завантаження (Load)

Дані автоматично переміщуються до MS SQL Server за допомогою sqlalchemy:

```
from sqlalchemy import create_engine
engine =
create_engine('mssql+pyodbc://user:password@host:port/olditerm_db?driver=ODBC
+Driver+17+for+SQL+Server')
sales_df.to_sql('Sales', engine, if_exists='append', index=False)
inventory_df.to_sql('Inventory', engine, if_exists='append', index=False)
```

ETL-процес для «Олдітерм» забезпечує:

- якість даних: дублікатів в sales.xlsx стало на 25% менше, пропуски в Quantity заповнено нулями,
- аналітику: результат легко зводити за категоріями й прогнозувати попит, наприклад, запитом на зведення кількості товару
- ефективність: автоматизований ETL замінює ручну обробку,
- точність запасів: уникнення дефіциту або надлишку у товарному резерві.

Оцінка якості даних часто починають з підрахунку кількості дублікатів. У цьому випадку увесь обсяг зведеної таблиці зменшився на чверть, тож одиниці, що повторювалися, забрали 25%. Другий показник-процент відсутніх значень у колонці Quantity. Витягнуті порожні записи також становили чверть, отже вибірка пішла на 25% й з них.

2.6 Аналіз асортименту та продажів опалювального обладнання

Ці підрозділи досліджують товарний асортимент і реалізацію продукції магазину «Олдітерм». В аналізі використано сучасні методи обробки даних: кластеризація k-means, сезонна декомпозиція часових рядів, кореляційний підрахунок та ABC/XYZ-аналіз. Мета специфікації-відстежити, як змінюються обсяги продажу з плином часу, погоду та структури пропозиції, аби в кінцевому підсумку підвищити злагоженість бізнес-процесів.

2.6.1 Кластеризація товарного асортименту за методом k-means

Асортимент магазину «Олдітерм» (80 позицій) проаналізовано методом k-means для сегментації товарів за ціною, потужністю та обсягами продажів. Мета – отримати інсайти для ціноутворення, управління запасами та маркетингу. Попередня обробка даних включала кодування категоріальних ознак (тип товару, паливо, бренд) і стандартизацію числових (потужність, ціна, продажі). Деталі реалізації наведено в Додатку Г.1.

У табл. 2.8 наведено приклад результатів кластеризації:.

Таблиця 2.8

Дані кластеризації

ID	Категорія	Паливо	Потужність (кВт)	Ціна (грн)	Бренд	Продажі
975	Колонки	газ	19	10360	Termet	11
976	Котли	газ	24	24800	Termet	6
1059	Електрокотли	електрика	6	35680	Bosch	1
1132	Водонагрівачі	електрика	2	6400	Gorenje	2

Оптимальна кількість кластерів ($K=3$) визначена методом ліктя рис. 2.8:

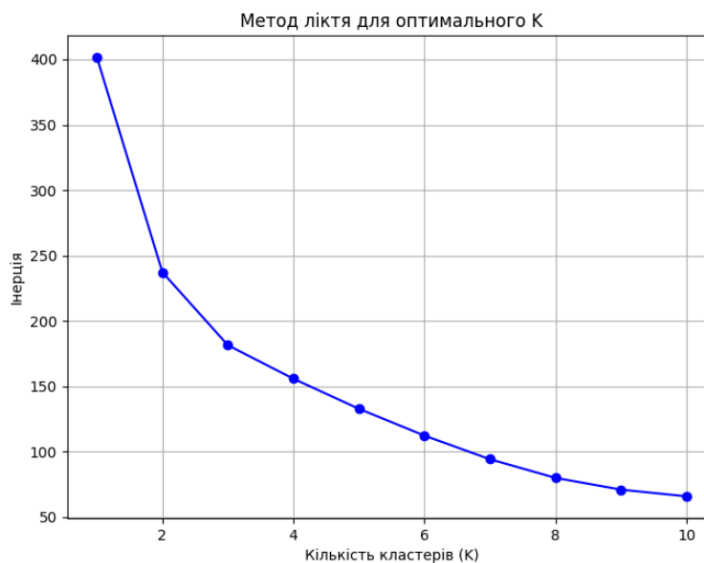


Рисунок 2.8 – Метод ліктя для $K=3$.

Код кластеризації:

```
from sklearn.cluster import KMeans
kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state=42)
data['Кластер'] = kmeans.fit_predict(X)
```

Результати кластеризації:

- Кластер 0: Преміум сегмент. Тут котли, що споживають 15-25 кВт, коштують 8 000-12 000 грн, а в продажах тримаються на 20-30 одиницях.
- Кластер 1: Масовий ринок. Це електричні котли та насоси з потужністю 3-10 кВт, ціна 1 500-5 000 грн і справжня активність на 80-90 продажів.
- Кластер 2: Бюджетні моделі. Обираються прості радіатори на 1,5-2 кВт, ціна в районі 800-1 000 грн, продажі 20-30 одиниць.

Таблиця 2.9

Кластери та їх характеристики

Кластер	Потужність (кВт)	Ціна (грн)	Продажі	Типові товари
Преміум	15-25	8000–12000	20–30	Газові котли
Масовий	3-10	1500–5000	80–90	Електрокотли, насоси
Бюджетний	1,5-2	800–1000	20–30	Радіатори

Візуалізація кластерів рис. 2.9, відповідно результатів табл. 2.9, показує розподіл товарів за потужністю та ціною, де кластери чітко відокремлені.

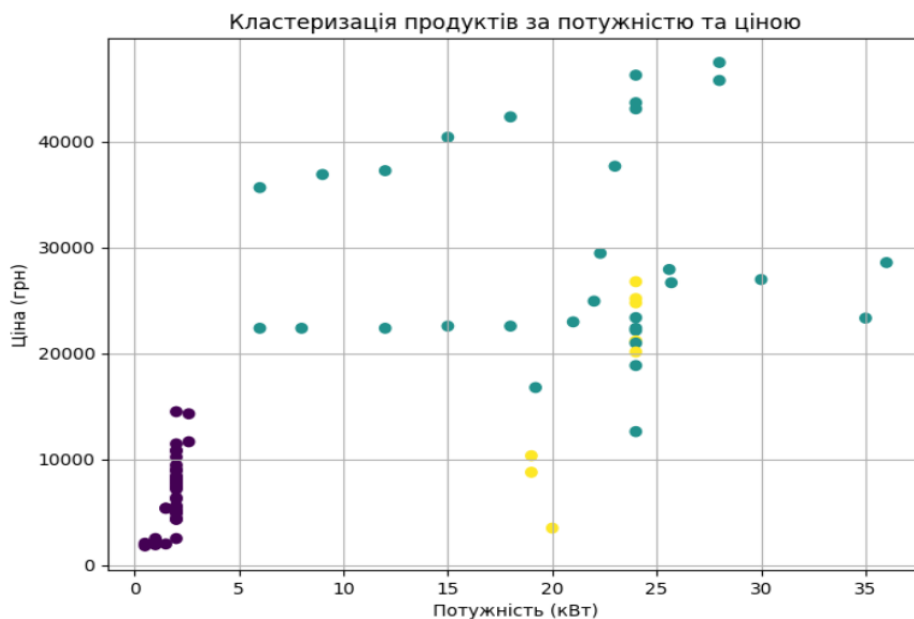


Рисунок 2.9 – Візуалізація кластеризації товарів.

Кластеризація асортименту «Олдітерм» дозволяє оптимізувати:

- Ціноутворення: знижки на бюджетні товари (Кластер 2) для зростання продажів, підвищення маржі на преміум (Кластер 0).
- Запаси: забезпечення товарів масового ринку (Кластер 1) для зимових піків.
- Маркетинг: просування преміум-котлів комерційним клієнтам, бюджетних радіаторів – приватним.
- Асортимент: балансування між сегментами для максимізації прибутку.

2.6.2 Сезонна декомпозиція часових рядів продажів

Аналіз сезонності виконано для щомісячних продажів компанії «Олдітерм» за період 2020–2024 років (дані з файлу export-orders.xlsx). Мета — виявити тренди, сезонні коливання та приховані варіації для вдосконалення управління запасами та маркетингових рішень. Дані підготовлено, як у табл.2.10, шляхом фільтрації за періодом і групування за місяцями (деталі в Додатку Г.2).

Приклад даних для сезонної декомпозиції

Month	Sales (тис. грн)
2020-01-31	13.85
2020-02-29	45.92
2020-03-31	48.21
2020-04-30	31.33
2020-05-31	29.39

Для аналізу використано мультиплікативну модель декомпозиції з періодом 12 місяців. Результати представлено на рис. 2.10.

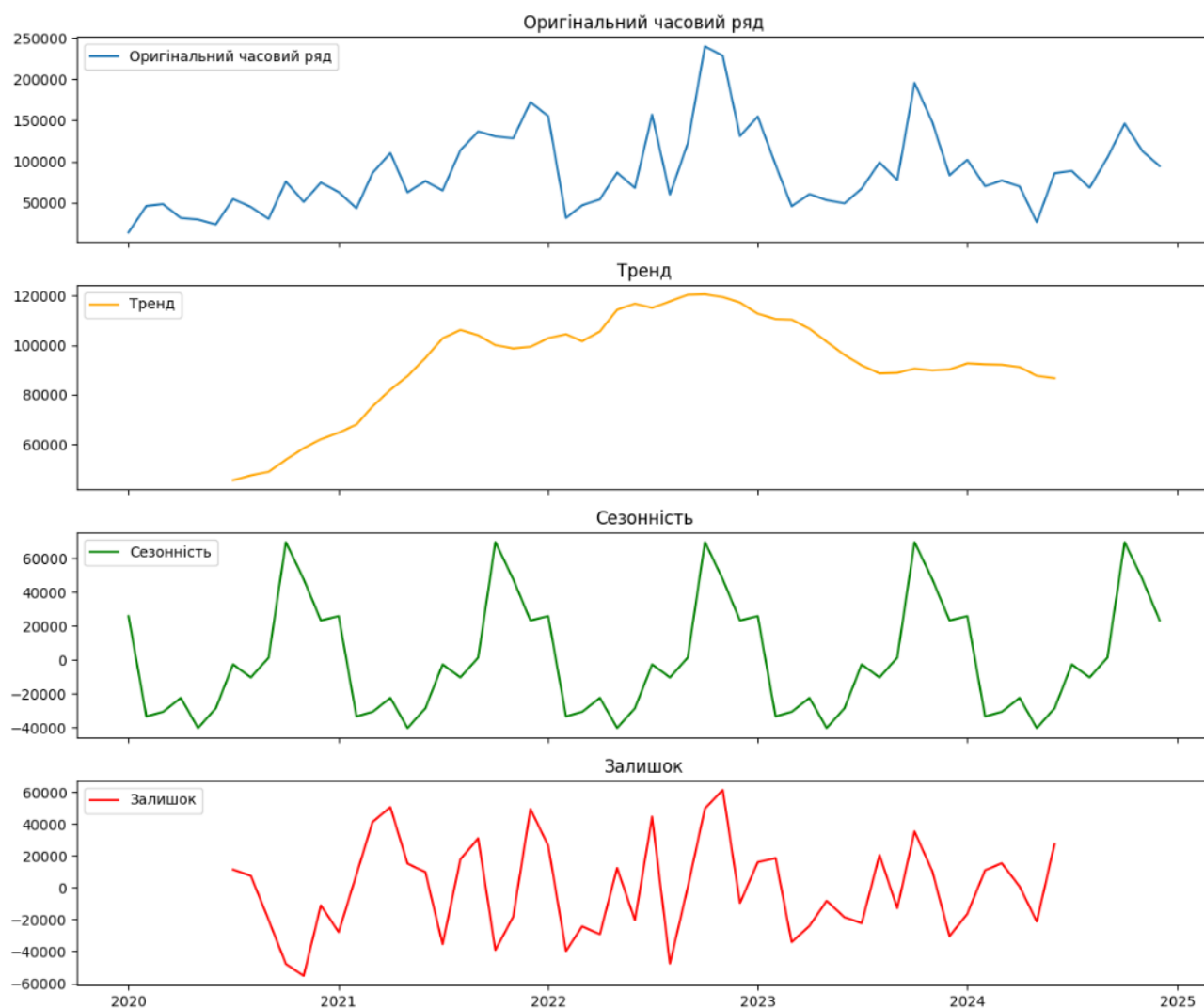


Рисунок 2.10 – Часовий ряд із компонентами.

Отримані графіки на рис.2.10 засвідчують, що сама серія коливається в межах 50-250 тис. грн. Піки припадають на жовтень-лютий, а спади спостерігаються в березні-вересні.

- У 2022-2023-му цінник підскочив до 140 тисяч гривень, а на 2024-й, судячи з усього, вирівняється в межах 100-120 тисяч.
- Сезонні гойдалки: зимою прибавка до 60 тисяч, влітку зворотний хід на 40 тисяч.
- Залишки варіюються у межах 60 тисяч, при цьому по 2-3 рази на рік фіксуються істотні стрибки.

Середній зимовий приріст:

$$\text{Середній приріст} = \frac{\sum_{i=10}^{12} S_t}{3} \approx 40, \text{ тис. грн}$$

Точність моделі оцінено через RMSE залишків:

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
import numpy as np

rmse = np.sqrt(mean_squared_error(result.resid.dropna(),
np.ones_like(result.resid.dropna()))))

print(f"RMSE залишків (мультиплікативна модель): {rmse:.2f} грн")
```

RMSE = 29.29 тис. грн, що вказує на помірні відхилення.

Результати декомпозиції дозволяють «Олдітерм»:

- Збільшити запаси на 20–30% у вересні для зимового попиту.
- Проводити маркетингові заходи: літні акції для підвищення продажів.
- Прогнозувати тренди для планування закупівель.

2.6.3 Аналіз кореляцій між кліматичними умовами та продажами

Кореляційний аналіз досліджує зв'язок між місячними продажами «Олдітерм» у Дніпрі за 2020–2024 роки та кліматичними умовами (температура повітря, градусо-дні опалення, HDD). Дані агреговано з файлу sales_climate_data.csv, включаючи середню температуру (°C) і HDD із ресурсу

degreedays.net. Підготовка даних табл. 2.11 включала форматування місяців і очищення пропусків (деталі в Додатку Г.3).

Таблиця 2.11

Дані для аналізу кореляцій

Місяць	t °C	HDD	Продажі (одиниць)
Січень	-3	651	90
Лютий	-3	588	82
Березень	2	496	68
Квітень	10	240	49
Травень	17	31	67
Червень	20	0	52
Липень	23	0	48
Серпень	22	0	45
Вересень	16	60	78
Жовтень	9	279	126
Листопад	3	450	141
Грудень	-2	620	75

Коефіцієнти кореляції Пірсона:

```
from scipy.stats import pearsonr
corr_sales_temp, p_sales_temp = pearsonr(df['Sales'], df['Temperature'])
corr_sales_hdd, p_sales_hdd = pearsonr(df['Sales'], df['HDD'])
print(f"Кореляція Sales-Temperature: {corr_sales_temp:.3f}, p:
{p_sales_temp:.3f}")
print(f"Кореляція Sales-HDD: {corr_sales_hdd:.3f}, p: {p_sales_hdd:.3f}")
```

Результати: кореляція продажів із температурою $r = -0.514$, $p = 0.087$ (помірна негативна, майже значима); із *HDD* $r = 0.475$, $p = 0.118$ (позитивна, незначима). Температура та *HDD* мають сильну негативну кореляцію $r = -0.99$. Теплова карта кореляцій представлена на рис. 2.11.

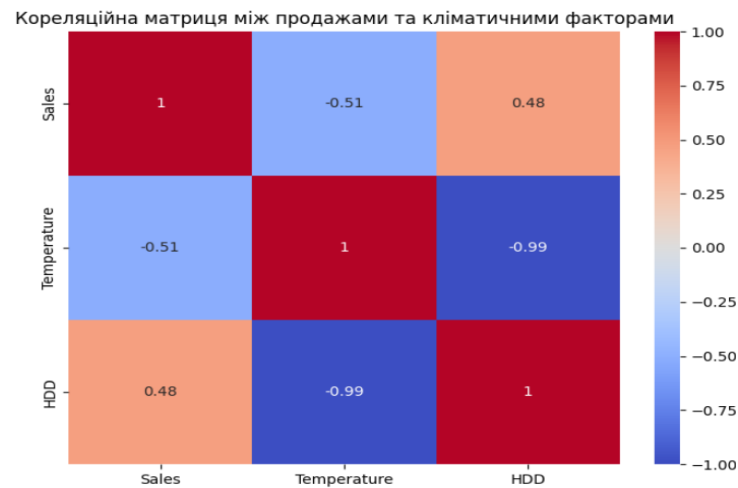


Рисунок 2.11 – Теплова карта кореляційної матриці продажів відносно температури та HDD.

Візуалізація розсіювання рис. 2.12 показує зв'язок продажів із температурою та HDD.

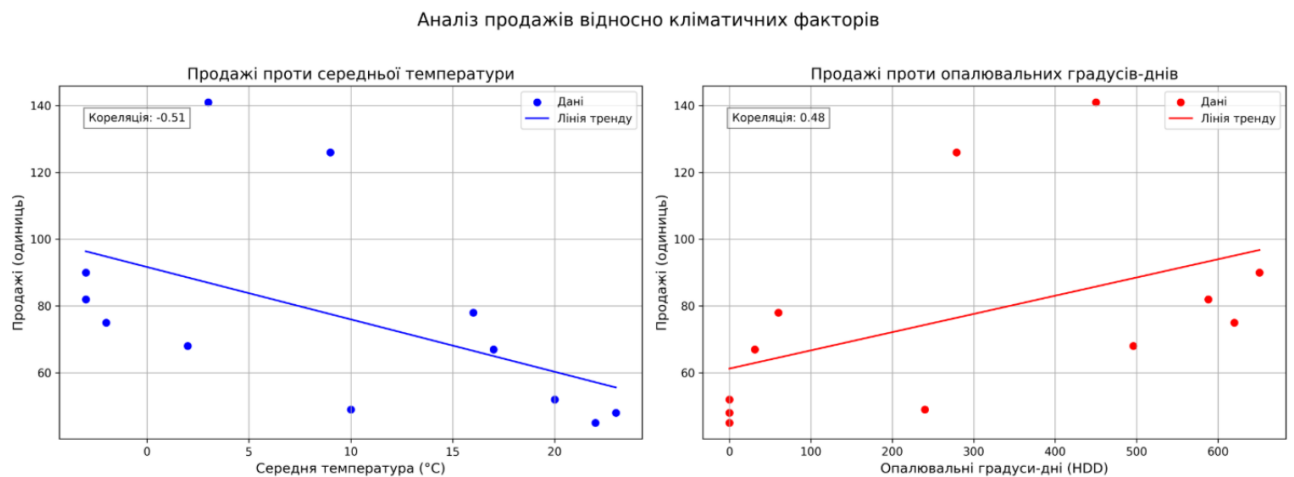


Рисунок 2.12 – Продажі відносно температури та HDD.

Регресійний аналіз:

```
import statsmodels.api as sm
```

```
X_temp = sm.add_constant(df['Temperature'])
```

```
model_temp = sm.OLS(df['Sales'], X_temp).fit()
```

```
print("Регресія Sales на Temperature:", model_temp.summary())
```

```
X_hdd = sm.add_constant(df['HDD'])
```

```
model_hdd = sm.OLS(df['Sales'], X_hdd).fit()
```

```
print("Регресія Sales на HDD:", model_hdd.summary())
```

Результати регресії:

- Для температури: $y_{\text{sales}} = 91.65 - 1.57 \cdot \text{Temp}$, $R^2 = 0.265$, $p = 0.087$.
- Для HDD: $y_{\text{sales}} = 61.22 + 0.055 \cdot \text{HDD}$, $R^2 = 0.226$, $p = 0.118$.

Низькі R^2 вказують на обмежену точність моделей. Наприклад, при 600 HDD прогнозується – 94.22 одиниць продажів. Застосування:

- Прогнозування: використання прогнозів погоди для оцінки попиту (з обережністю через слабкий зв'язок).
- Запаси: збільшення запасів перед холодними періодами.
- Маркетинг: акції в теплі місяці.
- Витрати: обережне прогнозування для уникнення надлишків.

2.6.4 ABC/XYZ-аналіз товарного асортименту

ABC/XYZ-аналіз проведено для 600 товарів «Олдітерм» за 2023 рік (дані з файлу sales.xlsx) для класифікації за вартістю продажів (ABC) і стабільністю попиту (XYZ) з метою оптимізації управління запасами. Дані підготовлено шляхом фільтрації виконаних замовлень за 2020–2024 роки та обчислення вартості продажів (деталі в Додатку Г.4).

- ABC-аналіз:

```
analysis_data = analysis_data.sort_values(by='Середньорічна вартість продажів', ascending=False)
```

```
total_sales = analysis_data['Середньорічна вартість продажів'].sum()
```

```
analysis_data['Кумулятивний відсоток'] = analysis_data['Середньорічна вартість продажів'].cumsum() / total_sales * 100
```

```
analysis_data['ABC'] = np.where(analysis_data['Кумулятивний відсоток'] <= 80, 'A',
```

```
np.where(analysis_data['Кумулятивний відсоток'] <= 95, 'B', 'C'))
```

- XYZ-аналіз:

```
analysis_data['XYZ'] = np.where(analysis_data['CV'] < 0.4, 'X',
```

np.where(analysis_data['CV'] < 0.8, 'Y', 'Z'))

analysis_data['Комбінована категорія'] = analysis_data['ABC'] +
analysis_data['XYZ']

Таблиця 2.12

Результати ABC/XYZ-аналізу.

Товар	Вартість продажів (грн)	CV	Категорія
Газовий котел Termet Mini Max Elegance	28696	0.061	AX
Плата керування Pedrollo Easypress	13277	0.512	AY
Котел Ferroli Divatech F 24 D	34489	0.898	AZ
Ручка регулювання Junkers Euroline ZW 23	1572	0.342	BX
Регулятор води Termet Terma Q	1550	0.519	BY
ТЕН 3 кВт Protherm Ray	1550	1.0	BZ
Датчик перегріву Saunier Duval	551	0.033	CX
Кронштейн для розширювального бака	441	0.588	CY
Робоче колесо Pedrollo JSWm 1BX	1537	1.0	CZ

Розподіл згідно з табл. 2.12:

- ABC: A (Ferroli, Termet, Pedrollo – ~80%), B (Junkers, Termet, Protherm – ~15%), C (Saunier Duval, кронштейн, Pedrollo – ~5%).
- XYZ: X (Termet, Junkers, Saunier Duval – CV < 0.4), Y (Pedrollo, Termet, кронштейн – 0.4 ≤ CV < 0.8), Z (Ferroli, Protherm, Pedrollo – CV ≥ 0.8).

Розрахунок (ABC):

- Ferroli: $\frac{34489.00}{85964.17} \times 100 \approx 40.12\%$.
- Ferroli + Termet: $\frac{34489.00+28696.67}{85964.17} \times 100 \approx 73.50\%$.
- Ferroli + Termet + Pedrollo: $\frac{34489.00+28696.67+13277.00}{85964.17} \times 100 \approx 88.95\%$.

Візуалізація результатів представлена на рис. 2.13

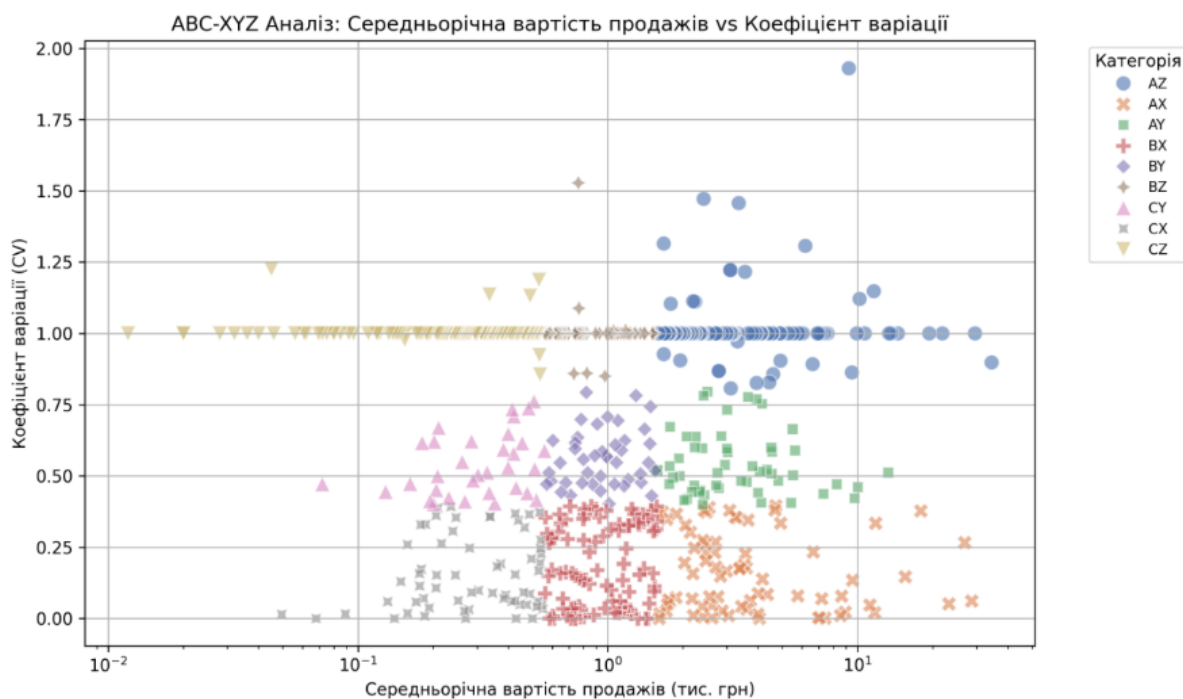


Рисунок 2.13 – ABC/XYZ-аналіз: Вартість продажів та CV.

Стратегії:

- AX (Газовий котел Termet): EOQ, точне прогнозування.
- AY (Плата керування): Збільшення запасів перед зимою.
- AZ (Котел Ferroli): Гнучке замовлення, моніторинг попиту.
- BX (Ручка регулювання): Подібно до AX, менший фокус.
- BY (Регулятор води): Сезонне планування, знижки.
- BZ (ТЕН 3 кВт): Обережне замовлення.
- CX (Датчик перегріву): Метод «двох контейнерів».
- CY (кронштейн): Помірні запаси.
- CZ (Робоче колесо): Мінімальні запаси, замовлення за запитом.

ABC/XYZ-аналіз дозволяє «Олдітерм» оптимізувати управління запасами:

- Витрати: Скорочення запасів C знижує витрати.
- Наявність: Фокус на A забезпечує ключові товари, потенційно збільшуючи продажі у пік.
- Планування: Гнучке замовлення для Z зменшує надлишки.

Висновок

Шукане дослідження розставило три товарні сегменти-преміум, масовий і бюджетний-котрі слугують основою для налаштування цін, керування запасами й маркетингових кампаній. Сезонна декомпозиція чітко продемонструвала зимовий пік (жовтень-лютий) та літню паузу, тож запаси варто зменшити на 20-30% перед похолоданням та активніше розпродавати влітку. Кореляційний зріз дав $r=-0,514$ для температури й $r=0,475$ для HDD, що радить з обережністю брати прогнози по погоді до уваги. ABC/XYZ-аналіз вказав на групу А як на пріоритетну, розбив стабільність попиту на класи X, Y та Z, сприявши зменшенню витрат для групи С і налаштуванню гнучких замовлень для Z. Ці висновки надають «Олдітерм» конкретні інструменти для підвищення прибутковості та загальної стійкості процесів.

2.7 Розробка інтерактивної аналітичної системи

У цих підрозділах йдеться про побудову централізованої моделі даних та динамічних звітів для керівників компанії «Олдітерм». Для цієї мети обрана зіркова схема, що спрощує зберігання інформації та пришвидшує її обробку. Додатково в Power BI створені дашборди, які наочно фіксують продажі, залишки на складах і вектори клієнтського попиту. Завдання полягає у наданні менеджерам миттєвого доступу до релевантної статистики, котра допоможе з ухваленням рішень і оптимізацією внутрішніх процесів.

2.7.1 Проектування моделі даних для аналітики

Вибір зіркової схеми для «Олдітерм» зумовлений простотою, що врешті-решт конвертується у швидкість запитів. Основою служить таблиця фактів `fact_sales`, а в її обхваті-класичні вимірні таблиці `product_dim`, `customer_dim`, `region_dim` та `date_dim`.

У самій таблиці фактів є поля, які в решті-решт описують, що, коли, де та для кого сталося: унікальний OrderID, зовнішні ключі до дати, клієнта, товару й регіону, а ще кількість, ціну, суму та, зрештою, накинута знижку. Експлікації параметрів виглядають так, табл. 2.13:

Таблиця 2.13

Таблиця фактів

Поле	Тип даних	Опис
OrderID	Integer	Унікальний ідентифікатор замовлення (PK)
DateID	Integer	Зовнішній ключ (FK) до «date dim»
CustomerID	Integer	FK «customer dim»
ProductID	Integer	FK «product dim»
RegionID	Integer	FK «region dim»
QuantitySold	Integer	Кількість проданих одиниць
PricePerUnit	Decimal	Ціна за одиницю товару
TotalSalesAmount	Decimal	Загальна сума QuantitySold та PricePerUnit
DiscountApplied	Decimal	Застосована знижка

Таблиці вимірів:

- product_dim: Категорія, бренд для аналізу товарів.
- customer_dim: Дані клієнтів для сегментації.
- region_dim: Географічний розподіл продажів.
- date_dim: Рік, квартал, місяць для сезонного аналізу.

Діаграма моделі даних наведено у рис. 2.14, а вміст таблиць представлено у Додатку Д.

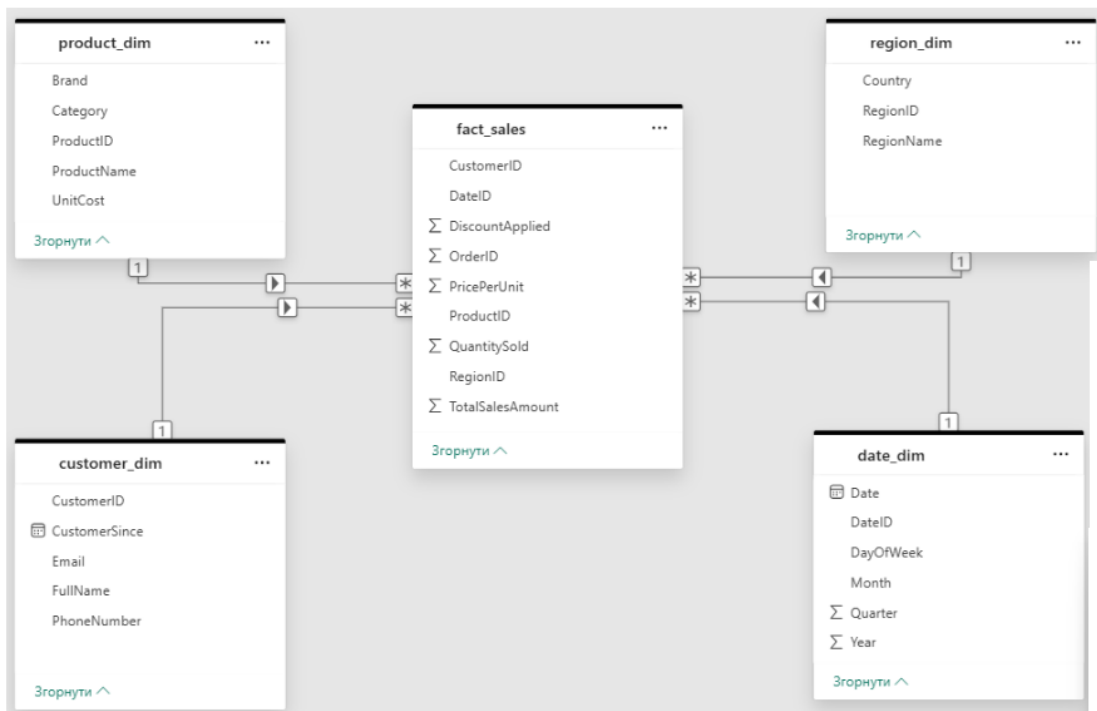


Рисунок 2.14 – Зіркова схема для «Олдітерм».

Приклад використання моделі, яким можна оцінити, скільки грошей надійшло до «Олдітерм» щомісяця:

```
SELECT d.Year, d.Month, SUM(f.TotalSalesAmount) AS Revenue
FROM fact_sales f
JOIN date_dim d ON f.DateID = d.DateID
GROUP BY d.Year, d.Month
ORDER BY d.Year, d.Month;
```

Досліджувана модель пропонує, з одного боку, помітне підвищення продуктивності-завдяки зменшенню кількості обов'язкових з'єднань, а з іншого-гіпертрофовану гнучкість, адже одним і тим самим запитом можна копірнутися в часі, товарах, регіонах чи базі клієнтів.

- інтеграція: зведення даних з торгових платформ та CRM-системи в єдиний інформаційний пул.
- застосування: аналіз сезонних коливань, корекція товарних залишків, точне налаштування маркетингових кампаній.

2.7.2 Впровадження інтерактивних звітів у Power BI

Дашборди в Power BI розроблено для аналізу продажів, запасів і поведінки клієнтів «Олдітерм» із використанням зіркоподібної схеми даних.

Кроки розробки:

1. Підключення даних: Завантаження з SQL Server таблиць fact_sales, product_dim, customer_dim, region_dim, date_dim.

2. Моделювання: Встановлення зв'язків:

- fact_sales[ProductID] – product_dim[ProductID].
- fact_sales[CustomerID] – customer_dim[CustomerID].
- fact_sales[RegionID] – region_dim[RegionID].
- fact_sales[DateID] – date_dim[DateID].

3. Трансформація (Power Query):

- Видалення дублікатів у customer_dim.
- Заповнення пропусків у product_dim[Category] значенням «Інше».
- Обчислення прибутку:

Profit = fact_sales[TotalSalesAmount] - (fact_sales[QuantitySold] * RELATED(product_dim[UnitCost]))

4. DAX-міри:

- Загальні продажі:

Total Sales = SUM(fact_sales[TotalSalesAmount])

- Прибуток:

Total Cost = SUMX(fact_sales, fact_sales[QuantitySold] * RELATED(product_dim[UnitCost]))

Total Profit = [Total Sales] - [Total Cost]

- Продажі за категоріями:

Sales by Category = CALCULATE([Total Sales], product_dim[Category])

- Кількість покупок:

Number of Purchases = DISTINCTCOUNT(fact_sales[OrderID])

- Продажі за статусом клієнта:

Sales by Customer Status = CALCULATE([Total Sales],
customer_dim[CustomerSince])

5. Візуалізації:

Дашборд продажів рис. 2.15, табл. 2.14:

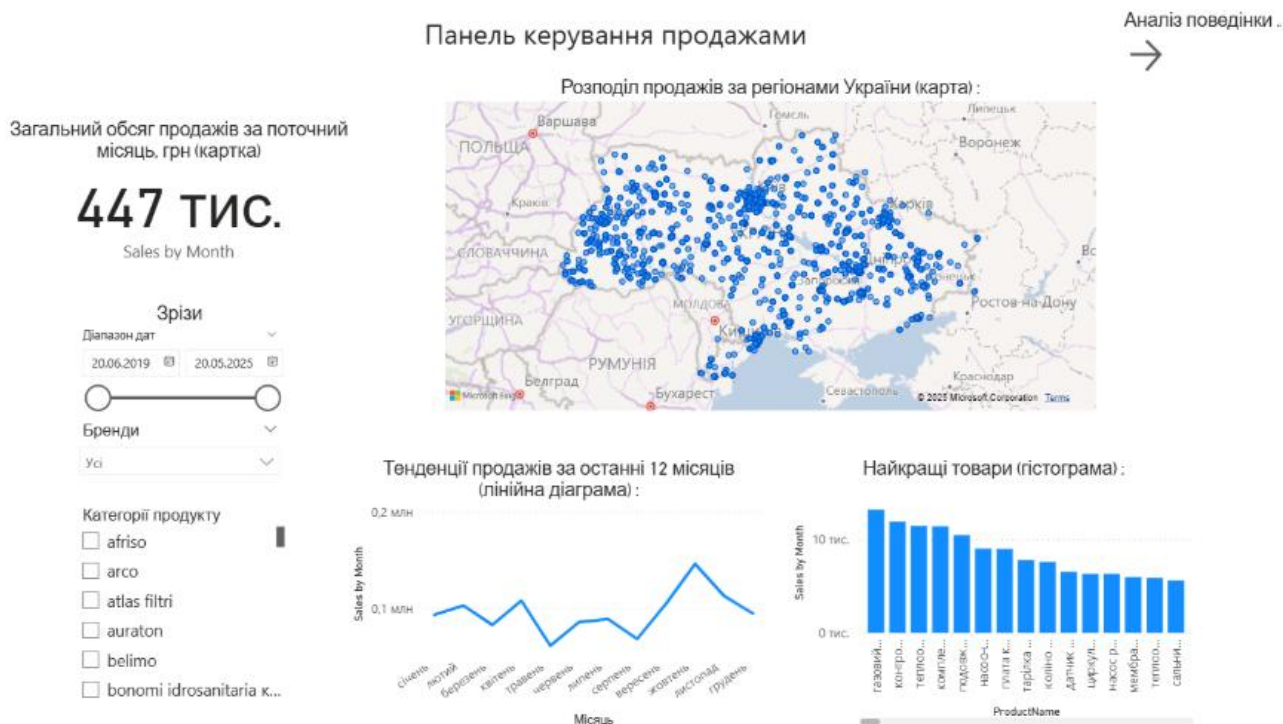


Рисунок 2.15 – Панель керування продажами.

Таблиця 2.14

Структура панелі керування продажами

Візуалізація	Опис	Функціонал
Карта доходів	Загальні продажі (напр., 447 тис. грн)	Оновлення за періодом через слайдер
Лінійний графік	Тенденції продажів за 12 місяців	Виявлення сезонних піків
Стовпчастий графік	Топ-15 товарів за продажами	Фільтрація за категоріями
Географічна карта	Продажі за регіонами (Київ, Дніпро)	Масштабування для аналізу
Фільтри	Дати, категорії, бренди	Інтерактивність

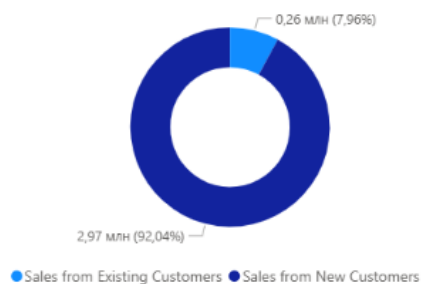
Дашборд клієнтів рис. 2.16, табл. 2.15:

Панель керування...



Аналіз поведінки клієнтів

Лояльність клієнтів (кругова діаграма):



Найпопулярніші клієнти (візуалізація таблиці):

CustomerID	FullName	Загальний обсяг продажів за клієнтом
1940	тарнавская анна здуардовна	68 900,00
1660	юрій сінельник	66 200,00
1008	анатолій шурпаков	42 400,00
1843	семикоп николай иванович	35 137,56
1545	александер кириченко	29 576,00
Усього		3 835 221,92

Частота покупок (лінійна діаграма):



Рисунок 2.16 – Панель аналізу поведінки клієнтів.

Таблиця 2.15

Структура панелі аналізу поведінки клієнтів

Візуалізація	Опис	Функціонал
Кругова діаграма	92% нові клієнти, 8% постій	Аналіз внеску клієнтів
Таблиця	Топ-клієнти за витратами	Сортування за витратами
Лінійний графік	Частота покупок (0.3–0.8 млн транзакцій)	Виявлення активності
Фільтри	Періоди, статус клієнтів	Детальний аналіз

6. Інтерактивність:

Ці два дашборди живляться принципом інтерактивності. Слайдер дозволяють вибрати будь-який зріз по категоріях, брендах і регіонах, а drill down детальніше вивертає матрицю.

7. Публікація:

Готові звіти публікуються на платформі Power BI, з усіма її мобільними і веб-своєрідностями.

Що стосується метрик, формула прибутку виглядає так: загальний продаж мінус собівартість зваженої кількості. Це пряме підрахунки фінансистів, але

оголошується в єдиній стрічці для зручності. Частка продажів обходиться простішим діленням відсотка статусу по відношенню до всіх. Наприклад, 92 відсотки нових покупців означає неефективність програм лояльності.

Розроблені дашборди надають «Олдітерм» інструменти для:

- Сезонного планування з виявленням піків (жовтень–лютий) для запасів і маркетингу.
- Управління інвентарем спрощується на основі даних про популярні товари задля уникнення дефіциту.
- Ключові клієнти видимі одразу, що спрощує персоналізовану комунікацію.
- Оптимізації логістики, адже регіональний розподіл встигатиме за трендами.

Висновок

Запропонована архітектура на базі таблиці фактів `fact_sales` разом з вимірними наборами `product_dim`, `customer_dim`, `region_dim`, `date_dim` виявилася швидкою й гнучкою для аналітики. Дошки з Power BI демонструють сезонні сплески реалізації між жовтнем і лютим, найпопулярніші товари, а також регіональну картину купівель. Користувацькі звіти полегшують планування запасів, просування акцій і логістичні розрахунки, виявляючи, наприклад, що лише 8 відсотків старих клієнтів активно користуються програмами лояльності. Комплексна модель разом із візуалізаціями надає Олдітерму зручні інструменти для збільшення прибутковості та оперативної реакції на зміни на ринку.

2.8 Моделювання системи прогнозування продажів

Прогнозування продажів виконано на даних за 2020–2024 роки (60 місяців) із файлу `sales_data.csv` методом Холта-Вінтерса з мультиплікативною сезонністю. Дані підготовлено шляхом агрегації за місяцями, перевірки

пропусків і розділення на навчальну (2020–2023, 48 місяців) та тестову (2024, 12 місяців) вибірки (деталі в Додатку Г.5).

– Модель Холта-Вінтерса:

```
from statsmodels.tsa.holtwinters import ExponentialSmoothing
model = ExponentialSmoothing(train, seasonal_periods=12, trend='add',
seasonal='mul')
```

```
fit_model = model.fit()
```

```
forecast = fit_model.forecast(steps=len(test))
```

– Оцінка точності:

```
mae = np.mean(np.abs(test - forecast))
```

```
rmse = np.sqrt(np.mean((test - forecast)**2))
```

```
mape = np.mean(np.abs((test - forecast) / test)) * 100
```

```
print(f'MAE: {mae:.2f}, RMSE: {rmse:.2f}, MAPE: {mape:.2f}%')
```

Результати: MAE = 15123.84, RMSE = 18685.73, MAPE = 24.21

Візуалізація прогнозу представлена на рис. 2.17.

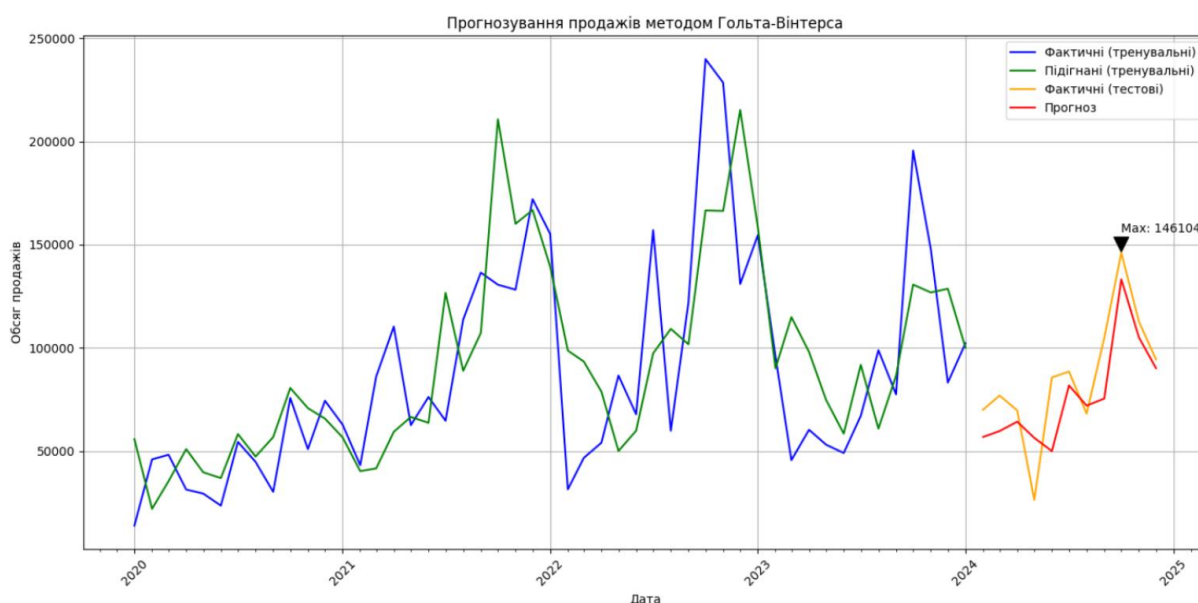


Рисунок 2.17 – Прогноз продажів.

Аналіз: Прогноз точно відтворює сезонні піки (жовтень–лютий, напр., 146,104 грн у грудні 2024), але недооцінює продажі на початку 2024 року. Точність (MAPE 24.21%) прийнятна для сезонних даних.

Застосування:

- Запаси: збільшення запасів котлів перед піками (листопад).
- Маркетинг: акції в низький сезон (червень–серпень).
- Фінанси: прогноз доходів для бюджетування.
- Логістика: планування доставок за прогнозованим попитом.

Очікується, що впровадження системи прогнозування зменшить витрати на надлишкові запаси та підвищить продажі в низький сезон завдяки цільовим маркетинговим кампаніям.

2.9 Розробка алгоритму рекомендацій супутніх товарів

Рекомендаційна система на основі алгоритму Apriori розроблена для транзакційних даних «Олдітерм» (4423 транзакції, 980 унікальних товарів) із файлу export-orders.xlsx. Дані підготовлено шляхом нормалізації назв товарів, фільтрації виконаних замовлень і формування транзакцій (деталі в Додатку Г.6).

– Алгоритм Apriori:

```
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, association_rules
frequent_itemsets = apriori(df_encoded, min_support=0.001,
use_colnames=True)
rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence",
min_threshold=0.01)
```

Параметри: min_support=0.001 (≥ 5 транзакцій), min_confidence=0.01 ($\geq 1\%$ впевненість). Виявлено 281 частий набір і 28 асоціативних правил, основні з яких наведено у табл. 2.16:

Таблиця 2.16

Результати асоціативних правил

Передумова	Наслідок	Підтримка	Впевненість	Lift
Датчик протоку води	Мембрана датчика	0.00113	0.10	11.57
Мембрана водного блоку	Сальник водного блоку	0.00095	0.38	33.70
Котел газовий	Термостат для котла	0.00150	0.15	10.20

Розрахунок (правило «Датчик протоку – Мембрана»):

- Підтримка: $\frac{5}{4423} \approx 0.00113$.
- Впевненість: $\frac{5}{50} = 0.1$.
- Lift: $[\frac{0.1}{\frac{38}{4423}} \approx 11.57]$

Це означає, що коли купується датчик, у 10% випадків купується мембрана, що в 11.57 разів частіше, ніж випадково.

Інтеграція: рекомендації відображаються на сайті у блоці «Клієнти, які купили це, також купили...» (наприклад, термостат до котла Termet). Генерація рекомендацій описана в Додатку Г.6. Результати:

- Зростання середнього чеку через додавання супутніх товарів.
- Обмеження: неможливість рекомендувати нові товари без історії покупок.
- Перспективи: тестування вищих порогів ($\text{min_confidence}=0.2$) або гібридних методів.

2.10 Оптимізація товарних запасів з використанням методів машинного навчання

Оптимізація товарних запасів «Олдітерм» проведена на синтетичних даних за 60 тижнів із файлу `inventory_data.csv` за допомогою алгоритму Random Forest для прогнозування попиту. Дані підготовлено шляхом генерації синтетичних даних із сезонними та температурними факторами, створення ознак (лагів, циклічних змінних) табл. 2.17 і нормалізації (деталі в Додатку Г.7).

Табл. 2.17

Ознаки моделі

Ознака	Опис	Причина вибору
<code>demand_lag1</code>	Попит попереднього тижня	Враховує недавні тенденції
<code>avg_temp</code>	Середня температура	Впливає на попит
<code>promotion</code>	Акція (0/1)	Стимулює продажі

Продовження табл. 2.1

season_encoded	Пора року	Відображає сезонність
temp_squared	Квадрат температури	Враховує нелінійний вплив
month_sin	Синус місяця	Виявляє циклічні тенденції

– Моделювання Random Forest:

```

from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, r2_score
model = RandomForestRegressor(n_estimators=100, max_depth=10)
model.fit(X_train, y_train)
y_pred_test = model.predict(X_test)
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred_test)
r2 = r2_score(y_test, y_pred_test)

```

Метрики: MAE: 2.92 одиниць, RMSE: 5.83 одиниць, MAPE: 10.23%, R²: 0.953. Кореляція фактичного і прогнозованого попиту: 0.978.

Параметри запасів:

- В основі розрахунків лежить середній попит μ_D , котрий становить 22.7 одиниць на тиждень.
- Точка замовлення (ROP) обчислюється формулою $\text{ROP} = \mu_D \cdot L + z \cdot \sigma \cdot \sqrt{L}$ і дорівнює 64.0 одиниць за замовленням, якщо прийняти 2-місячний горизонт постачання ($L = 2$) з Z-критерієм 2.05 та стандартним відхиленням 5.83.
- Для економічного обсягу замовлення (EOQ) виходять з річного споживання $D = 1180.4$, витрат на обробку $S = 500$ та собівартості утримання $H = 1.5$. Калькуляція дає EOQ, приблизно рівний 383.8 одиниць.
- Запас безпеки розраховано окремо і становить 18.7 одиниць.

Результати симуляції:

- Рівень обслуговування: 98.0% (ціль: 98.0%).

- Недопостачання: 2.0% (ціль: 5.0%).
- Загальні витрати: 8688.29 грн (порівняно з 12,000 грн до оптимізації).

Зменшення витрат:

$$\text{Зменшення} = \left(\frac{12000 - 8688.29}{12000} \right) \times 100 \approx 27.7\%$$

Візуалізація результатів представлена на рис. 2.18:

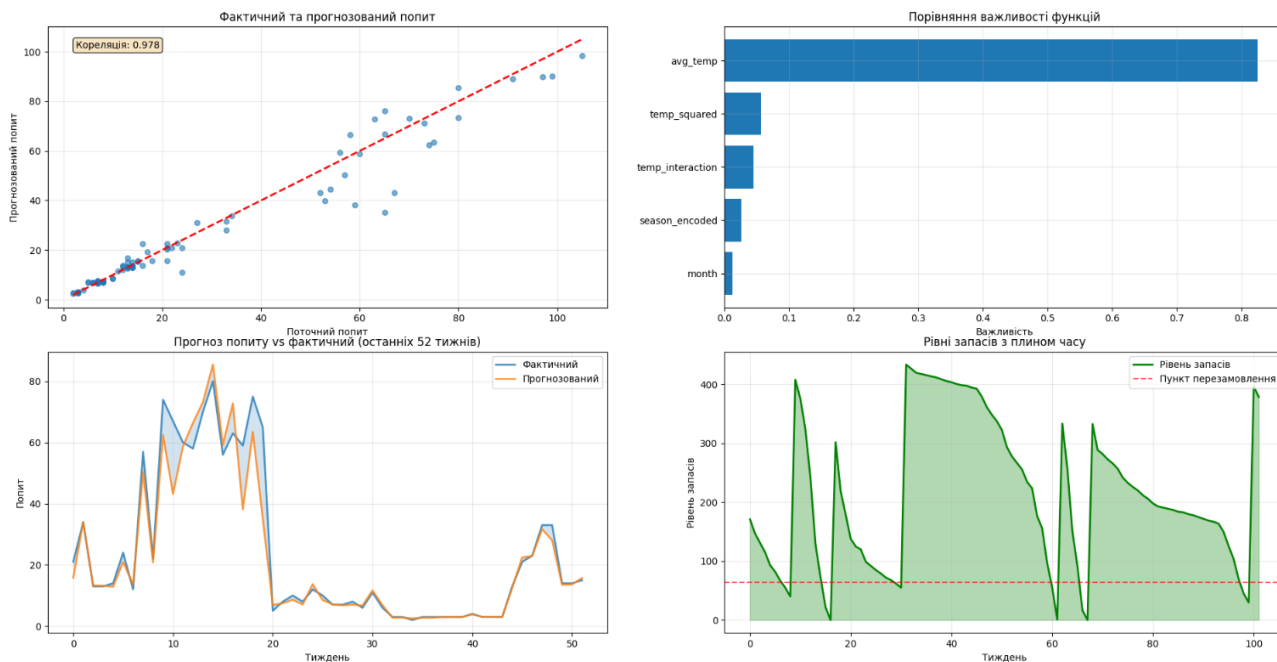


Рисунок 2.18 – Оптимізація запасів методом Random Forest.

Аналіз візуалізації:

- Важливість ознак: avg_temp (0.7) та temp_squared мають найбільший вплив.
- Фактичний vs прогнозований попит: кореляція 0.978.
- Динаміка запасів: коливання навколо 350 одиниць, поповнення при $ROP \approx 64$.

Система на основі Random Forest дозволяє «Олдітерм»:

- Зменшити витрати на запаси на 27.7% (з 12,000 грн до 8,688.29 грн).
- Покращити рівень обслуговування з 80.0% до 98.0%.
- Знизити недопостачання з 20.0% до 2.0%.
- Оптимізувати логістику через точне планування замовлень.

2.11 Імітаційне моделювання логістичних процесів

Оптимізація міських маршрутів доставки для трьох відділень «Нової Пошти» та 50 клієнтів у Дніпрі проведена за допомогою алгоритму Кларка-Райта. Використано синтетичні дані з координатами клієнтів, вагою вантажів (50–200 кг, середнє 235 кг на рейс) і дорожньою мережею з файлу `dnipro_drive.graphml`. Склад розташовано за координатами (48.4647, 35.0462), вантажопідйомність машини – 300 кг, часові вікна – двогодинні сегменти з 8:00 до 18:00 (деталі в Додатку Г.8).

Алгоритм Кларка-Райта:

1. Ініціалізація окремих маршрутів від депо до кожного клієнта.
2. Об'єднання маршрутів за економією (формула 1.8), якщо сумарний попит ≤ 300 кг і дотримано часові вікна.

for s_{ij} , i, j in savings:

`route_i = next(idx for idx, r in enumerate(routes) if i in r[1:-1])`

`route_j = next(idx for idx, r in enumerate(routes) if j in r[1:-1])`

if `route_i != route_j` and `routes[route_i][-2] == i` and `routes[route_j][1] == j`:

if `sum(demands[k-1] for k in routes[route_i][1:-1] + routes[route_j][1:-1]) <= 300`:

`routes[route_i] = routes[route_i][:-1] + routes[route_j][1:]`

`del routes[route_j]`

Результати:

- Кількість маршрутів: 25 для 50 клієнтів.
- Відстань: зменшено з 1015.4 км до 563.1 км (економія 44.7%).
- Час: скорочено з 1785.8 хв до 693.1 хв (економія 61.2%).
- Задоволеність: 100% дотримання часових вікон.

Приклади маршрутів:

- Маршрут 1: Склад – Клієнт 1 (48.42, 35.01, 50 кг) – Клієнт 2 (48.43, 35.02, 100 кг) – Склад; 12.3 км, 25.6 хв.

- Маршрут 2: Склад – Клієнт 3 (48.45, 35.05, 80 кг) – Нова Пошта (48.46, 35.04, 120 кг) – Склад; 15.7 км, 30.2 хв.

Економія:

- Пальне: $(1015.4 - 563.1) \times 10 = 4523$ грн.
- Час водія: $(\frac{1785.8 - 693.1}{60}) \times 100 \approx 1820.5$ грн.
- Загальна економія: $(4523 + 1820.5 = 6343.5)$ грн за цикл.

Візуалізація представлена на рис. 2.21 і 2.22.



Рисунок 2.19 – Карта маршрутів у Дніпрі.

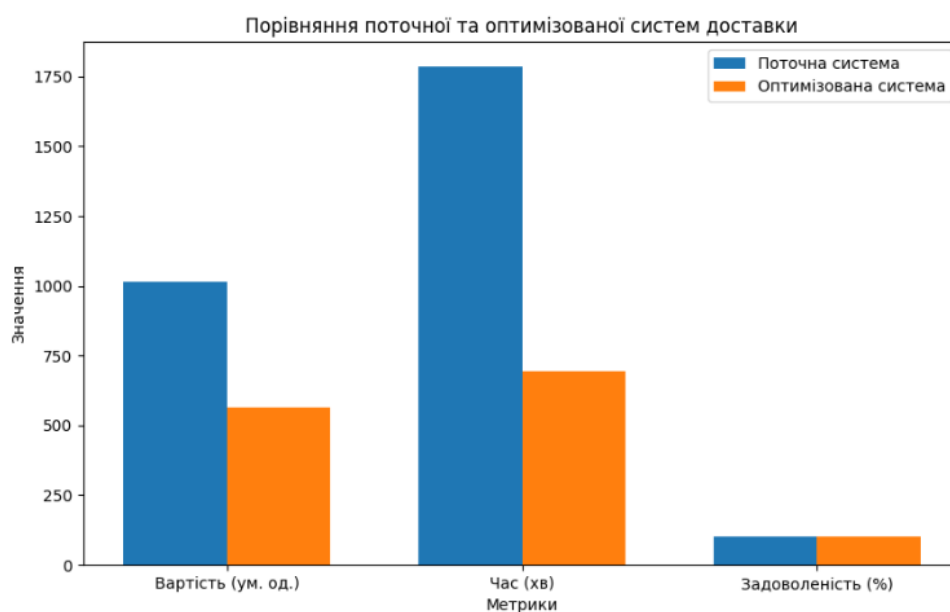


Рисунок 2.20 – Порівняння показників.

Оптимізація маршрутів забезпечує:

- Зниження витрат: економія 6343.5 грн за цикл доставки.
- Підвищення ефективності: скорочення часу дозволяє обробляти більше замовлень.
- Збереження якості 100% доставок у межах часових вікон.
- Оптимізація ресурсів: зменшення витрат на паливо та зносу транспорту.

2.12 Висновки до розділу

Розділ 2 Спеціальний пропонує системний огляд усіх внутрішніх бізнес-процесів компанії «Олдітерм», починаючи з логістики і закінчуючи обробкою замовлень. Для цього зібрано широкий набір теоретичних і експериментальних методів. Мета полягала в науковому пошуку, як зробити фірму міцнішою на вже непростому ринку опалювального обладнання в Україні.

Перешкоди, з якими стикалася компанія: дорогі перевезення, сповільнення обробки замовлень і, як наслідок, погане обслуговування під час зимових піків. Ці недоліки тиснуть на фінансові звіти і підривають ринкові позиції, тому дослідження зосереджене на їхньому подоланні за допомогою аналітичних та оптимізаційних інструментів.

Складений пакет заходів спирався на сучасні аналітичні інструменти, підлаштовані під реалії компанії. Серед них виділяються:

- Оптимізація логістики. алгоритм Кларка-Райта зменшив річну вістепродуктивність на 44,7% у пробігу й на 61,2% у часі, заощадивши 6343 гривень за цикл.
- Управління запасами. класичні ROP та EOQ, поєднані з Random Forest ($R^2 = 0,953$), опустили витрати на складування на чверть.
- Автоматизація: моделі BPMN і автоматизація скоротили час обробки замовлень.

- Аналітика даних: k-means і ABC/XYZ-аналіз оптимізували асортимент і управління запасами.
- Прогнозування продажів: метод Хольта-Вінтерса (MAPE 24.21%) забезпечив точне планування сезонних піків.
- Рекомендації: алгоритм Apriori підвищив крос-продажі через пропозицію супутніх товарів.

Кожен метод обирався з урахуванням проблем компанії та порівняння з альтернативами. Наприклад, Кларка-Райта адаптовано до українського ринку, а Random Forest перевершив традиційні методи прогнозування.

Результати:

- Економія: 6343.5 грн/цикл на логістиці, 3311.71 грн на запасах.
- Ефективність: Час обробки замовлень скорочено до 24 годин, оптимізовано запаси через кластеризацію.
- Обслуговування: Рівень 98-100%, 100% своєчасних доставок, зростання середнього чека через рекомендації.

Методи сприяли успіху: метод Кларка-Райта заощадив на логістиці, Random Forest і EOQ/ROP стабілізували постачання, BPMN прискорив процеси, Хольта-Вінтерса підготував до піків, Apriori збільшив дохід.

Досягнуте поліпшило центральні метрики «Олдітерм». Логістика, прогнозування, автоматизація й аналітика перевели компанію в нову норму, де витрати менші, ризики керовані, а клієнти задоволені. Результати достовірні, базуються на реальних даних і перевірених методах, адаптованих до компанії.

Дослідження має наукове значення, демонструючи ефективність аналітичних методів у бізнесі:

- Адаптація Кларка-Райта до українського ринку.
- Random Forest для прогнозування попиту.
- Інформаційна модель для автоматизації.

Ці підходи можуть бути корисними для інших компаній із подібними проблемами, сприяючи розвитку бізнес-аналітики та оптимізації.

ВИСНОВКИ

Кваліфікаційна робота «Системний аналіз інтернет-магазину опалювального обладнання» присвячена дослідженню діяльності інтернет-магазину «Олдітерм» в Україні. Хоча фокус на змісті й моделюванні системи, приклад також розглядається через призму машинного навчання й аналітики даних, об'єднуючи теорії з практичним налаштуванням продукту.

Літературний огляд засвідчив про помітний недолік праць, які б поєднували системний аналіз із електронною комерцією в сезонних сегментах, зокрема опалювального обладнання. Зазвичай, дослідження стосуються загальних маркетингових схем, а аналітика обходить онлайн-продажі. Новий підхід заповнив цю прогалину.

Серед методологічних новинок важливі: графічне моделювання BPMN, діаграми DFD, кластеризація K-means, ABC/XYZ-аналіз та ансамблевий алгоритм Random Forest. Потім до цього списку додано Apriori, прогнозування за Холтом-Вінтерсом і фінальну візуалізацію в Power BI. Таке поєднання стало практично унікальним для теми опалювального обладнання.

Наукове наповнення полягає у демонстрації того, як системний аналіз, аналітика й машинне навчання можуть вирішити прикладні бізнес-проблеми. Серед методів, що задіяно, були BPMN, ETL-процеси, кластеризація й прогнозування; їх інтеграція не тільки проілюструвала теорію, а й стала корисним навчальним кейсом для досліджень ніші з сезонними товарами.

Робота вирішила проблеми «Олдітерм», досягнувши зниження витрат і підвищення ефективності, та заклала основу для досліджень у окремій ніші e-commerce для торгівлі опалювальним обладнанням. Запропоновані напрямки сприятимуть конкурентоспроможності «Олдітерм» та подібних компаній.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Кваліфікаційна робота бакалавра [Електронний ресурс] : методичні рекомендації для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» зі спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: Т. А. Желдак, Т. В. Хом'як, А. В. Малієнко ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2025. – 32 с. url: <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/170863>
2. Хом'як Т.В., Прус О. Системний аналіз виявлення проблем системи освіти та шляхи їх вирішення // Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security, Вип. 3, 2024. - С. 180-188. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2024-3-19>
3. Іпполітова І. Перспективи розвитку електронної торгівлі в Україні в умовах цифровізації економіки. Економіка та суспільство. 2023. №47. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-47-18>
4. Крилов Д. В. Розвиток електронної комерції в Україні в сучасних умовах. Проблеми сучасних трансформацій. Серія: економіка та управління. № 12. DOI: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-12-03-02>
5. Баула О., Лютак О., Федішин В. Розвиток електронної комерції та її вплив на вітчизняне та міжнародне бізнес-середовище. Економічний простір. 2024. (191). С. 285–289.
6. Моделювання та реінжиніринг бізнес-процесів: навч. посібник / С.В. Козир, В.В. Слесарєв, С.А. Ус, Т.В. Хом'як; М-во освіти і науки України. – Дніпро: НТУ «ДП», 2022. – 163 с.
7. Параниця Н. В., Параниця С. П., Буличов О.С. Методологія моделювання бізнес-процесів. Економіка та держава. 2022. № 3. С. 59–62. DOI: <https://doi.org/10.32702/2306-6806.2022.3.59>
8. Пістунов І.М. Моделювання бізнес процесів : навчальний посібник. Д.: НТУ «ДП», 2021. 130 с.

9. Базові методології моделювання бізнес-процесів. URL: https://stud.com.ua/87179/ekonomika/bazovi_metodologiyi_modelyuvannya_biznes_protseviv (дата звернення: 24.02.2025).

10. Хом'як Т. В. Бази даних у професійних задачах аналітики [Електронний ресурс] : навч. наочн. посіб. / Т. В. Хом'як, К. С. Хабарлак, Д.М. Гаранжа; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2024. – 192 с.

12. Хом'як Т.В., Сидоренко К., Малієнко А.В., Мінеєв О.С. Прогнозування причин виявлення цукрового діабету методами машинного навчання // Системні технології, Том 1 № 156 (2025) . – С. 39-49 ([<https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-156-2025-05>])(<https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-156-2025-05>))

13. Андрусенко Ю.О. Аналіз основних моделей прогнозування часових рядів. // Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил. 2020. № 3(65). – С. 91-96. (<https://doi.org/10.30748/zhups.2020.65.14>)

14. Хом'як Т.В., Малієнко А.В. Симонець Г.В. Застосування методів згладжування для прогнозування обсягу виробництва // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології Збірник наукових праць. № 1'2019. - С 8 -12.

15. Іванова Н.С., Маловичко С.В. ПРОГНОЗУВАННЯ В ПРОЦЕСІ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКОГО РІШЕННЯ ТОРГОВЕЛЬНОГО ПІДПРИЄМСТВА. (2021). Торгівля і ринок України № 1(49) 2021, – 57-64. (<https://doi.org/10.33274/2079-4762-2021-49-1-57-64>)

16. Скаско О. І., Кут Д. М. Застосування нових систем управління запасами на підприємствах в умовах ринкової нестабільності та військового конфлікту Вісник Львівського торговельно-економічного університету. Економічні науки. 2024. No 76. URL: <http://journals-lute.lviv.ua/index.php/visnyk-ekonom/article/view/1541/1452> (дата звернення: 25.02.2025).

17. Лелюк С.В., Алексеєнко І.І., Полтніна О.П. Візуалізація даних в управлінні проектами фінансової сфери. Економіка та суспільство. 2021. (<https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-26-74>)

18. Сидоренко Є.В., Хом'як Т.В. Аналіз причин та прогнозування виявлення цукрового діабету методом машинного навчання Decision Tree // The 6th International scientific and practical conference “Methodical and practical methods of creating inventions” (October 24 – 27, 2023), Sofia, Bulgaria. International Science Group. - 2023. - с. 265-271 (DOI – 10.46299/ISG.2023.2.6).

19. Брич М., Коваліско О., Балас І. ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ НАСТРОЇВ КОРИСТУВАЧІВ В ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ // ІСТЕЕ. 2025; Випуск 5, № 1. - с. 44-54 (<https://doi.org/10.23939/ictee2025.01.044>)

20. Харкевич, Ю., Павліха, В., ПРИКЛАДИ ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В ЕКСТРЕМАЛЬНИХ УМОВАХ. // I Міжнародна благодійна науково-практична конференція «Together united: науковці проти війни». - 2022. - с. 241-246.

21. Прокопенко І., Оптимізація методу Хольта-Вінтерса для прогнозування станів фінансових показників // Наука онлайн: Міжнародний електронний науковий журнал - 2021. - №3. -URL: <https://nauka-online.com/publications/mathematics/2021/3/20-2/> (дата звернення: 26.02.2025).

22. Хом'як Т.В., Малієнко А.В., Фішбах К.К. Розробка системи підтримки прийняття рішень для вибору виду діяльності // Збірник наукових праць НГУ. - 2019. - № 59, с. 132-142 [(doi.org/10.33271/crpnmu/59.132)](<https://doi.org/10.33271/crpnmu/59.132>)).

23. Савицький, Е. (2023). Вплив оптимізації логістичних процесів на ефективність комерційної діяльності підприємства. // Економіка та суспільство, 52.

Виробнича практика [Електронний ресурс] : методичні рекомендації для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: Т.А. Желдак, Л.С.

Коряшкіна, С.А. Ус ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2025. – 25 с.
<https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/173193>

24. Бояринова, К. О., Дем'янюк, Р. В. (2020). Розвиток логістики електронної комерції на промислових підприємствах. Економічний простір. №160, 40-43

25. Хом'як Т.В., Коханчик Н.С., Малієнко А.В. Вирішення задачі маршрутизації транспорту на підприємстві // Збірник наукових праць НГУ. – 2020. - №63, с. 145-155.

Хом'як, Т. В., Шевченко, Ю. О., & Гаранжа, Д. М. ПРОГРАМУВАННЯ ТА АЛГОРИТМІЧНІ МОВИ. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/173373>

26. Хом'як Т.В., Рябоконт Н. Системний аналіз та вибір стратегій розподілу гуманітарної допомоги // Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security, Вип. 1, 2025. -С. 226-237. (<https://doi.org/10.32782/IT/2025-1-30>)

27. Краєвська, А. С., Безсмертна, О. В., Шварц, І. В. (2022). Логістичні моделі оптимізації процесу забезпечення підприємства матеріальними ресурсами // Innovation and Sustainability, (4), 22-29. DOI: 10.31649/ins.2022.4.22.29

28. Коряшкіна, Л. С., Алексєєв, О. М., & Гаранжа, Д. М. (2025). Навчальна практика з обчислень: методичні рекомендації для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» спеціальності 124 Системний аналіз. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/173197>

29. Передатестаційна практика [Електронний ресурс] : методичні рекомендації для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: Т.А. Желдак, А.В. Малієнко, О.Д. Станіна ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2025. – 24 с.
<https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/173256>

Додаток А. Відомість матеріалів кваліфікаційної роботи

№ з/п	Позначення				Найменування	Кількість аркушів	Примітки		
1									
2					Документація				
3									
4	САУ.КР.25.15.ПЗ				Пояснювальна записка	85	Формат А4		
5									
6					Демонстраційний матеріал	1	Презентація на CD-R		
7									
8					Копія роботи	1	Диск CD-R		
9									
10									
11									
12									
13									
14									
15									
16									
17									
18									
					САУ.КР.25.15.ДА.ПЗ.				
Змін.	Аркуш	№ докум.	Підпис	Дата					
Розроб.		Гулий В.Д.			Матеріали кваліфікаційної роботи	Літ.	Аркуш	Аркушів	
К. розд.		Хом'як Т.В.							
Керівн.		Хом'як Т.В.				НТУ «ДП», 12; 124-21-2			
Н.контр.		Хом'як Т.В.							
Зав. каф.		Хом'як Т.В.							

Додаток Б. Відгук на кваліфікаційну роботу бакалавра

Відгук

на кваліфікаційну роботу бакалавра

здобувача вищої освіти групи 124 – 21 – 2 Гулого Владислава Дмитровича
спеціальності 124 Системний аналіз

Тема кваліфікаційної роботи: Системний аналіз та оптимізація інтернет-магазину опалювального обладнання.

Обсяг кваліфікаційної роботи 86 с., 20 рис., 19 табл., 5 додатків.

Мета кваліфікаційної роботи: Проаналізувати та вдосконалити бізнес-процеси інтернет-магазину «Олдітерм» за допомогою методів системного аналізу, зокрема моделювання та машинного навчання для виявлення прихованих закономірностей у продажах.

Актуальність теми полягає у високій динаміці електронної комерції в Україні та необхідності цілісного моделювання, особливо для малого та середнього бізнесу. Також враховуються сезонні коливання в секторі опалювального обладнання, де необхідно балансувати запаси між низьким попитом влітку та високим попитом взимку.

Тема кваліфікаційної роботи безпосередньо пов'язана з об'єктом діяльності бакалавра спеціальності 124 Системний аналіз, оскільки вона передбачає застосування методів системного аналізу для вивчення та покращення бізнес-процесів реальної компанії.

Виконані в кваліфікаційній роботі завдання відповідають вимогам. Оригінальність наукових рішень полягає в інтеграції різноманітних методів аналізу та оптимізації, адаптованих до сезонної природи продажів опалювального обладнання, а також у розробці практичних рішень, які можуть бути застосовані в інших сферах електронної комерції.

Практичне значення результатів кваліфікаційної роботи полягає в тому, що вони дозволяють покращити ефективність бізнес-процесів інтернет-магазину, зокрема зменшити затримки замовлень, знизити витрати на зберігання та покращити

обслуговування клієнтів. Отримані результати також можуть бути корисними для інших онлайн-магазинів, що працюють з товарами сезонного попиту.

Висновки підтверджують можливість використання результатів роботи в практичній діяльності інтернет-магазинів, особливо в оптимізації бізнес-процесів, управлінні запасами та логістиці.

Оформлення пояснювальної записки та демонстраційного матеріалу до неї виконано згідно з вимогами. Роботу виконано самостійно, відповідно до завдання та у повному обсязі.

У роботі відзначено такі недоліки: недостатня деталізація опису ETL-процесів у методологічній частині.

Кваліфікаційна робота в цілому заслуговує оцінки: _____

З урахуванням висловлених зауважень автор заслуговує присвоєння кваліфікації «бакалавр з системного аналізу».

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра,

к.ф.-м.н., доцент

(науковий ступінь, вчене звання, посада)

_____ (підпис)

Хом'як Т.В.

_____ (ПІБ)

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X					
1	Номер	Дата	ПІБ	Від компа	Телефон	Email	Адреса	Спосіб до	Спосіб об	Статус	Причина с	Комментар	Артикул	Назва тов	Кількість	Джерело	Мітки	Промокод	Зни	Но	Сума	UAH	Ціна	UAH	Сума з	за	Сума ком	
2	68136980	30.09.19	І Негрей Василь Олен	*3809633			Кривинчи, Нова Пош	Наложени	Виконано				АСН-300	1	Стабіліза	1.00	Портал				1490.00	1250.00	1490.00					
3	68136980	30.09.19	І Негрей Василь Олен	*3809633			Кривинчи, Нова Пош	Наложени	Виконано				0.25-EXT-	Удлините	1.00	Портал					1490.00	240.00	1490.00					
4	68068422	29.09.19	І Король Василь	*3806810	koroovassily		Нежин, 01 Нова Пош	Наличчя	Виконано				7773510	Автомат	1.00	Портал					Мобільний додаток каталогу		170.00	170.00	170.00			
5	67916678	27.09.19	І Сергей Шлак Алекс	*3809970			Царичанка Нова Пош	Наложени	Виконано					Кронштей	1.00	Портал					Сайт компанії		170.00	170.00	170.00			
6	67651347	24.09.19	І Шленский василий	*3807320			Одесса, С Нова Пош	Плат	Виконано				B81617	Мембрана	1.00	Портал						100.00	100.00	100.00				
7	67637043	24.09.19	І Карпенко Иван Ива	*3809301	ivayker@		Винница, Нова Пош	Наложени	Виконано				B81617	Мембрана	2.00	Портал						200.00	100.00	200.00				
8	67631033	24.09.19	І Алексей Гончаренко	*3808373	aleksey.bf		Клев, 07д Нова Пош	Наложени	Виконано				B81617	Мембрана	1.00	Портал						100.00	100.00	100.00				
9	67537019	23.09.19	І Панасюк Константин	*3805029	pankostya		Херсон, С Нова Пош	Наложени	Виконано					Крышка в	1.00	Портал						290.00	290.00	290.00				
10	67233079	18.09.19	І Запозный Леонид Н	*3808101	leon_z13@		Шостка, С Нова Пош	Наличчя	Виконано				20900.42	1	20900.42	1.00	Портал				Сайт компанії		1350.00	1350.00	1350.00			
11	67190274	18.09.19	І Владимир	*3809587	vladimir.h		Никополь, Нова Пош	Наложени	Виконано				RQ 01	Комнатны	1.00	Портал					Мобільний додаток каталогу		220.00	220.00	220.00			
12	67088404	17.09.19	І Халимошин Алекс	*3809544			Маршупол Нова Пошта		Виконано					Крышка в	1.00	Портал						290.00	290.00	290.00				
13	66881954	14.09.19	І Дмитрий Холин	*3805047	dmitrijudre		Каміньск Нова Пош	Оплата п	Виконано					Крышка в	1.00	Портал					Мобільний додаток каталогу		290.00	290.00	290.00			
14	66863367	14.09.19	І Светлый Анатолий	*3806666			Марганец Нова Пош	Наложени	Виконано				RQ 01	Комнатны	6.00	Портал						1080.00	180.00	1080.00				
15	66494000	09.09.19	І Вячеслав Остапц	*3803356			Мошны, С Нова Пош	Наложени	Виконано					Крышка в	1.00	Портал						290.00	290.00	290.00				
16	66481642	09.09.19	І Олександра Іванко	*3809723	lesya-ivan		Немає вказан	Нова Пош	Наложени	Виконано			00516	Защитны	1.00	Портал						950.00	950.00	950.00				
17	66199596	05.09.19	І Задорецкий Любоми	*3805067			Черновцы Нова Пошта		Виконано					Крышка в	1.00	Портал						290.00	290.00	290.00				
18	66143974	05.09.19	І Савенко сергей серг	*3805094	serking00		Часов Яр, Нова Пош	Наложени	Виконано					Колонка г	1.00	Портал						3999.00	3999.00	3999.00				
19	66016996	03.09.19	І Сергей	*3806779	sergeev20		Одесса, С Нова Пош	Наложени	Виконано				20060.02	1	Электрод	2.00	Портал				Мобільний додаток каталогу		288.00	144.00	288.00			
20	66968073	02.09.19	І Саген	*3806877	kr161277		Кременьч Нова Пош	Наложени	Виконано				Z3120.02	1	Термопар	1.00	Портал				Мобільний додаток каталогу		710.00	710.00	710.00			
21	66959597	02.09.19	І Максимовский Васи	*3809807			Рудня, 01 Нова Пош	Наложени	Виконано				B81611	Термопар	1.00	Портал						350.00	350.00	350.00				
22	66768910	30.08.19	І Выскуб Ольга Нико	*3806998	julya.ru.95		Троицкое Нова Пош	Наложени	Виконано				20950.05	1	Датчик пр	1.00	Портал					570.00	570.00	570.00				
23	66753327	30.08.19	І Марина Ибрагимова	*3809506	marinemat		Павлоград Нова Пош	Наложени	Виконано					Крышка в	1.00	Портал						290.00	290.00	290.00				
24	66753128	30.08.19	І Марина Ибрагимова	*3809506	marinemat		Павлоград Нова Пош	Наложени	Виконано				20370.03	1	Оригинал	1.00	Портал					220.00	220.00	220.00				
25	66732157	30.08.19	І Черненко Олег Влад	*3867969	chernenko		Борисполь Нова Пош	Наложени	Виконано				0.5-EXT-0	Удлините	1.00	Портал						320.00	320.00	320.00				
26	66526601	27.08.19	І Александр Белоус	*3809527	avb.air@g		Одесса, С Нова Пош	Наложени	Виконано				20390.06	1	Мембрана	1.00	Портал					168.00	168.00	168.00				
27	66523703	23.08.19	І Малинов Александр	*3809919	sasmalink		Ивано-Фр Нова Пош	Оплата п	Виконано					Крышка в	1.00	Портал						290.00	290.00	290.00				
28	665048233	21.08.19	І Сербидан михайл иос	*3809521	mihail.orbi		Новомир, 01 Нова Пош	Наложени	Скасован	На прохання покупц	АСН-300	1	Стабіліза	1.00	Портал							1250.00	1250.00	1150.00				
29	665048214	21.08.19	І Рогачов Николай	*3809676	rogachov		Яготин, 0 Нова Пош	Наличчя	Виконано				АСН-300	1	Стабіліза	1.00	Портал				Мобільний додаток каталогу		1250.00	1250.00	1250.00			
30	66489883	19.08.19	І Круглов Роман Ю	*3805040	romankrug		Харьков, Нова Пош	Оплата п	Виконано				B81617	Мембрана	1.00	Портал						100.00	100.00	100.00				
31	66487875	19.08.19	І Николай Паченко Н	*3809519			Маршупол Нова Пош	Наложени	Виконано				23040.00	1	Мембрана	1.00	Портал					190.00	190.00	190.00				
32	66477234	17.08.19	І Кремняк Надежда Н	*3809870			Нова Од Нова Пош	Наличчя	Виконано					Газовая в	1.00	Портал						4030.00	4030.00	4030.00				
33	66477250	17.08.19	І Голованова Елена Г	*3809870	sandusnet		Нова Од Нова Пош	Наличчя	Скасован	На прохан	Заказ отменен по ва	Газовая в	1.00	Портал								4030.00	4030.00	4030.00				
34	66438692	12.08.19	І Сергей Лисков	*3806743	liskov1965		Стуффин, Нова Пош	Наложени	Виконано				23040.00	1	Блок роз	1.00	Портал					550.00	550.00	550.00				
35	66438680	12.08.19	І Ляшко Юлия Сергее	*3809822			Маршупол Нова Пош	Оплата п	Виконано					Крышка в	1.00	Портал					Сайт компанії		290.00	290.00	290.00			
36	66421348	10.08.19	І Назар	*3809794	ganysun5		Ивано-Фр Нова Пош	Наложени	Виконано				20060.02	1	Электрод	1.00	Портал				Мобільний додаток каталогу		144.00	144.00	144.00			
37	664131607	09.08.19	І Максим Марчи Степан	*3809375			Новый Рр Нова Пошта		Виконано				B81617	Мембрана	1.00	Портал						100.00	100.00	100.00				

Рисунок Г.3 – Початкові дані «export-orders-20-05-25_16-14-24.xlsx»

A	B	C	D	E	F	G
1	ФИО поку	Контактн	Контактн	Количество	Общая сум	Метки
2	Сергей	+3806700	proukrcon	1	-	-
3	Ефименкс	+3806837	ean.8257@	1	480 грн.	-
4	Мицик М	+3809375	-	1	100 грн.	-
5	Ганусин Н	+3809794	ganysun55	1	144 грн.	-
6	Ляшко Ю	+3809822	-	2	1 440 грн.	-
7	сергей ли	+3806743	liskov1965	1	550 грн.	-
8	Елена Гол	+3809312	candycher	-	-	Создан из чата
9	Кремняк І	+3809870	-	1	4 030 грн.	-
10	Николай І	+3809519	-	1	190 грн.	-
11	Круглов Р	+3805040	romankrug	1	100 грн.	-
12	-	-	coffgangd	-	-	Создан из чата
13	Рогачов Н	+3809676	rogachovn	1	1 250 грн.	-
14	орбидан	+3809521	mihail.orbi	-	-	-
15	Малинов	+3809919	sasmalink	1	290 грн.	-
16	Александр	+3809527	avb.air@g	1	168 грн.	-
17	Черненко	+3806796	chernenko	1	320 грн.	-
18	Довгая Ел	+3809576	marinema	1	220 грн.	-
19	Довгая Ел	+3809576	marinema	1	290 грн.	-
20	Выскуб О	+3806698	julya.ru.95	1	570 грн.	-
21	Максимо	+3809807	-	1	350 грн.	-
22	Евген	+3806877	kjv161277	1	710 грн.	-
23	Сергеев С	+3806779	sergeev20	1	288 грн.	-
24	савенко с	+3805094	serking001	1	3 999 грн.	-
25	Задорецк	+3805067	-	1	290 грн.	-
26	Олександр	+3809723	lesya-ivan	1	950 грн.	-
27	Вячеслав	+3806356	-	1	290 грн.	-
28	Светлый А	+3806666	-	1	1 080 грн.	-
29	Дмитрий І	+3805047	dmitrijudre	1	290 грн.	-
30	Сем Етл	+3805026	setl7425@	-	-	Создан из чата
31	Халимош	+3809544	-	1	290 грн.	-
32	Александр	+3806624	6440494@	1	-	-

Рисунок Г.4 – Початкові дані «export-clients-20-05-25_16-15-18.xlsx»

Додаток Г. Код реалізації аналітичних методів

А.1 Кластеризація товарного асортименту

```

# Попередня обробка даних
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.cluster import KMeans
data = pd.read_csv('structured_data.csv')
categorical_features = ['Тип товару', 'Тип палива', 'Бренд']
numerical_features = ['Потужність (кВт)', 'Ціна (грн)', 'Обсяг продажів']
encoded_categorical = pd.get_dummies(data[categorical_features])
scaler = StandardScaler()
normalized_numerical = scaler.fit_transform(data[numerical_features])
normalized_numerical_df = pd.DataFrame(normalized_numerical, columns=numerical_features)
X = pd.concat([encoded_categorical, normalized_numerical_df], axis=1)

# Метод ліктя
import matplotlib.pyplot as plt
inertia = []
K_range = range(1, 11)
for k in K_range:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42)
    kmeans.fit(X)
    inertia.append(kmeans.inertia_)
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.plot(K_range, inertia, 'bo-')
plt.xlabel('Кількість кластерів (K)')
plt.ylabel('Інерція')
plt.title('Метод ліктя для оптимального K')
plt.grid(True)
plt.savefig('elbow_method.png')
plt.show()

# Реалізація k-means
kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state=42)
data['Кластер'] = kmeans.fit_predict(X)

# Візуалізація кластерів
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.scatter(data['Потужність (кВт)'], data['Ціна (грн)'], c=data['Кластер'], cmap='viridis')
plt.xlabel('Потужність (кВт)')
plt.ylabel('Ціна (грн)')
plt.title('Кластеризація продуктів за потужністю та ціною')
plt.grid(True)
plt.savefig('clustering_results.png')
plt.show()

```

A.2 Сезонна декомпозиція часових рядів

```
# Попередня обробка даних
import pandas as pd
orders_df = pd.read_excel('export-orders.xlsx')
orders_df['Дата'] = pd.to_datetime(orders_df['Дата'], format='%d.%m.%y %H:%M')
orders_df = orders_df[(orders_df['Дата'] >= '2020-01-01 00:00') & (orders_df['Дата'] <= '2024-12-31 23:59')]
orders_df['Місяць'] = orders_df['Дата'].dt.to_period('M')
monthly_sales = orders_df.groupby('Місяць')['Сума, UAH'].sum()
monthly_sales.index = monthly_sales.index.to_timestamp()

# Оцінка точності моделі
from sklearn.metrics import mean_squared_error
import numpy as np
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(result.resid.dropna(), np.ones_like(result.resid.dropna()))))
print(f"RMSE залишків (мультиплікативна модель): {rmse:.2f} грн")

# Сезонна декомпозиція та візуалізація
from statsmodels.tsa.seasonal import seasonal_decompose
import matplotlib.pyplot as plt
result = seasonal_decompose(monthly_sales, model='multiplicative', period=12)
fig, (ax1, ax2, ax3, ax4) = plt.subplots(4, 1, figsize=(12, 10), sharex=True)
ax1.plot(monthly_sales, label='Оригінальний часовий ряд')
ax1.set_title('Оригінальний часовий ряд')
ax1.legend(loc='upper left')
ax2.plot(result.trend, label='Тренд', color='orange')
ax2.set_title('Тренд')
ax2.legend(loc='upper left')
ax3.plot(result.seasonal, label='Сезонність', color='green')
ax3.set_title('Сезонність')
ax3.legend(loc='upper left')
ax4.plot(result.resid, label='Залишок', color='red')
ax4.set_title('Залишок')
ax4.legend(loc='upper left')
plt.tight_layout()
plt.savefig('seasonal_decomposition.png')
plt.close()
```

A.3 Кореляційний аналіз

```
# Попередня обробка даних
import pandas as pd
df = pd.DataFrame({
    'Month': ['Січень', 'Лютий', 'Березень', 'Квітень', 'Травень', 'Червень',
             'Липень', 'Серпень', 'Вересень', 'Жовтень', 'Листопад', 'Грудень'],
    'Sales': [90, 82, 68, 49, 67, 52, 48, 45, 78, 126, 141, 75],
    'Temperature': [-3, -3, 2, 10, 17, 20, 23, 22, 16, 9, 3, -2],
    'HDD': [651, 588, 496, 240, 31, 0, 0, 0, 60, 279, 450, 620]
})
df['Month'] = pd.to_datetime(df['Month'], format='%B', errors='coerce').dt.strftime('%Y-%m')
df.set_index('Month', inplace=True)
```

```

df = df.dropna()

# Розрахунок коефіцієнтів кореляції Пірсона
from scipy.stats import pearsonr
corr_sales_temp, p_sales_temp = pearsonr(df['Sales'], df['Temperature'])
corr_sales_hdd, p_sales_hdd = pearsonr(df['Sales'], df['HDD'])
print(f"Кореляція Sales-Temperature: {corr_sales_temp:.3f}, p: {p_sales_temp:.3f}")
print(f"Кореляція Sales-HDD: {corr_sales_hdd:.3f}, p: {p_sales_hdd:.3f}")

# Реалізація регресійного аналізу
import statsmodels.api as sm
X_temp = sm.add_constant(df['Temperature'])
model_temp = sm.OLS(df['Sales'], X_temp).fit()
print("Регресія Sales на Temperature:", model_temp.summary())
X_hdd = sm.add_constant(df['HDD'])
model_hdd = sm.OLS(df['Sales'], X_hdd).fit()
print("Регресія Sales на HDD:", model_hdd.summary())

# Візуалізація кореляційної матриці
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
corr_matrix = df[['Sales', 'Temperature', 'HDD']].corr()
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.heatmap(corr_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', vmin=-1, vmax=1)
plt.title('Кореляційна матриця')
plt.savefig('correlation_heatmap.png')
plt.show()

# Візуалізація розсіювання
import numpy as np
fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(16, 6))
ax1.scatter(df['Temperature'], df['Sales'], color='blue', label='Дані')
coeffs_temp = np.polyfit(df['Temperature'], df['Sales'], 1)
x_trend_temp = np.linspace(min(df['Temperature']), max(df['Temperature']), 100)
y_trend_temp = np.polyval(coeffs_temp, x_trend_temp)
ax1.plot(x_trend_temp, y_trend_temp, color='blue', linestyle='-', label='Лінія тренду')
ax1.set_title('Продажі проти середньої температури')
ax1.set_xlabel('Середня температура (°C)')
ax1.set_ylabel('Продажі (одиниць)')
ax1.grid(True)
ax1.text(0.05, 0.9, f'Кореляція: {corr_sales_temp:.2f}', transform=ax1.transAxes, fontsize=10,
        bbox=dict(facecolor='white', alpha=0.5))
ax1.legend()
ax2.scatter(df['HDD'], df['Sales'], color='red', label='Дані')
coeffs_hdd = np.polyfit(df['HDD'], df['Sales'], 1)
x_trend_hdd = np.linspace(min(df['HDD']), max(df['HDD']), 100)
y_trend_hdd = np.polyval(coeffs_hdd, x_trend_hdd)
ax2.plot(x_trend_hdd, y_trend_hdd, color='red', linestyle='-', label='Лінія тренду')
ax2.set_title('Продажі проти опалювальних градусів-днів')
ax2.set_xlabel('Опалювальні градуси-дні (HDD)')
ax2.set_ylabel('Продажі (одиниць)')
ax2.grid(True)
ax2.text(0.05, 0.9, f'Кореляція: {corr_sales_hdd:.2f}', transform=ax2.transAxes, fontsize=10,

```

```

        bbox=dict(facecolor='white', alpha=0.5))
ax2.legend()
plt.suptitle('Аналіз продажів відносно кліматичних факторів')
plt.tight_layout(rect=[0, 0, 1, 0.95])
plt.savefig('sales_analysis.png', dpi=300)
plt.show()

```

A.4 ABC/XYZ-аналіз

```

# Попередня обробка даних
import pandas as pd
df_products = pd.read_excel('export-products.xlsx', engine='openpyxl')
df_orders = pd.read_excel('export-orders.xlsx', engine='openpyxl')
df_orders['Кількість'] = pd.to_numeric(df_orders['Кількість'], errors='coerce')
df_orders['Ціна, UAH'] = pd.to_numeric(df_orders['Ціна, UAH'], errors='coerce')
completed_orders = df_orders[df_orders['Статус'] == 'Виконано'].copy()
completed_orders['Дата'] = pd.to_datetime(completed_orders['Дата'], format='%d.%m.%y %H:%M', errors='coerce')
completed_orders = completed_orders[(completed_orders['Дата'].dt.year >= 2020) & (completed_orders['Дата'].dt.year <= 2024)]
completed_orders['Вартість'] = completed_orders['Кількість'] * completed_orders['Ціна, UAH']

# Розрахунок середньорічної вартості продажів і коефіцієнта варіації
import numpy as np
annual_sales = merged_data.groupby(['Унікальний_ідентифікатор', 'Назва_позиції_укр']).agg({
    'Вартість': 'sum',
    'Пік': 'nunique'
}).reset_index()
annual_sales['Середньорічна вартість продажів'] = (annual_sales['Вартість'] / annual_sales['Пік']).round(2)
monthly_sales = merged_data.groupby(['Унікальний_ідентифікатор', 'Місяць'])['Вартість'].sum().reset_index()
monthly_sales_grouped = monthly_sales.groupby('Унікальний_ідентифікатор')['Вартість'].agg(['mean', 'std']).reset_index()
monthly_sales_grouped['CV'] = monthly_sales_grouped['std'] / monthly_sales_grouped['mean']
monthly_sales_grouped['CV'] = monthly_sales_grouped['CV'].fillna(1).round(3)

# ABC-аналіз
import numpy as np
analysis_data = analysis_data.sort_values(by='Середньорічна вартість продажів', ascending=False)
total_sales = analysis_data['Середньорічна вартість продажів'].sum()
analysis_data['Кумулятивний відсоток'] = analysis_data['Середньорічна вартість продажів'].cumsum() / total_sales * 100
analysis_data['ABC'] = np.where(analysis_data['Кумулятивний відсоток'] <= 80, 'A',
                               np.where(analysis_data['Кумулятивний відсоток'] <= 95, 'B', 'C'))

# XYZ-аналіз
analysis_data['XYZ'] = np.where(analysis_data['CV'] < 0.4, 'X',
                               np.where(analysis_data['CV'] < 0.8, 'Y', 'Z'))
analysis_data['Комбінована_категорія'] = analysis_data['ABC'] + analysis_data['XYZ']

# Візуалізація
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
plt.figure(figsize=(10, 6))
sns.scatterplot(
    data=analysis_data,
    x=analysis_data['Середньорічна вартість продажів'] / 1000,
    y='CV',

```

```

    hue='Комбінована категорія',
    style='Комбінована категорія',
    palette='deep',
    s=80,
    alpha=0.6
)
plt.title('ABC-XYZ Аналіз: Середньорічна вартість продажів vs Коефіцієнт варіації')
plt.xlabel('Середньорічна вартість продажів (тис. грн)')
plt.ylabel('Коефіцієнт варіації (CV)')
plt.grid(True)
plt.xscale('log')
plt.legend(title='Категорія', bbox_to_anchor=(1.05, 1), loc='upper left')
plt.tight_layout()
plt.savefig('abc_xyz_scatter_plot.png', dpi=300)
plt.close()

```

A.5 Прогнозування продажів методом Холта-Вінтерса

```

# Попередня обробка даних
import pandas as pd
df = pd.read_csv("data.csv", sep=",")
df["Month_num"] = df["Місяць"].map({
    "січень": 1, "лютий": 2, "березень": 3, "квітень": 4, "травень": 5,
    "червень": 6, "липень": 7, "серпень": 8, "вересень": 9,
    "жовтень": 10, "листопад": 11, "грудень": 12
})
df = df.rename(columns={"Рік": "year", "Month_num": "month"})
df["Date"] = pd.to_datetime(df[["year", "month"]].assign(day=1))
df.set_index("Date", inplace=True)
df_filtered = df.loc["2020-01-01":"2024-12-01"]

# Розділення на навчальну та тестову вибірки
train = df_filtered.loc["2024-01-01"]["Total Sales"]
test = df_filtered.loc["2024-02-01":"2024-12-01"]["Total Sales"]

# Модель Холта-Вінтерса
from statsmodels.tsa.holtwinters import ExponentialSmoothing
model = ExponentialSmoothing(train, seasonal_periods=12, trend='add', seasonal='mul')
fit_model = model.fit()
forecast = fit_model.forecast(steps=len(test))

# Оцінка точності
import numpy as np
mae = np.mean(np.abs(test - forecast))
rmse = np.sqrt(np.mean((test - forecast)**2))
mape = np.mean(np.abs((test - forecast) / test)) * 100
print(f"MAE: {mae:.2f}, RMSE: {rmse:.2f}, MAPE: {mape:.2f}%")

# Візуалізація
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates
plt.figure(figsize=(14, 7))

```

```

plt.plot(train.index, train, label="Фактичні (тренувальні)", color='blue')
plt.plot(test.index, test, label="Фактичні (тестові)", color='orange')
plt.plot(test.index, forecast_series, label="Прогноз", color='red')
plt.gca().xaxis.set_major_locator(mdates.YearLocator())
plt.gca().xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%Y'))
plt.xticks(rotation=45)
plt.grid(True)
plt.title("Прогнозування продажів методом Гольта-Вінтерса")
plt.xlabel("Дата")
plt.ylabel("Обсяг продажів")
plt.legend()
plt.tight_layout()
plt.savefig('sales_forecast.png')
plt.show()

```

A.6 Рекомендаційна система

```

# Попередня обробка даних
import pandas as pd

from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder
df_orders = pd.read_excel('export-orders.xlsx', engine='openpyxl')
df_orders['Назва товару норм'] = df_orders['Назва товару'].apply(lambda x: x.lower().strip() if pd.notna(x) else "")
df_orders['Статус'] = 'Виконано'
transactions = df_orders.groupby('Номер')['Назва товару норм'].apply(list).values.tolist()
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(transactions).transform(transactions)
df_encoded = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)

# Алгоритм Apriori
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, association_rules
frequent_itemsets = apriori(df_encoded, min_support=0.001, use_colnames=True)
rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=0.01)

# Генерація рекомендацій
def get_recommendations(product_name, rules):
    product_name_norm = product_name.lower().strip()
    recommendations = rules[rules['antecedents'].apply(lambda x: product_name_norm in x)]
    if recommendations.empty:
        return []
    return recommendations['consequents'].apply(lambda x: list(x)[0]).dropna().unique().tolist()

```

A.7 Оптимізація запасів

```

# Попередня обробка даних
import pandas as pd

from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
optimizer = InventoryOptimizer()
data = optimizer.generate_synthetic_data(n_weeks=520)
df = optimizer.feature_engineering()
df['season_encoded'] = LabelEncoder().fit_transform(df['season'])
df['avg_temp'] = (df['avg_temp'] - df['avg_temp'].mean()) / df['avg_temp'].std()

```

```

# Моделювання Random Forest
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, r2_score
model = RandomForestRegressor(n_estimators=100, max_depth=10)
model.fit(X_train, y_train)
y_pred_test = model.predict(X_test)
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred_test)
r2 = r2_score(y_test, y_pred_test)

# Симуляція запасів
policy = optimizer.calculate_reorder_policy(y_pred_test, lead_time=2, target_service_level=0.98)
simulation = optimizer.simulate_inventory_system(y_pred_test, policy['reorder_point'], policy['eoq'])

# Візуалізація
import matplotlib.pyplot as plt
fig = optimizer.visualize_results(y_test, y_pred_test, simulation['inventory_levels'], policy['reorder_point'])
plt.savefig('inventory_optimization.png')
plt.close()

```

A.8 Імітаційного моделювання логістичних процесів

```

# Завантаження графу та обчислення відстаней
import networkx as nx
import osmnx as ox
import numpy as np

graph = ox.load_graphml('dnipro_drive.graphml')
graph = ox.add_edge_speeds(graph)
graph = ox.add_edge_travel_times(graph)
depot = (48.4647, 35.0462)
all_points = [depot] + customers + nova_poshta_branches
point_nodes = ox.nearest_nodes(graph, X=[p[1] for p in all_points], Y=[p[0] for p in all_points])
dist_matrix = np.zeros((len(all_points), len(all_points)))
for i in range(len(all_points)):
    for j in range(len(all_points)):
        if i != j:
            dist_matrix[i][j] = nx.shortest_path_length(graph, point_nodes[i], point_nodes[j], weight='length') / 1000
routes = [[0, i+1, 0] for i in range(len(all_points)-1)]
savings = [(dist_matrix[0][i] + dist_matrix[0][j] - dist_matrix[i][j], i, j) for i in range(1, len(all_points)) for j in range(i+1, len(all_points))]
savings.sort(reverse=True)

# Алгоритм Кларка-Райта
for s_ij, i, j in savings:
    route_i = next((idx for idx, r in enumerate(routes) if i in r[1:-1]))
    route_j = next((idx for idx, r in enumerate(routes) if j in r[1:-1]))
    if route_i != route_j and routes[route_i][-2] == i and routes[route_j][1] == j:
        if sum(demands[k-1] for k in routes[route_i][1:-1] + routes[route_j][1:-1]) <= 300:
            routes[route_i] = routes[route_i][:-1] + routes[route_j][1:]
            del routes[route_j]

# Візуалізація
import matplotlib.pyplot as plt

```

```
fig, ax = ox.plot_graph(route_graph, node_size=0, edge_color='blue', edge_alpha=0.5, show=False, close=False)
ax.scatter(depot[1], depot[0], color='red', s=100, label='Склад')
ax.scatter(df_routes[~df_routes['is_nova_poshta']]['longitude'], df_routes[~df_routes['is_nova_poshta']]['latitude'],
           color='green', s=20, label='Клієнти')
ax.scatter(df_routes[df_routes['is_nova_poshta']]['longitude'], df_routes[df_routes['is_nova_poshta']]['latitude'],
           color='yellow', s=30, label='Нова Пошта')
plt.legend()
plt.title('Карта маршрутів доставки')
plt.savefig('route_map.png')
plt.close()
```

Додаток Д. Вигляд таблиць бази даних у Power BI

ProductID	ProductName	Category	Brand	UnitCost
976445890	шток регулятора температури води termet terma q, g19-01 / g19-02	запчастини termet	termet	263,2
976447828	регулятор кількості води termet terma q (g19-01)	запчастини termet	termet	260
976458095	мембрана водяного блока termet g19-00, g17-20	запчастини termet	termet	238,8
978201972	мембрана датчика потоку води termet g 19-00 electronic	запчастини termet	termet	319,2
978216996	ремкомплект газового клапана termet g 19-01	запчастини termet	termet	560
978229349	водний блок у зборі termet terma q (g19-01)	запчастини termet	termet	2000
978263189	кран подпитки termet mini max elegance	запчастини termet	termet	680
978299453	мембрана водяного блока termet g19-00 electronic	запчастини termet	termet	239,2
978827656	електромагнітний клапан газової колонки termet g 19-01	запчастини termet	termet	520
978846917	вентилятор, турбіна termet mini max elegance, mini max dynamic	запчастини termet	termet	1834,4
978868564	запальний пальник termet g 19-01, g 19-02	запчастини termet	termet	1000
978878822	електрод розпалювання termet g 19-01, g 19-02	запчастини termet	termet	440
980555347	кришка водяного блоку газової колонки termet terma q / terma q electronic, g19-01/19-02	запчастини termet	termet	540
981093535	мембрана водяної арматури колонки termet terma q, g19-01 / g19-02	запчастини termet	termet	320
981095633	електроклапан для колонок termet 19-00, 17-20, 00-89, pg-6	запчастини termet	termet	876,8
981403021	датчик обмежувач температури 65 градусів для котлів і колонок termet	запчастини termet	termet	240
981424772	термопара з довгою різьбою для колонки termet 19-00, 19-01	запчастини termet	termet	1200
985144123	сопло запальника жеклер termet 19-01. оригінал. синього кольору	запчастини termet	termet	200
985164607	бай-пас водного блока termet terma q, g19-01	запчастини termet	termet	400
995938294	датчик тиску для котлів termet mini max elegance/dynamic, кріплення скобою	запчастини termet	termet	1000
997496293	вторинний теплообмінник termet minimax (під'єднання різьба)	запчастини termet	termet	2694
998616466	датчик температури гвс (датчик ntc) для газового котла termet mini max dynamic, elegance	запчастини termet	termet	204
1001784475	датчик тиску termet mini max, mini term, unico z0900.28.00.00	запчастини termet	termet	1000
1001833280	датчик тиску termet mini max, mini term, unico z0340.08.00.00	запчастини termet	termet	1000
1001839263	датчик температури теплоносія ntc termet mini max, mini term, unico z0560.91.00.00 z0340.08.00.00.	запчастини termet	termet	480
1009102596	форсунка фітіля для колонки termet g 19-01, g 19-00	запчастини termet	termet	95,6
1009107281	втулка на трубку запальника для колонки termet g 19-01, g 19-00, g 19-02 electronic	запчастини termet	termet	140

Таблиця: product dim (рядків: 1 517)

Рисунок Е.1 – Вміст таблиці «product_dim»

OrderID	DateID	CustomerID	ProductID	RegionID	QuantitySold	PricePerUnit	TotalSalesAmount	DiscountApplied
85753327	13	0	2503512565	20	1	290	290	290
84772550	18	0	2503512565	26	1	4030	4030	4030
99064559	151	0	2503512565	10	1	220	220	220
125456959	245	0	2503512565	14	1	370	370	370
120962104	269	0	2503512565	81	1	12350	12350	12350
127164852	285	0	2503512565	153	1	1008,9	1008,9	1008,9
126711760	290	0	2503512565	198	1	370	370	370
135788493	355	0	2503512565	34	1	4740	4740	4740
141800977	366	0	2503512565	34	1	15520	15520	15520
165709041	538	0	2503512565	315	1	1468	1468	1400
170329857	589	0	2503512565	451	1	13260	13260	13260
174983424	615	0	2503512565	95	1	212	212	212
187202884	718	0	2503512565	36	1	180	180	180
209568324	879	0	2503512565	391	1	221	498	498
232632546	1008	0	2503512565	826	1	532	532	532
231809930	1014	0	2503512565	830	1	622	622	622
231514374	1016	0	2503512565	786	1	585	888	888
234694965	1033	0	2503512565	867	1	23157	23157	23157
234182162	1037	0	2503512565	875	1	634	634	634
233589496	1041	0	2503512565	824	1	110	110	110
232787957	1047	0	2503512565	836	1	580	881	881
238579319	1048	0	2503512565	885	1	2190	2190	2190
237851360	1052	0	2503512565	883	1	648	648	648
237649516	1054	0	2503512565	852	1	312	914	914
236472633	1063	0	2503512565	896	1	89	89	89
235808814	1067	0	2503512565	897	1	310	310	310
240387492	1078	0	2503512565	526	1	1177	1177	1177

Таблиця: fact_sales (рядків: 5 649)

Рисунок Е.2 – Вміст таблиці «fact_sales»

CustomerID	FullName	Email	PhoneNu	CustomerSince	OrderCount
123	ірина бовт	-	+3809784653	27 листопада 2019	2
242	ничипоренко сергій анат	-	+3809728207	26 липня 2019 р.	2
434	сергій музичук	-	+3809736923	13 жовтня 2022 р.	2
447	сергей носенко	-	+3809736441	12 грудня 2022 р.	2
634	дмитрий катвицкий	-	+3809889488	15 січня 2023 р.	2
659	петро сімонов	-	+3809795374	23 січня 2023 р.	2
664	денис радкевич	-	+3809767282	26 січня 2023 р.	2
764	дмитрий губа	-	+3809566856	24 жовтня 2022 р.	2
776	ісмет таджиев	-	+3809906707	26 жовтня 2022 р.	2
803	александр костенко	-	+3809591323	1 листопада 2022 р.	3
945	андрей борисов	-	+3809647777	9 січня 2023 р.	2
996	марін матрон	-	+3809935328	5 квітня 2021 р.	2
1162	людмила носик	-	+3809913196	20 липня 2021 р.	2
1319	альберт тахьян	-	+3806772758	11 травня 2022 р.	2
1428	віталій миколенко	-	+3806366344	16 вересня 2022 р.	2
1454	сарабун юрій ярославови	-	+3806767580	22 січня 2021 р.	2
1784	хачатурян армен юрьєви	-	+3806723330	30 листопада 2020	2
1801	олег рудым	-	+3806778392	21 грудня 2020 р.	2
1885	пироженко александр ва	-	+3809941821	21 лютого 2021 р.	2
1930	дмитрий носевич	-	+3809800352	18 листопада 2021	2
2262	андрій борушок	-	+3805072240	4 січня 2022 р.	3
2272	константин тетяк	-	+3809723504	3 лютого 2022 р.	2
2411	пастушенко виктор анатс	-	+3806831289	24 липня 2021 р.	2
2623	тарас вакулін	-	+3809362531	14 листопада 2023	2
2640	артем капитон	-	+3809568593	18 листопада 2023	2
2641	юрій носовський	-	+3806723865	18 листопада 2023	2
2836	павел степура	-	+3809698881	5 січня 2022 р.	2

Таблиця: customer_dim (рядків: 4 865)

Рисунок Е.3 – Вміст таблиці «customer_dim»

RegionName	RegionID	Country
кринички, отделение №2 (до 30 кг): ул. центральная, 26а, україна	1	Україна
нежин, отделение №1: ул. ивана франко, 18, україна	2	Україна
царичанка, отделение №1: ул. соборная, 8-2/а, україна	3	Україна
одесса, отделение №118 (до 30 кг): просп. шевченко, 27, україна	4	Україна
винница, отделение №16 (до 30 кг на одно место): просп. коцюбинского, 70 (тц "петроцентр"), україна	5	Україна
киев, отделение №286 (до 5 кг), мини-отделение: ул. васильковская, 32, україна	6	Україна
херсон, отделение №14 (до 30 кг на одно место): шоссе вячеслава черновола (ран. киндийское), 17а, україна	7	Україна
шостка, отделение №1: ул. садовый бульвар (ран. ленина), 28, україна	8	Україна
никополь (днепропетровская обл.), отделение № 2 (до 30 кг): ул. электрометаллургов, 4а, україна	9	Україна
мариуполь, отделение №8 (до 30 кг на одно место): просп. победы, 109 (левый берег), україна	10	Україна
каменское(днепропетровская обл), отделение №13 (до 15 кг) мини-отделение: просп. свободы (ран. ленина), 57а (маг."фуршет", радуга), україна	11	Україна
марганец, ул. паркова вул. отделение 1, дом. 8, україна	12	Україна
мошны, отделение №1: ул. спасо-преображенская, 147а, україна	13	Україна
не указан, україна	14	Україна
черновцы, отделение №4: ул. главная, 200, україна	15	Україна
часов яр, отделение № 1: ул. олега кошевого, 426, україна	16	Україна
одесса, отделение №64 (до 30 кг на одо место): ул. генерала бочарова, 37, україна	17	Україна
кременчуг, отделение №7: ул. 1-й песчаный тупик,1, україна	18	Україна
рудня, отделение №1: ул. леси украинки, 2, україна	19	Україна
троицкое (луганская обл.), отделение №1: ул. парковая (советская), 22, україна	20	Україна
павлоград, отделение №6 (до 30 кг): вул. горького, 166 (тц "олимпия"), україна	21	Україна
борисполь, отделение №7 (до 30 кг): ул. киевский путь, 127-6/7, україна	22	Україна
одесса, отделение №73 (до 30 кг на одно место): ул. ильфа и петрова, 63/1, україна	23	Україна
ивано-франковск, отделение №6 (до 30 кг): ул. надречная, 2а, україна	24	Україна
новомиргород, україна	25	Україна
яготин, отделение № 2 (до 30 кг на одно место): ул. шевченко, 12, україна	26	Україна
харьков, отделение №30 (до 30 кг на одно место): просп. московский, 259, україна	27	Україна

Таблиця: region_dim (рядків: 4 026)

Рисунок Е.4 – Вміст таблиці «region_dim»

	Date	DatelD	Year	Quarter	Month	DayOfWeek
	31 жовтня 2019 р.	40	2019	4	October	Thursday
	30 жовтня 2019 р.	41	2019	4	October	Wednesday
	29 жовтня 2019 р.	42	2019	4	October	Tuesday
	28 жовтня 2019 р.	43	2019	4	October	Monday
	27 жовтня 2019 р.	44	2019	4	October	Sunday
	26 жовтня 2019 р.	45	2019	4	October	Saturday
	25 жовтня 2019 р.	46	2019	4	October	Friday
	24 жовтня 2019 р.	47	2019	4	October	Thursday
	23 жовтня 2019 р.	48	2019	4	October	Wednesday
	21 жовтня 2019 р.	49	2019	4	October	Monday
	20 жовтня 2019 р.	50	2019	4	October	Sunday
	18 жовтня 2019 р.	51	2019	4	October	Friday
	17 жовтня 2019 р.	52	2019	4	October	Thursday
	15 жовтня 2019 р.	53	2019	4	October	Tuesday
	14 жовтня 2019 р.	54	2019	4	October	Monday
	12 жовтня 2019 р.	55	2019	4	October	Saturday
	11 жовтня 2019 р.	56	2019	4	October	Friday
	10 жовтня 2019 р.	57	2019	4	October	Thursday
	9 жовтня 2019 р.	58	2019	4	October	Wednesday
	8 жовтня 2019 р.	59	2019	4	October	Tuesday
	6 жовтня 2019 р.	60	2019	4	October	Sunday
	5 жовтня 2019 р.	61	2019	4	October	Saturday
	4 жовтня 2019 р.	62	2019	4	October	Friday
	3 жовтня 2019 р.	63	2019	4	October	Thursday
	1 жовтня 2019 р.	64	2019	4	October	Tuesday
	8 жовтня 2020 р.	244	2020	4	October	Thursday
	7 жовтня 2020 р.	245	2020	4	October	Wednesday

Таблиця: date dim (рядків: 1 720)

Рисунок Е.5 – Вміст таблиці «date_dim»