

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ЕКОНОМІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ
КАФЕДРА ЕКОНОМІЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ**

**Кваліфікаційна робота
магістра**

на тему

**МОДЕЛЮВАННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ДИНАМІКИ НА РИНКУ
ЛОГІСТИЧНИХ ПОСЛУГ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ DATA
MINING**

Виконав: студент II курсу, групи 8.0514-ек
спеціальності 051 «Економіка»
освітньої програми «Економічна кібернетика»
Перепелиця Владислав Володимирович
Керівник зав. каф. ек. кіб., проф., д.е.н, професор
Максишко Н.К.
Рецензент доц. каф. ек. кіб., к.е.н., доцент
Чеверда С.С.

Запоріжжя
2025

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

Факультет економічний
Кафедра економічної кібернетики
Рівень вищої освіти магістр
Спеціальність 051 «Економіка»
Освітня програма «Економічна кібернетика»
Спеціалізація _____

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри _____

« ____ » _____ 2025 року

**З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Перепелиця Владислав Володимирович

1. Тема роботи Моделювання економічної динаміки на ринку логістичних послуг з використанням технологій Data Mining

керівник роботи – Максишко Наталія Костянтинівна, д.е.н., професор
затверджені наказом ЗНУ від 25 березня 2025 року № 439-С

2. Строк подання студентом роботи: 01.12.2025

3. Вихідні дані до роботи: постановка завдання, наукова література за темою роботи, офіційні статистичні дані

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки: сутність, структура та тенденції на ринку логістичних послуг в Україні та світі; огляд: показників ефективності в логістиці, підходів до моделювання динаміки ринків та досвіду використання технологій Data Mining в логістиці; застосування методів Data Mining для дослідження економічної динаміки на ринку логістичних послуг; розробка, реалізація та апробація методу підвищення економічної ефективності логістичної послуги.

5. Перелік графічного матеріалу: рисунки, таблиці, презентація

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	д.е.н. проф. Максишко Н.К.		
Розділ 2	д.е.н. проф. Максишко Н.К.		
Розділ 3	д.е.н. проф. Максишко Н.К.		

7. Дата видачі завдання 10.02.2025

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Формування мети, об'єкту, предмету та завдань кваліфікаційної роботи	27.01.2025 – 02.02.2025	Виконано
2.	Узгодження плану роботи, підготовка вступу	03.02.2025 – 09.02.2025	Виконано
3.	Формування основних гіпотез та огляд наукових джерел	10.02.2025– 05.04.2025	Виконано
4.	Підготовка 1-го розділу кваліфікаційної роботи	07.04.2025 – 24.05.2025	Виконано
5.	Підготовка 2-го розділу кваліфікаційної роботи	26.05.2025 – 06.07.2025	Виконано
6.	Підготовка 3-го розділу кваліфікаційної роботи	01.09.2025 – 22.11.2025	Виконано
7.	Аналіз та інтерпретація отриманих результатів, оформлення висновків кваліфікаційної роботи, оформлення вступу та реферату	24.11.2025 – 29.11.2025	Виконано
8.	Нормоконтроль, перевірка на доброчесність, підготовка до захисту	01.12.2025 – 13.12.2025	Виконано

Студент _____ В. В. Перепелиця

Керівник роботи _____ Н. К. Максишко

Нормоконтроль пройдено

Нормоконтролер _____ В.О. Лось

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра містить три розділи, 120 с., 17 рис., 14 табл., 73 джерела, три додатки.

Об'єкт дослідження – економічна динаміка на ринку логістичних послуг.

Предмет дослідження – методи та моделі Data Mining для аналізу динаміки та підвищення економічної ефективності процесів на ринку логістичних послуг.

Мета роботи – виявлення особливостей та тенденцій розвитку ринку логістичних послуг з використанням технологій Data Mining та розробка інноваційних рішень, спрямованих на удосконалення логістичних послуг.

Методи дослідження – аналіз, узагальнення, методи системного аналізу, методи Data Mining (кластерний аналіз, методи еволюційного моделювання - генетичні алгоритми), об'єктно-орієнтоване програмування.

У роботі досліджено сутність, структуру та тенденції розвитку ринку логістичних послуг в Україні та світі, визначено ключові показники ефективності (KPI) логістичної діяльності. Здійснено огляд концептуальних підходів до моделювання динаміки ринків та проаналізовано досвід використання технологій Data Mining для управління логістичними процесами. Застосовано метод кластерного аналізу для сегментації країн за рівнем логістичної ефективності та інтенсивністю вантажних перевезень, що дозволило виявити приховані патерни економічної динаміки. Розроблено та обґрунтовано генетичний алгоритм для підвищення економічної ефективності динаміки перевезень в умовах воєнного стану, який передбачає послідовне визначення оптимального розташування складів та побудову маршрутів у їх околі. Запропонований метод реалізований на мові програмування Python та може бути використаний в існуючих системах підтримки прийняття рішень на ринку логістичних послуг.

ЕКОНОМІЧНА ДИНАМІКА, РИНОК ЛОГІСТИЧНИХ ПОСЛУГ, DATA
MINING, КЛАСТЕРНИЙ АНАЛІЗ, ОПТИМІЗАЦІЯ, ГЕНЕТИЧНИЙ
АЛГОРИТМ, PYTHON

SUMMARY

The master's qualification paper contains three chapters, 120 pages, 17 figures, 14 tables, 73 references, and three appendices.

The object of research is the economic dynamics and functioning processes of the logistics services market.

The subject of research is Data Mining methods and models for analyzing dynamics and improving the economic efficiency of processes in the logistics services market.

The objective of the thesis is to identify the features and development trends of the logistics services market using Data Mining technologies, and to develop innovative solutions aimed at improving logistics services.

Research methods include analysis, generalization, system analysis methods, Data Mining methods (cluster analysis, evolutionary modeling methods - genetic algorithms), and object-oriented programming.

The essence, structure, and development trends of the logistics services market in Ukraine and the world are investigated in the work; key performance indicators (KPI) of logistics activities are determined. An overview of conceptual approaches to modeling market dynamics is carried out, and the experience of using Data Mining technologies for managing logistics processes is analyzed. The cluster analysis method was applied to segment countries by the level of logistics efficiency and freight transport intensity, which allowed identifying hidden patterns of economic dynamics. A genetic algorithm was developed and substantiated to increase economic efficiency of transport dynamics under martial law conditions, which involves sequentially determining the optimal location of warehouses and building routes within them. The proposed method is implemented in the Python programming language and can be used in existing decision support systems in the logistics services market.

ECONOMIC DYNAMICS, LOGISTICS SERVICES MARKET, DATA MINING,
CLUSTER ANALYSIS, OPTIMIZATION, GENETIC ALGORITHM, PYTHON

ЗМІСТ

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ	
РЕФЕРАТ	
SUMMARY	
ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ДИНАМІКИ НА РИНКУ ЛОГІСТИЧНИХ ПОСЛУГ	10
1.1 Сутність, структура та тенденції розвитку ринку логістичних послуг	10
1.2 Ключові показники ефективності (KPI) в логістичній діяльності	27
1.3 Огляд концептуальних підходів до моделювання динаміки ринків	32
РОЗДІЛ 2 ІНСТРУМЕНТАРІЙ ТА МЕТОДИ DATA MINING В МОДЕЛЮВАННІ ЛОГІСТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ	37
2.1 Огляд досвіду використання технологій Data Mining для моделювання та управління логістичними процесами	37
2.2 Застосування кластерного аналізу для дослідження економічної динаміки на ринку логістичних послуг	47
2.3 Кластерний аналіз країн за рівнем розвитку логістичної ефективності	57
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА ТА РЕАЛІЗАЦІЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ ДЛЯ ЗАДАЧІ ОПТИМІЗАЦІЇ ДОСТАВКИ ВАНТАЖІВ	63
3.1 Постановка задачі оптимізації доставки вантажів	63
3.2. Розробка алгоритму та програмного модуля на мові Python для оптимізації динаміки перевезень	72
3.3 Результати оптимізації логістичних маршрутів та їх аналіз	87
ВИСНОВКИ	94
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ТА ПОСИЛАНЬ	96
ДОДАТОК А Аналіз стану та розвитку транспортно-логістичних кластерів (тлк) на європейській території	106
ДОДАТОК Б Вхідні та проміжні дані кластерного аналізу динаміки вантажоперевезень автомобільним транспортом в країнах світу	109
ДОДАТОК В Фрагмент коду генетичного алгоритму	116

ВСТУП

В умовах сучасної глобальної економічної турбулентності ринок логістичних послуг трансформується з допоміжної, інфраструктурної функції у критично важливий стратегічний актив, що визначає життєздатність національних та наднаціональних виробничих систем. Стрімка цифровізація, перехід до концепцій Індустрії 4.0 та поширення омніканальних моделей дистрибуції докорінно змінюють архітектуру ринку, вимагаючи від його учасників не лише операційної ефективності, але й високої адаптивності до стохастичних збурень. У цьому контексті наукова проблема моделювання економічної динаміки логістичного ринку набуває особливої гостроти, оскільки традиційні детерміновані підходи втрачають свою релевантність в умовах нелінійності процесів та експоненційного зростання обсягів даних.

Це зумовлює необхідність впровадження новітніх інструментів, таких як інтелектуальний аналіз даних (Data Mining) для виявлення прихованих закономірностей розвитку ринку, та евристичних методів, зокрема генетичних алгоритмів, для вирішення NP-складних задач оптимізації маршрутів. Поєднання економічного аналізу ринкової динаміки з сучасним інструментарієм аналізу дає змогу не лише оцінити поточний стан галузі, але й запропонувати дієві механізми підвищення ефективності перевезень, що є надзвичайно актуальним завданням для вітчизняних підприємств в умовах сьогодення.

Проблематиці розвитку ринку логістичних послуг та управління ланцюгами постачання присвячено праці багатьох вітчизняних та зарубіжних вчених. Вагомий внесок у дослідження економічних аспектів логістики зробили такі науковці, як Є. Крикавський, М. Окландер, О. Сумець, Н. Чухрай та інші.

Математичні моделі задач транспортування та методи їх розв'язання розглядаються у роботах таких учених, як С. Ткатек, А. Кузьменко, Г. Макріна, І. Козін, Н. Максишко, В. Саркар, С. Савіна та інших.

Проте, незважаючи на значний науковий доробок, актуальність подальших досліджень зумовлена необхідністю інтеграції економічного аналізу ринкової динаміки та пропозиціями щодо її покращення з прикладними інструментами інтелектуального аналізу даних – Data Mining.

Метою роботи є виявлення особливостей та тенденцій розвитку ринку логістичних послуг з використанням технологій Data Mining.

Для досягнення цієї мети поставлено та вирішено такі завдання:

- дослідити сутність, структуру та тенденції на ринку логістичних послуг в Україні та світі;
- виявити ключові показники ефективності в логістичній діяльності;
- проаналізувати концептуальні підходи до моделювання динаміки ринків;
- здійснити огляд досвіду використання технологій Data Mining для моделювання та управління логістичними процесами;
- застосувати метод кластерного аналізу для дослідження економічної динаміки на ринку логістичних послуг;
- розробити метод оптимізації маршрутів доставки вантажів на базі застосування генетичного алгоритму, здійснити його програмну реалізацію та апробацію.

Об'єктом дослідження є економічна динаміка на ринку логістичних послуг.

Предметом дослідження є методи та моделі Data Mining для аналізу динаміки та підвищення економічної ефективності процесів на ринку логістичних послуг.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у виявленні нових особливостей у динаміці та ефективності ринку логістичних послуг за рахунок застосування кластерного аналізу – інструменту Data Mining, а також у розробці та реалізації двоетапного генетичного алгоритму, який, на відміну від існуючих методів, дає змогу комплексно вирішувати задачу вибору оптимального розміщення складів та подальшої маршрутизації перевезень, що створює умови

для підвищення економічної ефективності логістичних послуг за рахунок мінімізації сумарного транспортного бюджету.

Основні результати дослідження було представлено на:

- а) XIII Всеукраїнській науково-практичній конференції Форум молодих економістів-кібернетиків «Моделювання економіки: проблеми, тенденції, досвід» (м. Львів, ЛНУ);
- б) XIX Міжнародній науково-практичній конференції «Управління соціально-економічним розвитком регіонів і держави» (М. Запоріжжя, ЗНУ).

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ДИНАМІКИ НА РИНКУ ЛОГІСТИЧНИХ ПОСЛУГ

1.1 Сутність, структура та тенденції розвитку ринку логістичних послуг

Фундаментальне розуміння об'єкта дослідження – ринку логістичних послуг – вимагає чіткої ідентифікації базових категорій. У сучасній економічній теорії логістика пройшла складний еволюційний шлях від вузькоспеціалізованого військового терміну до глобальної економічної парадигми управління потоками. Логістика визначається як комплексна наука про планування, управління та контроль матеріальних потоків, а також супутніх їм інформаційних, фінансових та сервісних потоків у межах логістичної системи [1]. Це визначення підкреслює її інтегральний характер: вона не обмежується фізичним переміщенням вантажів, а охоплює весь відтворювальний цикл задоволення попиту – від джерела сировини до кінцевого споживання, включаючи процеси зворотної логістики [2].

Важливо зазначити, що логістика, як економічна категорія, є підсистемою більш широкої концепції – управління ланцюгами поставок (Supply Chain Management – SCM). Якщо логістика часто розглядається як внутрішня функція оптимізації потоків з перспективи одного підприємства ("one company issue"), то SCM – це мережева взаємодія багатьох бізнес-суб'єктів ("multicompany issue"), що включає постачальників, виробників, дистриб'юторів та роздрібних торговців [3]. Проте, в умовах сучасного ринку ці межі розмиваються: ефективна логістика окремої компанії неможлива без глибокої інтеграції в загальний ланцюг поставок.

Ринок логістичних послуг є специфічною сферою економічних відносин, де зустрічаються попит на послуги з управління матеріальними потоками (з боку

вантажовласників, промислових підприємств, торгових мереж) та пропозиція цих послуг (з боку спеціалізованих логістичних посередників). Теоретичний аналіз [3] виділяє ключові компоненти логістичного сервісу, які формують його споживчу вартість. Це не просто транспортування, а складний комплекс дій, спрямованих на створення доданої вартості через забезпечення наявності потрібного товару в потрібному місці, у потрібний час та з мінімальними витратами.

Структура логістичної послуги є багатошаровою і включає [3]:

- базові операції фізичного розподілу: транспортування різними видами транспорту, складування, вантажопереробка, пакування та маркування;
- управлінські та інформаційні функції: обробка замовлень, управління запасами, прогнозування попиту, відстеження вантажів (track & trace);
- сервіс з доданою вартістю (Value-Added Services - VAS): митне оформлення, страхування вантажів, передпродажна підготовка, управління поверненнями (реверсивна логістика), консалтинг та інжиніринг ланцюгів поставок.

Економічна динаміка цього ринку визначається не лише фізичними обсягами перевезень, але й якісними змінами в структурі попиту. Споживачі дедалі частіше вимагають комплексних рішень, що спонукає ринок до вертикальної та горизонтальної інтеграції. Ринок логістичних послуг стає простором, де матеріальні активи (склади, транспорт) поєднуються з інтелектуальним капіталом (технології управління, аналітика даних), формуючи нову якість економічних відносин [4].

Розуміння структури ринку неможливе без аналізу інституційних форм його учасників. Найбільш поширеною в академічній та практичній літературі є класифікація логістичних провайдерів за рівнем інтеграції та аутсорсингу, відома як концепція PL (Party Logistics) [5]. Ця ієрархія відображає історичний розвиток

ринку від простого виконання функцій до стратегічного партнерства та повної цифрової оркестрації ланцюгів поставок. Аналіз рівнів PL дозволяє виділити фундаментальні відмінності в бізнес-моделях та джерелах створення вартості на кожному етапі розвитку ринку (див. табл. 1.1).

Таблиця 1.1. Класифікація та порівняльна характеристика логістичних провайдерів (Концепція PL)

Рівень (PL)	Сутність та модель управління	Ключові характеристики та функції	Економічний зміст та джерела вартості	Приклад / Сценарій
1PL (First-Party Logistics)	Автономна логістика. Вантажовласник (виробник або ритейлер) повністю самостійно виконує всі логістичні операції, використовуючи внутрішні ресурси.	Повний контроль над процесами. Використання власного автопарку, складів та персоналу. Відсутність зовнішніх посередників у ключових процесах.	Asset-Based (на основі активів). Вартість створюється за рахунок власної інфраструктури. Високі капітальні витрати (CAPEX), низька гнучкість. Фокус на операційному контролі.	Локальний фермер, що доставляє продукцію на ринок власним транспортом; місцева пекарня з власним фургоном.
2PL (Second-Party Logistics)	Традиційний функціональний аутсорсинг. Передача окремих логістичних функцій (транспорт, склад) спеціалізованим підрядникам.	Компанія-замовник зберігає контроль над управлінням, але використовує активи підрядника (судна, літаки, вантажівки, склади). Відносини часто транзакційні, короткострокові.	Asset-Based. Зниження інвестиційного навантаження на замовника. Вартість створюється за рахунок ефекту масштабу перевізника. Фокус на зниженні собівартості окремої операції.	Морські лінії, залізничні оператори, кур'єрські служби, що виконують лише доставку з пункту А в пункт Б.

Продовження таблиці 1.1

Рівень (PL)	Сутність та модель управління	Ключові характеристики та функції	Економічний зміст та джерела вартості	Приклад / Сценарій
3PL (Third-Party Logistics)	Комплексний аутсорсинг. Провайдер надає пакет інтегрованих послуг, часто беручи на себе значну частину логістичних функцій клієнта.	Провайдер діє як посередник та виконавець. Інтеграція транспортування, складування, обробки замовлень, митного оформлення та IT-систем. Довгострокові контракти.	Asset-Based + Management. Вартість формується за рахунок оптимізації процесів та синергії послуг. Провайдер може мати власні активи або орендувати їх. Фокус на ефективності процесу.	Логістичні оператори (наприклад, DHL, Kuehne+Nagel), що забезпечують повний цикл складської та транспортної логістики для клієнта.
4PL (Fourth-Party Logistics)	Інтегратор ланцюга поставок (LLP - Lead Logistics Provider). Керуюча компанія, що управляє ресурсами, технологіями та інфраструктурою інших 3PL для створення комплексних рішень.	Non-Asset Based (часто). Стратегічне управління. 4PL виступає як "єдине вікно" (Single Point of Contact). Нейтральність у виборі підрядників. Глибока інтеграція IT-систем.	Information-Based (на основі інформації). Вартість створюється за рахунок інтелектуального капіталу, консалтингу та координації. Оптимізація всього ланцюга поставок, а не окремих ланок.	Консалтингові компанії або спеціалізовані підрозділи глобальних інтеграторів, що управляють логістикою транснаціональних корпорацій без володіння вантажівками.
5PL (Fifth-Party Logistics)	Цифрова логістика ("e-logistics"). Управління мережами ланцюгів поставок на основі повної цифрової інтеграції, Big Data та штучного інтелекту.	Повна автоматизація. Орієнтація на e-commerce та складні омніканальні системи. Агрегація попиту 3PL та 4PL провайдерів для досягнення мережевого ефекту.	Data-Driven & Technology-Based. Вартість генерується алгоритмами Data Mining, предиктивною аналітикою та автоматизацією. Реакція на виклики Індустрії 4.0.	Платформи-агрегатори, технологічні компанії, що використовують AI для управління глобальними потоками товарів у реальному часі (наприклад, в екосистемах типу Amazon чи Alibaba).

Джерело: складено автором на основі [5]

Цей розвиток логістичних провайдерів з точки зору концепції PL демонструє чіткий тренд: зі зростанням рівня PL зменшується залежність від володіння фізичними активами і зростає роль інформації, технологій та інтелектуального управління. Якщо на рівнях 1PL-2PL конкурентна перевага визначається наявністю парку автомобілів чи складських площ, то на рівнях 4PL-5PL ключовим стає здатність обробляти дані, будувати прогнозні моделі та інтегрувати розрізнені інформаційні системи.

У контексті дослідження особливу увагу необхідно звернути на рівень 5PL (Fifth Party Logistics). Це відносно нова концепція, яка виникла як відповідь на стрімкий розвиток електронної комерції (e-business) та технологій Індустрії 4.0. 5PL-провайдер розглядається як логістичний агрегатор, що використовує передові технологічні ресурси для "оркестрації" логістики. На відміну від 4PL, який фокусується на одному ланцюгу поставок конкретного клієнта, 5PL прагне консолідувати потреби багатьох клієнтів у єдину мережу, досягаючи синергії та економії масштабу через технологічні платформи [6]. Саме 5PL є основним споживачем та бенефіціаром технологій Data Mining, оскільки його бізнес-модель базується на обробці масивів даних для оптимізації маршрутів, завантаження та управління запасами в режимі реального часу.

Економічна динаміка ринку логістичних послуг є похідною від складного сплетіння макроекономічних трендів та галузевих трансформацій. Аналіз теоретичних джерел дозволяє виокремити ключові драйвери, які формують сучасний ландшафт ринку та повинні бути враховані при побудові моделей.

По-перше, глобалізація та стратегічний аутсорсинг залишаються фундаментальними рушійними силами. Компанії дедалі частіше відмовляються від утримання власних логістичних підрозділів (модель 1PL) на користь професійних провайдерів (3PL/4PL), щоб трансформувати постійні витрати у змінні та підвищити свою стратегічну гнучкість [6]. Це стимулює стабільне зростання попиту на логістичні послуги, корелюючи з динамікою світової

торгівлі та ВВП. Дослідження показують, що логістичні витрати можуть скласти від 8% до 11% ВВП розвинених країн, що підкреслює макроекономічну значущість сектору [2].

По-друге, вибухове зростання електронної комерції (e-commerce) та омніканальності докорінно змінює структуру вантажопотоків. Замість традиційних великих партій товарів (pallet-load), логістика змушена обробляти величезну кількість дрібних відправлень (parcel-load) з високими вимогами до швидкості та точності доставки. Це явище створює "ефект останнього кілометра", який є найбільш витратним та складним етапом логістики, і стимулює появу спеціалізованих 5PL-рішень та технологічних стартапів [7].

По-третє, технологічний імператив та цифровізація виступають катализатором змін. Впровадження Data Mining, штучного інтелекту (AI), Інтернету речей (IoT) та автоматизації складських процесів перестає бути опцією "для обраних" і стає умовою виживання на ринку. Компанії, що ігнорують ці технології, втрачають здатність ефективно керувати запасами та прогнозувати попит, що призводить до зростання витрат та втрати клієнтів. Інвестиції в Tech-рішення дозволяють масштабувати бізнес без пропорційного збільшення фізичних активів [8].

По-четверте, зростає роль стійкості (Resilience) та управління ризиками. Сучасні ланцюги поставок стають все більш вразливими до глобальних шоків (пандемії, геополітичні конфлікти, природні катастрофи). Це вимагає переходу від концепції "Just-in-Time" (точно в строк), яка мінімізує запаси, до більш гнучких моделей "Just-in-Case" (на всяк випадок), що передбачають створення буферів та диверсифікацію постачальників. Моделювання ризиків та побудова сценаріїв стає невід'ємною частиною стратегічного управління логістикою [8].

Окремим важливим фактором стає екологізація логістики ("Green Logistics"). Впровадження екологічних стандартів та технологій (електротранспорт, оптимізація маршрутів для зменшення викидів CO₂) стає

регуляторною вимогою та джерелом ефективності. Теоретичні дослідження [9] вказують на те, що екологічні технології можуть діяти як каталізатор модернізації логістики, створюючи "віртуальні цикли" підвищення продуктивності.

Разом з тим, аналіз лише суб'єктного складу та структури ринку не дає повного уявлення про його потенціал. У сучасних умовах господарювання на перший план виходить не стільки кількість учасників, скільки здатність системи генерувати синергетичний ефект через оптимізацію взаємозв'язків.

Ефективність транспортно-логістичної системи (ТЛС), що визначається співвідношенням якості та вартості транспортно-логістичного обслуговування, є одним із ключових чинників, які формують економічний розвиток країни. Це зумовлює потребу у пошуку механізмів і форм взаємодії елементів ТЛС, а також у розробленні інструментів їх управління.

Варто підкреслити, що завдання полягає не лише в організації великих транспортно-логістичних структур, здатних обробляти значні обсяги вантажів, а й у формуванні системи кластерів, які взаємодіють між собою задля розвитку інновацій та вирішення конкретних проблем транспорту й логістики.

У зв'язку з цим питання створення та розвитку транспортно-логістичних кластерів (ТЛК), а також обґрунтування ефективності такої форми організації взаємодії елементів ТЛС країни, набувають особливої актуальності з огляду на підвищення результативності функціонування транспортно-логістичної сфери.

Відповідно до реєстру Європейської платформи кластерного співробітництва (European Cluster Collaboration Platform, ECCP), у країнах Європи можна виокремити 125 кластерів, діяльність яких так чи інакше пов'язана зі сферою транспорту та логістики [10]. Така висока концентрація транспортно-логістичних кластерів (ТЛК) на європейській території зумовлена активним державним стимулюванням їх створення через спеціальні програми, розроблення «Маніфесту кластеризації в країнах ЄС», «Європейського кластерного меморандуму», а також фінансування технічного оснащення та модернізації

транспортної інфраструктури. Завдяки цим заходам у 1970-х роках з'явилися перші ТЛК у Нідерландах (1976 р.), Іспанії (1989, 1995 рр.), Італії (1994 р.), Австрії (1995 р.), а в період з 2004 по 2017 рр. спостерігалася тенденція інтенсивної кластеризації транспортно-логістичної системи Європи – щороку створювали понад три кластери, з яких більш як два були інноваційними (рис. 1.1).

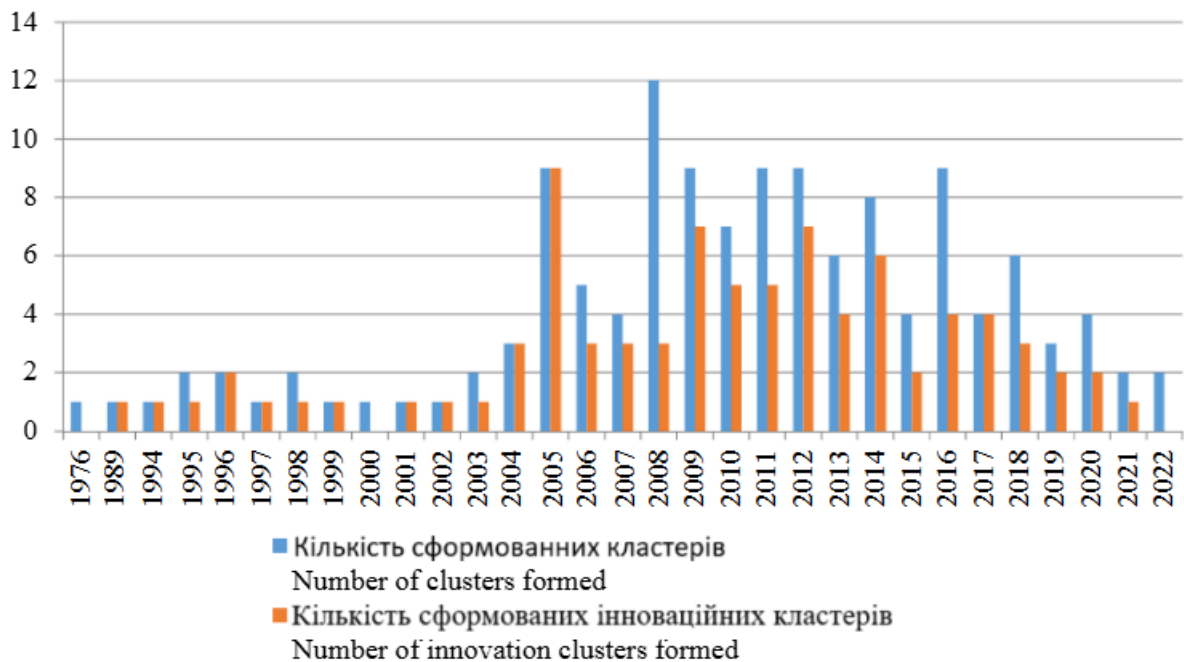


Рисунок 1.1 – Динаміка формування ТЛК в країнах Європи, од.

Джерело: складено автором на основі [10]

Більш детальний аналіз даних щодо транспортно-логістичних кластерів (ТЛК) на європейській території представлено в Додатку А. Проте, необхідно звернути увагу на такі особливості:

- наявність певних диспропорцій у кластеризації за видами транспорту;
- функціонування ТЛК, які здійснюють комплексне вирішення завдань транспортної галузі з урахуванням взаємопов'язаності видів транспорту та тенденцій мультимодальності й інтермодальності;

– однією з характерних рис кластеризації транспортно-логістичної сфери в країнах Європи є інтернаціоналізація та колаборація.

Важливе значення для підвищення ефективності регіональних ТЛС має інноваційність кластерів. На рис. 1.2 наведено дані щодо частки інноваційних кластерів у країнах-лідерах кластеризації транспортно-логістичної сфери (до країн-лідерів віднесено ті, де кількість ТЛК перевищує три) у 2021 та 2024 роках.

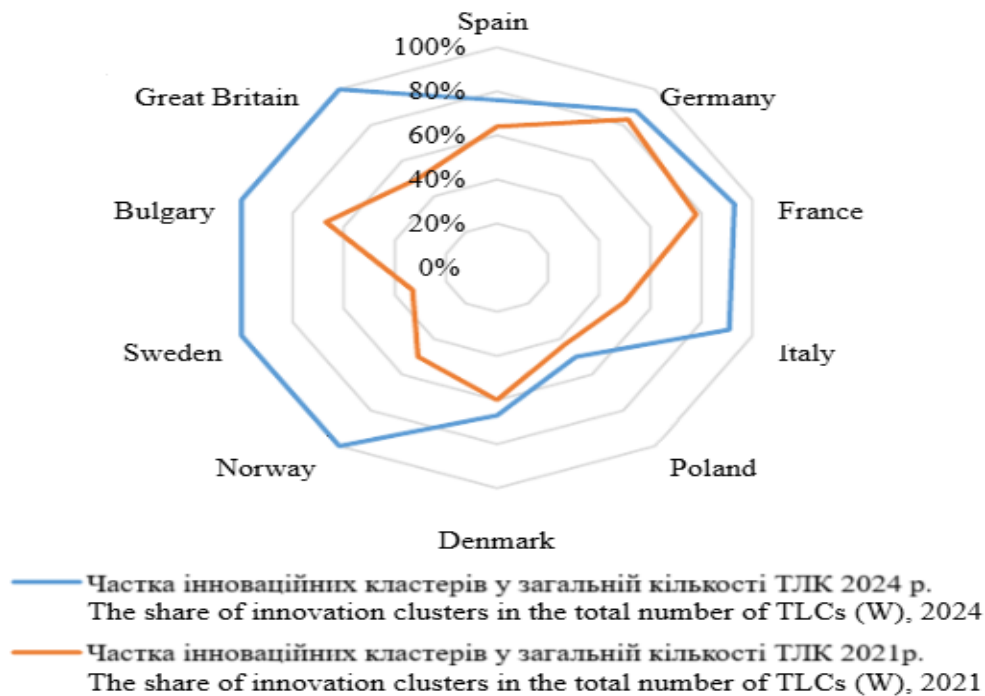


Рисунок 1.2 – Частка інноваційних кластерів у загальній кількості ТЛК у провідних європейських країнах-лідерах кластеризації

Джерело: складено автором на основі [10]

Як можна помітити, частка інноваційних кластерів у 2021–2024 р. зростає, що зумовлено потребою галузі у високотехнологічних рішеннях для забезпечення швидкості, безпеки, екологічності, високої якості обслуговування та інших показників функціонування сучасного транспорту. При цьому найвища

інтенсивність формування інноваційних ТЛК спостерігалася у 2005, 2009 та 2012 роках.

Основною стратегічною метою інноваційних ТЛК є розвиток і впровадження груп інноваційних транспортних технологій у таких напрямках, як автоматизація та робототехніка, екологічна безпека на транспорті, інтегровані транспортні системи, високошвидкісний транспорт, електротранспорт, системи й технології транспортної безпеки, цифрові транспортні рішення, інформаційно-комунікаційні технології, інтелектуальні транспортні системи, дистанційне технічне обслуговування та моніторинг, безпілотні транспортні засоби, дистанційно керовані літальні апарати, технології інтермодальних перевезень, а також технології складської логістики та допоміжних сервісів.

Це визначає специфіку діяльності інноваційних ТЛК, що насамперед проявляється у складі їх учасників. Для таких кластерів характерна значна кількість стартапів і малих інноваційних підприємств, а також організацій, які здійснюють науково-дослідну та проектно-конструкторську діяльність і, як правило, виступають ініціаторами створення відповідних кластерів. Зокрема, інноваційні кластери об'єднують 1063 стартапи та 1234 науково-дослідні організації, що становить 13 % від кількості малих і середніх компаній-учасниць та 10 % від загальної кількості учасників відповідно. Це є важливою тенденцією для застосування новітніх методів аналізу та управління, які ґрунтуються, зокрема, на використанні інструментарію Data Mining.

Крім того, з огляду на стратегічні завдання інноваційні ТЛК концентрують свою діяльність на стимулюванні взаємодії між організаціями в межах інноваційних проєктів, а також на інтернаціоналізації (87%), беручи участь у міжнародних програмах (FP7, H2020, CIP/COSME, INTERREG, EIT KICs тощо) та формуючи стратегічні партнерства (Moving the Future, PERES, Transport Innovation Network, European Railway Clusters Initiative та інші).

Розглянемо стан ринку логістичних послуг України.

Традиційно логістичні кластери визначаються як географічні концентрації взаємопов'язаних компаній (операторів, перевізників, складських девелоперів), що співпрацюють та конкурують, створюючи синергетичний ефект [13]. У контексті України 2024–2025 років класична модель кластеризації набула нових ознак:

- функціональна спеціалізація: чіткий поділ на кластери кур'єрської доставки (СЕР), контрактної логістики (3PL) та промислових вантажоперевезень;
- просторова реконфігурація: зміщення центру ваги з осі "Київ-Одеса" до західних регіонів (Львів-Ужгород) та формування дунайського логістичного вузла;
- інституційна дивергенція: поглиблення розриву в ефективності та стратегіях між приватним капіталом та державними монополіями.

За результатами 2024 року, Топ-10 логістичних компаній України сумарно отримали дохід у розмірі 243,67 млрд грн, що на 12% більше, ніж у 2023 році. Однак, прибутковість залишається нерівномірною: лише 5 з 10 найбільших компаній завершили рік з чистим прибутком, тоді як сумарні збитки інших склали 12,1 млрд грн. Це свідчить про глибоку кластеризацію ринку за рівнем фінансової стійкості [14]. Розглянемо характеристики провідних з Топ-10 логістичних компаній України.

Нова Пошта (група NOVA): компанія стала символом стійкості приватного сектору. У 2024 році її дохід зріс на 23% до 44,78 млрд грн. Однак, чистий прибуток знизився на 37,5% до 2,5 млрд грн. Це зниження не є ознакою слабкості, а результатом свідомої стратегії: капітальні інвестиції (CAPEX) були подвоєні до 8,5 млрд грн (221 млн доларів). Кошти спрямовуються на розбудову мережі сортувальних терміналів, енергонезалежність (генерація) та міжнародну експансію. Це свідчить про те, що бізнес закладає фундамент для домінування у післявоєнний період [15].

Укрзалізниця: як державний монополіст, компанія демонструє колосальний дохід у 102,87 млрд грн. [16], залишаючись основою для перевезення стратегічних вантажів та пасажирів. Її фінансова модель, однак, сильно викривлена збитками від пасажирських перевезень та необхідністю постійного відновлення пошкодженої інфраструктури.

Сектор складської логістики: попри ризики ракетних ударів, попит на складські площі залишається високим, особливо в західних регіонах та навколо Києва. Вакантність є мінімальною, а орендні ставки зростають, що стимулює девелопмент нових індустріальних парків. У 2025 році в Україні зареєстровано близько 100 індустріальних парків, хоча реально працюючих значно менше [17].

Ця динаміка чітко простежується при аналізі фінансових результатів лідерів ринку, що відображено на табл. 1.2.

Таблиця 1.2 – Ключові показники діяльності Топ-10 логістичних компаній України (2025)

Компанія	Тип власності	Дохід, млрд грн	Зміна доходу, %	Чистий прибуток/збиток, млрд грн
Укрзалізниця	Державний	102.87	+11%	-4.19
Нова Пошта	Приватний	44.78	+23%	+2.50
Оператор ГТС України	Державний	38.53	+7%	+1.27
Укрпошта	Державний	12.98	+12%	(збитки скорочено)
Укртрансффта	Державний	10.71	(майже без змін)	+1.22
Лемтранс	Приватний	7.30	+3%	-

Продовження таблиці 1.2

Компанія	Тип власності	Дохід, млрд грн	Зміна доходу, %	Чистий прибуток/збиток, млрд грн
Нео-Транс	Приватний	6.50	+100%	+0.12
Укртрансгаз	Державний	6.8	-33%	-7.44

Джерело: складено автором на основі [15]

Структуру ринку логістичних послуг України можна розглядати як сукупність чотирьох основних кластерів, що відрізняються глибиною інтеграції у бізнес-процеси замовника.

Кластер 1: Автономна логістика.

Цей кластер формують підприємства, що сповідують принцип «все своє». Власник вантажу самостійно виконує всі операції: від складування до транспортування, використовуючи власний автопарк та склади. Це базовий кластер, який поступово звужується, поступаючись місцем більш професійним гравцям.

Кластер 2: Сегментований аутсорсинг.

Найбільш масовий кластер в Україні. Сюди входять компанії, які передають підрядникам лише частину функцій – зазвичай транспортування або зберігання. Координація ланцюга залишається за замовником.

Представники на ринку: Традиційні перевізники («Нова Пошта», «Делівері», «Meest» у сегменті доставки).

Кластер 3: Системні оператори.

Це кластер комплексних рішень. Оператори цього типу не просто перевозять вантаж, а беруть на себе управління цілим блоком завдань: митне оформлення, пакування, маркування, управління запасами. Клієнт фактично не втручається у логістичний процес.

Представники на ринку: «ZAMMLER», «UVK», «Raben», «FM Logistic». Це найбільш динамічний кластер, що росте за рахунок попиту з боку рітейлу та FMCG-сектору.

Кластер 4: Інтегровані та віртуальні екосистеми.

Елітний кластер, що перебуває на стадії зародження в Україні. Йдеться про управління всім ланцюгом поставок, включаючи планування та ІТ-інтеграцію. Це рівень стратегічного партнерства, де провайдер стає частиною бізнесу клієнта. Часто це віртуальна логістика, що базується на глобальних ІТ-платформах.

Представники: В основному представлений транснаціональними гігантами (наприклад, підрозділи «METRO» – MGL Logistik), оскільки локальні гравці поки що рідко досягають такого рівня технологічності.

Війна призвела до формування нових географічних кластерів логістичної активності, змінивши моноцентричну модель (Київ) на поліцентричну. Наведемо їх склад та основні характеристики.

Західний кластер (Львів-Ужгород-Мостиська).

Західна Україна трансформувалася з транзитного коридору на головний логістичний хаб країни.

Драйвери: близькість до кордонів ЄС, релокація бізнесу, безпека.

Інфраструктура: реалізація масштабних проектів, таких як індустріальний парк М10 у Львові (інвестиції ЄБРР та Dragon Capital) [18].

Цінова динаміка: найвищі в країні орендні ставки на склади, нульова вакантність.

Південний кластер (Велика Одеса та Дунай).

Дунайські порти (Ізмаїл, Рені): стали "рятівним колом" під час блокади Чорного моря. Хоча відкриття глибоководних портів дещо знизило навантаження на них, вони залишаються критичним елементом резервної інфраструктури [19].

Велика Одеса: відновлення роботи чорноморських портів дозволило Одесі повернути статус головних експортних воріт (через них проходить ~76%

агроекспорту), проте робота кластеру ускладнена високими ставками страхування та постійними безпековими загрозами [20].

На підставі поданих даних можна зробити висновок, що обсяги перевезень через порти «Великої Одеси» у 2024 році становили 79,9 млн тонн, тоді як через дунайські порти було переміщено 17,3 млн тонн вантажів. У порівнянні з 2023 роком порти одеського регіону демонструють позитивну тенденцію зростання обробки вантажів.

Водночас у портах Дунайського регіону фіксується зниження обсягів перевалки. Зокрема:

- ДП «Ізмаїльський МТП» скоротило обробку вантажів на 32,76%;
- ДП «Ренійський МТП» – на 67,23%;
- ДП «МТП Усть-Дунайськ» – на 66,33%.

Основною причиною цих змін є переорієнтація вантажопотоків до портів «Великої Одеси», що працюють у межах Українського морського коридору. За цей період через коридор пройшло 3138 суден [21]. Його стабільне функціонування забезпечується завдяки злагодженим діям Об'єднаних сил оборони України та Військово-морських сил ЗСУ, які гарантують безпечний рух суден та захист від ворожих загроз.

Попри тимчасове зниження обсягів вантажопереробки, дунайські порти залишаються стратегічно важливими для подальшої інтеграції української транспортно-логістичної системи до інфраструктури Європейського Союзу. Загальну тенденцію до зміни обсягів експорту наочно демонструє рис. 1.3, де відображено динаміку вантажообігу за останні роки.

Центральний кластер (Київ-Дніпро)

Київ зберігає статус головного споживчого хабу, але втратив роль єдиного національного розподільчого центру. Відбудова пошкоджених складів та введення нових площ свідчать про довіру інвесторів до довгострокових перспектив регіону [22].

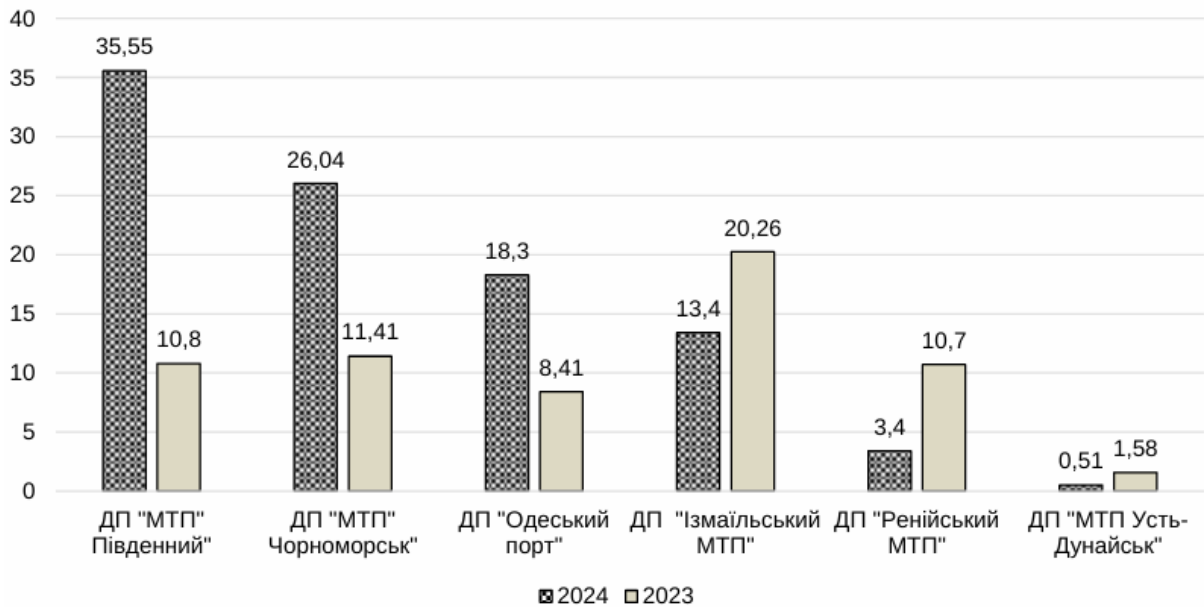


Рисунок 1.3 – Вантажообіг морських портів України (у млн.т.)

Джерело: побудовано автором за [21]

Розвиток національної логістичної інфраструктури безпосередньо корелює з масштабуванням ритейлу та експансією сектору e-commerce. Ключовими драйверами цього процесу є географічне розширення роздрібних мереж та об'єктивна нездатність багатьох компаній самостійно забезпечувати ефективне управління ланцюгами постачання. Водночас ринок стикається з серйозним викликом – дефіцитом сучасних складських хабів, обладнаних мультитемпературними режимами зберігання.

Щорічний приріст онлайн-торгівлі на рівні 25-35% став каталізатором для трансформації ринку: логістичні оператори змушені адаптуватися та інтегрувати спеціалізовані сервіси для інтернет-бізнесу (див. табл. 1.3). В умовах жорсткої конкуренції між класичними та цифровими каналами збуту, пріоритетом для підприємств стає комплексна оптимізація логістики: від удосконалення управління товарними запасами та комплектації до прискорення термінів фінальної доставки споживачеві.

Таблиця 1.3 – Класифікація логістичних сервісів у сфері електронної комерції

Вид сервісу	Цільовий сегмент	Характеристика послуг	Ключові учасники ринку
Фулфілмент	Спеціалізований сектор складської логістики для інтернет-магазинів	Комплексна організація технологічних процесів у центрах обробки: від зберігання запасів до комплектації та відправлення замовлень.	"Raben", "ZAMMLER", "Нова пошта", "FM logistic", "Міст Експрес", "Denka Logistics"
Кур'єрська доставка	B2C (бізнес для споживача)	Оперативне транспортування товарів та кореспонденції у максимально стислі терміни (формат «від дверей до дверей»).	"UPS", "TNT", "FedEx", "DHL"
Експрес-перевезення вантажів	B2B (бізнес для бізнесу)	Поєднання класичних експедиторських послуг з індивідуальними логістичними рішеннями, що надають клієнту додаткові переваги.	"Делівері", "Нова пошта", "Міст Експрес", "Укрпошта"
Поштова логістика	C2C (споживач для споживача)	Традиційне пересилання бандеролей, листів та посилок через поштову мережу.	"Укрпошта", "Нова пошта"
Sharing economy (Економіка спільного користування)	Основний сегмент – C2C, з поступовим впровадженням у B2C та B2B	Використання онлайн-платформ для прямої комунікації між власниками вантажів та перевізниками для організації міжнародних або міжміських рейсів.	–

Джерело: [23]

Аналіз кластерів на ринку логістичних послуг України 2020–2025 років демонструє, що сектор не лише вистояв перед лицем екзистенційних загроз, а й став фундаментом економічної стійкості держави. Ринок чітко сегментувався на високоефективний приватний сектор, орієнтований на інновації та експансію, та державний сектор, що виконує критичні соціальні та інфраструктурні функції. Географічне зміщення активності на Захід та Південь створило більш збалансовану та диверсифіковану логістичну мережу.

Подальший розвиток ринку залежатиме від здатності компаній балансувати між високими витратами на безпеку та необхідністю підтримувати конкурентоспроможні тарифи, а також від глибини інтеграції в єдиний ринок Європейського Союзу.

Таким чином, ринок логістичних послуг представляє собою складну, ієрархічну та динамічну систему. Вона характеризується мережевою взаємодією різнорідних агентів (від власників активів до цифрових інтеграторів), високою чутливістю до зовнішніх шоків та зростаючою залежністю від інформаційних технологій. Моделювання економічної динаміки в такому середовищі вимагає відходу від статичних моделей до адаптивних інструментів, здатних враховувати багатofакторність та нелінійність процесів.

1.2 Ключові показники ефективності (KPI) в логістичній діяльності

Для побудови релевантної математичної моделі економічної динаміки критично важливо визначити систему координат – набір змінних, які кількісно описують стан та поведінку логістичної системи. Ключові показники ефективності (Key Performance Indicators – KPI) виступають тими метриками, на основі яких здійснюється моніторинг, аналіз та прогнозування з використанням технологій Data Mining.

У науковій літературі оцінка функціонування логістичних систем традиційно базується на двох взаємопов'язаних, але відмінних поняттях: ефективності (efficiency) та результативності (effectiveness) [24].

- *ефективність* (Efficiency) характеризує внутрішню економічність системи, тобто наскільки раціонально використовуються ресурси для створення виходу. Це співвідношення "витрати/результат". Головна мета тут – мінімізація витрат при заданому обсязі робіт;

- *результативність* (Effectiveness) відображає ступінь досягнення стратегічних цілей та задоволення потреб клієнта. Це міра того, наскільки отриманий результат відповідає очікуванням. Головна мета – максимізація цінності та якості сервісу.

Сучасна теорія (зокрема, [25]) наголошує на недостатності використання виключно фінансових показників, оскільки вони є "запізнілими" індикаторами (lagging indicators), що констатують минулі результати, але слабо прогнозують майбутнє. Для повноцінного моделювання динаміки необхідна інтеграція фінансових та нефінансових, кількісних та якісних метрик у єдину збалансовану систему.

Найбільш авторитетною та широко визнаною методологічною базою для систематизації логістичних процесів та показників є модель SCOR (Supply Chain Operations Reference), розроблена Радою з ланцюгів поставок (Supply-Chain Council) [26]. Ця модель забезпечує універсальну мову для опису, аналізу та бенчмаркінгу ланцюгів поставок будь-якої складності.

SCOR-модель має ієрархічну структуру, що дозволяє деталізувати показники від стратегічного до операційного рівня:

- рівень 1 (Стратегічний) – визначає п'ять ключових атрибутів ефективності (Performance Attributes) та відповідні метрики вищого рівня;

- рівень 2 (Тактичний) – деталізує процеси за типами (наприклад, планування, постачання, виробництво, доставка, повернення) та конфігураціями

(наприклад, виробництво на склад vs виробництво на замовлення);

– рівень 3 (Операційний) – містить конкретні метрики процесів, діагностичні показники та кращі практики для виконання операцій.

Для цілей моделювання динаміки ринку найбільшу цінність представляють атрибути першого рівня, які дозволяють комплексно оцінити стан системи (див. табл. 1.4).

Ця структура є надзвичайно корисною для задач Data Mining. Наприклад, метрика *Perfect Order Fulfillment* може виступати цільовою змінною (target variable) у прогностичній моделі, де предикторами будуть виступати дані про погодні умови, затори, наявність персоналу та історичні дані про надійність постачальників. Аналіз кореляцій між показниками різних груп (наприклад, як зниження *Vumrat* впливає на *Надійність*) дозволяє знаходити оптимальні компромісні рішення (trade-offs) [26].

Для інтеграції стратегічного бачення в систему операційного моніторингу широко застосовується концепція Збалансованої системи показників (BSC), адаптована для логістики. Вона розширює аналітичний горизонт, додаючи до фінансових та клієнтських метрик перспективи внутрішніх процесів та навчання.

У логістичному контексті BSC структурується наступним чином [27]:

а) фінансова перспектива – фокусується на економічних результатах. Основні показники: рентабельність інвестицій (ROI), операційний дохід, логістичні витрати як відсоток від продажів, cash flow;

б) клієнтська перспектива – оцінює сприйняття сервісу споживачем. Включає задоволеність клієнтів (Customer Satisfaction), частку ринку, лояльність, рівень сервісу (SLA);

в) перспектива внутрішніх бізнес-процесів – аналізує операційну досконалість. Сюди відносяться показники часу циклу, якості процесів, продуктивності, кількості помилок та збоїв;

Таблиця 1.4 – Ключові атрибути ефективності та KPI згідно з моделлю SCOR

Атрибут ефективності	Орієнтація	Визначення	Приклади стратегічних метрик (Level 1 KPI)	Приклади операційних метрик для Data Mining
Надійність (Reliability)	Клієнт (Зовнішня)	Здатність виконувати завдання відповідно до очікувань (правильний товар, якість, час, документація).	Perfect Order Fulfillment (Ідеальне виконання замовлення).	Точність комплектації замовлення, % помилок у документах, % пошкоджених вантажів.
Швидкість (Responsiveness)	Клієнт (Зовнішня)	Швидкість виконання завдань та надання послуг клієнту.	Order Fulfillment Cycle Time (Час циклу виконання замовлення).	Час обробки замовлення, час доставки (Delivery Time), час реакції на запит.
Гнучкість (Agility)	Клієнт (Зовнішня)	Здатність ланцюга поставок реагувати на зовнішні зміни, коливання попиту та ризику.	Upside Supply Chain Flexibility (Гнучкість до збільшення обсягів), Supply Chain Adaptability.	Час на переналаштування процесів, доступна резервна ємність складу/транспорту.
Витрати (Costs)	Внутрішня (Ефективність)	Вартість управління всіма процесами ланцюга поставок.	Total Supply Chain Management Cost (Загальні витрати на управління ЛП), Cost of Goods Sold (COGS).	Транспортні витрати на одиницю, складські витрати, адміністративні витрати, витрати на повернення.
Управління активами (Asset Management)	Внутрішня (Ефективність)	Ефективність використання активів (інфраструктури, запасів, коштів) для задоволення попиту.	Cash-to-Cash Cycle Time (Цикл обігу грошових коштів), Return on Supply Chain Fixed Assets.	Оборотність запасів (Inventory Turnover), коефіцієнт використання транспорту, завантаженість складу.

Джерело: складено автором на основі [26]

г) перспектива навчання та розвитку (інновацій) – оцінює нематеріальні активи. Показники: задоволеність та плінність персоналу, наявність та ефективність ІТ-систем, рівень впровадження інновацій (наприклад, технологій 5PL).

Застосування BSC дозволяє структурувати вхідні дані для моделей Data Mining. Наприклад, аналіз впливу інвестицій у навчання персоналу (перспектива розвитку) на скорочення часу циклу (внутрішні процеси) і, як наслідок, на зростання прибутку (фінанси) дозволяє виявити приховані причинно-наслідкові зв'язки, які неможливо побачити при аналізі лише фінансових звітів [27].

Крім стандартних систем, для моделювання динаміки ринку важливими є специфічні індикатори, що відображають динамічні властивості системи. Одним із найважливіших є міра "Ефекту батога" (Bullwhip Effect) [28]. Цей показник вимірює амплітуду коливань замовлень на різних етапах ланцюга поставок відносно коливань попиту кінцевого споживача. Високе значення цього показника свідчить про десинхронізацію та неефективність системи, що призводить до надлишкових запасів та втрат.

Також набувають ваги екологічні KPI, пов'язані з концепцією сталого розвитку. Вимірювання вуглецевого сліду, ефективності використання палива та відсотка перероблених відходів стає критичним, оскільки екологічні обмеження дедалі більше впливають на економічні параметри логістики [29].

Основною проблемою при використанні KPI є їх взаємна конфліктність. Наприклад, прагнення максимізувати завантаження транспорту (ефективність активів) може призвести до затримок у відправленні та зниження швидкості доставки (клієнтський сервіс). Традиційні методи управління часто не можуть знайти оптимальний баланс у цьому багатовимірному просторі. Саме тут методи Data Mining демонструють свою перевагу, дозволяючи знаходити нелінійні оптимуми та прогнозувати наслідки управлінських рішень на всю систему показників.

1.3 Огляд концептуальних підходів до моделювання динаміки ринків

Моделювання економічної динаміки на ринку логістичних послуг передбачає створення формалізованих описів поведінки системи в часі під впливом різноманітних факторів. Еволюція наукової думки в цьому напрямку пройшла шлях від жорстких детермінованих моделей до гнучких адаптивних систем, здатних навчатися на даних.

Фундаментальним підходом до аналізу складних систем зі зворотними зв'язками є системна динаміка (System Dynamics), основоположником якої є Джей Форрестер. Цей метод розглядає логістичну систему як сукупність потоків (матеріальних, інформаційних, фінансових) та накопичувачів (запасів, грошових коштів), що взаємодіють через контури зворотного зв'язку з часовими затримками [30].

Центральним об'єктом дослідження в рамках цього підходу є "Ефект батога" (Bullwhip Effect), або ефект Форрестера. Суть феномену полягає в тому, що незначні відхилення попиту з боку кінцевого споживача призводять до прогресуючого зростання амплітуди коливань замовлень при русі вгору по ланцюгу поставок (до дистриб'юторів, виробників та постачальників сировини) [30].

Теоретичні причини виникнення ефекту батога, що підлягають моделюванню:

а) спотворення інформації та локальна оптимізація: відсутність прозорості та обміну даними між учасниками ланцюга призводить до того, що кожен агент приймає рішення, базуючись лише на локальній інформації, ігноруючи загальну картину [31];

б) часові затримки (Time Lags): наявність лагу між моментом прийняття рішення про замовлення та моментом його виконання (lead time) створює розрив, який ускладнює управління системою та призводить до розгойдування [32];

в) раціональна, але помилкова поведінка агентів: панічні замовлення (over-ordering) у періоди очікуваного дефіциту ("gaming"), групування замовлень (order batching) для економії на транспорті, а також реакція на цінові коливання [33].

Методологічно системна динаміка використовує систему диференціальних рівнянь для опису станів системи. Це "top-down" підхід, який дозволяє зрозуміти загальну структуру та логіку поведінки системи на макрорівні, виявити "вузькі місця" та перевірити стратегічні гіпотези. Однак, цей метод має обмеження при моделюванні індивідуальної гетерогенної поведінки великої кількості агентів та при роботі з високочастотними реальними даними [34].

Довгий час домінуючим інструментом прогнозування в логістиці були класичні економетричні методи. Вони базуються на статистичному аналізі історичних даних для виявлення залежностей та екстраполяції трендів.

До найбільш поширених методів відносяться:

- ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average): потужний метод для аналізу часових рядів, що пояснює майбутні значення змінної на основі її минулих значень та помилок прогнозу. Він ефективний для стабільних процесів з чіткою сезонністю [35];

- множинна лінійна регресія: дозволяє оцінити вплив набору незалежних факторів (наприклад, ВВП, інфляція, ціни на паливо) на залежну змінну (обсяг перевезень) [36].

Критичні обмеження традиційних методів в сучасних умовах:

- а) вимога лінійності та стаціонарності: економетричні моделі, як правило, передбачають лінійний характер зв'язків та стаціонарність процесів (або можливість їх зведення до стаціонарності). Однак реальні логістичні системи є суттєво нелінійними та нестаціонарними, особливо в періоди криз [37];

- б) чутливість до викидів та "шуму": традиційні методи часто не здатні відрізнити корисний сигнал від шуму або адекватно обробити аномальні викиди,

які можуть бути індикаторами важливих змін ринку [38];

в) обмежена розмірність даних: економетрика погано масштабується на задачі з тисячами потенційних предикторів (high-dimensional data), що є нормою для сучасних Big Data середовищ [35];

г) "залежність від минулого": моделі типу ARIMA повністю покладаються на історичні дані, припускаючи, що майбутнє буде схожим на минуле. Це робить їх вразливими до структурних зсувів та "чорних лебедів" [39].

Утім, в умовах високої волатильності ринків та зростання обсягів інформації (Big Data), лінійні моделі часто виявляються недостатньо гнучкими. Натомість Інтелектуальний аналіз даних (Data Mining) та методи машинного навчання (Machine Learning - ML) представляють собою якісний стрибок у моделюванні економічної динаміки. Якщо статистичний аналіз перевіряє заздалегідь сформульовані гіпотези, то Data Mining автоматично *генерує* гіпотези, знаходячи приховані патерни та кореляції у великих масивах даних [40].

Наведемо переваги використання Data Mining [40] для моделювання ринку логістичних послуг:

а) Робота з Big Data: методи ML здатні обробляти величезні обсяги гетерогенної інформації – структуровані дані транзакцій, неструктуровані текстові дані, сигнали з датчиків IoT, геолокаційні дані тощо [41];

б) Моделювання нелінійності: алгоритми, такі як нейронні мережі (Neural Networks), випадкові ліси (Random Forest) чи градієнтний бустинг (Gradient Boosting), не вимагають апріорних припущень про форму залежності і можуть апроксимувати функції будь-якої складності [42];

в) Висока прогностична точність: емпіричні дослідження підтверджують, що ML-моделі часто перевершують традиційні економетричні методи (зокрема ARIMA) на коротко- та середньострокових горизонтах, особливо в умовах волатильності [36].

Щоб чітко розмежувати сфери ефективності кожного з інструментів,

звернемося до порівняльного аналізу, представленого в табл. 1.5.

Таблиця 1.5 – Порівняльний аналіз підходів до моделювання економічної динаміки

Характеристика	Економетрика (Традиційний підхід)	Data Mining / Machine Learning (Сучасний підхід)
Основна мета	Перевірка теорій, оцінка параметрів, інтерпретація причинності (causality).	Прогнозування (prediction), розпізнавання патернів, класифікація.
Вимоги до даних	Структуровані дані, відносно невеликі вибірки, суворі вимоги до якості.	Великі обсяги (Big Data), можливість роботи з "брудними" та неструктурованими даними.
Математичний апарат	Статистика, теорія ймовірностей, лінійна алгебра.	Алгоритми оптимізації, теорія графів, обчислювальна математика.
Припущення	Лінійність, нормальний розподіл, гомоскедастичність, стаціонарність.	Мінімум апіорних припущень (data-driven approach).
Сфери застосування в логістиці	Макроекономічний аналіз, довгострокове стратегічне планування.	Оперативне прогнозування попиту, динамічне ціноутворення, прогнозування часу доставки, виявлення аномалій.
Переваги	Інтерпретованість результатів ("біла скринька"), теоретична обґрунтованість.	Висока точність на складних даних, адаптивність, автоматизація.
Недоліки	Низька гнучкість, нездатність описати складну нелінійність.	Складність інтерпретації ("чорна скринька"), ризик перенавчання (overfitting), високі обчислювальні вимоги.

Джерело: [40]

Окремим напрямом, що набуває популярності, є агентне моделювання (ABM). На відміну від системної динаміки, ABM використовує підхід «bottom-up» (знизу-вгору). Модель будується як сукупність автономних агентів (водіїв, менеджерів, клієнтів, складів), кожен з яких має свої правила поведінки та цілі. Взаємодія цих агентів породжує емерджентну поведінку системи, яку неможливо передбачити, аналізуючи лише окремі компоненти [31].

ABM є ідеальним інструментом для дослідження ринкової динаміки, оскільки дозволяє врахувати гетерогенність учасників ринку, їх здатність до навчання та адаптації. Поєднання ABM з Data Mining відкриває нові перспективи: дані реального світу використовуються для калібрування поведінкових правил агентів, що робить симуляцію максимально наближеною до реальності. Такий гібридний підхід дозволяє не лише прогнозувати "що буде", але й відповідати на питання "чому це сталося" та "що якщо" (what-if analysis), тестуючи різні сценарії розвитку подій у безпечному віртуальному середовищі [43].

Таким чином, наведений огляд переконує у необхідності використання інструментарію Data Mining для моделювання ринку логістичних послуг.

РОЗДІЛ 2

ІНСТРУМЕНТАРІЙ ТА МЕТОДИ DATA MINING В МОДЕЛЮВАННІ ЛОГІСТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ

2.1 Огляд досвіду використання технологій Data Mining для моделювання та управління логістичними процесами

З розвитком технологій збору даних (IoT, RFID, GPS) логістика увійшла в епоху Big Data. Це змінило підхід до аналізу: від підтвердження теоретичних гіпотез (theory-driven) до виявлення знань безпосередньо з даних (data-driven). Data Mining (або KDD – Knowledge Discovery in Databases) – це процес автоматичного виявлення корисних патернів у великих масивах даних [44].

Процес Data Mining не обмежується лише застосуванням алгоритмів. Він включає етапи розуміння бізнес-проблеми, підготовки даних (очищення, трансформація), моделювання, оцінки результатів та впровадження.

У контексті логістики виділяють два основні напрямки аналітики даних, які часто протиставляються, але насправді доповнюють один одного [45]:

а) Supply Chain Data Mining (SCDM) – орієнтований на ретроспективний аналіз. Використовує історичні дані для виявлення прихованих закономірностей, оптимізації процесів та зниження витрат. Основні методи: кластеризація, асоціативні правила;

б) Predictive Analytics in Logistics (PAL) – орієнтована на перспективу. Використовує статистичні моделі та машинне навчання для прогнозування майбутніх подій (попиту, ризиків, затримок).

Data Mining у логістиці вирішує широкий спектр задач, які можна згрупувати за типом використовуваних алгоритмів, як це представлено у табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняльний аналіз методів Data Mining у логістиці

Клас задачі	Опис	Методи та Алгоритми	Типове застосування в логістиці
Класифікація	Віднесення об'єкта до наперед визначеного класу	Дерева рішень (Decision Trees), Логістична регресія, SVM, Нейронні мережі	Оцінка надійності постачальників, виявлення шахрайства, класифікація затримок
Кластеризація	Групування об'єктів за подібністю без вчителя	K-Means, Ієрархічна кластеризація (Hierarchical), DBSCAN	Сегментація клієнтів, ABC/XYZ аналіз запасів, зонування складів
Асоціативні правила	Виявлення закономірностей спільної появи подій	Apriori, FP-Growth	Аналіз "ринкового кошика", оптимізація розміщення товарів (Slotting)
Регресія/Прогноз	Передбачення числових значень	Лінійна регресія, ARIMA, LSTM, Gradient Boosting (XGBoost)	Прогнозування попиту, оцінка часу доставки (ETA), прогнозування витрат
Виявлення аномалій	Пошук відхилень від норми	Isolation Forest, One-Class SVM, Автоенкодера	Виявлення помилок в інвентаризації, крадіжки, збої обладнання

Джерело: Джерело: складено автором на основі [46,47]

Інтеграція методів Data Mining дозволяє вирішувати специфічні проблеми в кожній ланці ланцюга постачань, забезпечуючи перехід до інтелектуальної логістики.

Застосування алгоритмів кластеризації, зокрема K-Means, дозволяє проводити сегментацію номенклатури за багатьма критеріями одночасно: обсяг продажів, варіативність попиту, частота відбору (picking frequency), критичність для клієнта, тривалість циклу виконання замовлення.

Алгоритм K-Means ітеративно розбиває множину товарів на k кластерів, мінімізуючи відстань від кожного товару до центру кластера (центроїда). Це дозволяє виявити групи товарів зі схожими характеристиками, які не очевидні при одновимірному аналізі. Наприклад, можна виділити групу "низька вартість, висока волатильність, критичні для виробництва", до якої слід застосувати специфічну політику управління (наприклад, високий страховий запас). Дослідження показують, що такий підхід (Data-driven ABC) є більш об'єктивним, ніж встановлення довільних порогів (наприклад, 80/20) вручну [47].

Неточність записів про запаси (Inventory Record Inaccuracy - IRI) є хронічною проблемою складів, що призводить до втрачених продажів та надлишкових запасів. IRI виникає через помилки сканування, крадіжки або адміністративні помилки. Традиційні методи, такі як повна інвентаризація, є дорогими.

Методи Anomaly Detection (наприклад, Isolation Forest) дають змогу аналізувати транзакційні дані в реальному часі. Вони виявляють патерни, що відхиляються від норми (наприклад, аномально часті коригування залишків, невідповідність між замовленнями на поповнення та продажами), сигналізуючи про можливі "фантомні" запаси або втрати. Це дозволяє переходити до вибіркової інвентаризації, фокусуючись лише на проблемних позиціях.

Алгоритми пошуку асоціативних правил, такі як Apriori та FP-Growth, аналізують історію замовлень для виявлення товарів, які часто замовляються разом. Результатом є правила виду $X \rightarrow Y$ ("Якщо замовляють X , то замовлять і Y ").

Для оцінки сили зв'язку використовуються метрики [48]:

- Support (Підтримка) – частота появи набору товарів у всіх транзакціях;
- Confidence (Достовірність) – ймовірність того, що Y буде в замовленні, якщо там є X ;

- Lift (Ліфт) – показник того, наскільки залежність між X та Y сильніша за випадкову. Значення $Lift > 1$ свідчить про сильний позитивний зв'язок.

У логістиці це використовується для Slotting Optimization: товари з високим показником Lift розміщуються у сусідніх комірках або зонах. Це зменшує кількість "зигзагоподібних" переміщень персоналу та техніки, підвищуючи продуктивність відбору замовлень. Також це дозволяє оптимізувати консолідацію вантажів, зменшуючи кількість часткових відправлень (split shipments) [49].

Точність прогнозування попиту є критичним фактором для зменшення «ефекту батога» (Bullwhip Effect) та оптимізації всього ланцюга. Тут відбувається найгостріша конкуренція між класичними статистичними методами та машинним навчанням.

Моделі ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) довгий час були золотим стандартом. Вони базуються на лінійній кореляції між поточними та минулими значеннями ряду. ARIMA є прозорою та інтерпретованою моделлю. Однак, вона має суттєві обмеження: вимагає стаціонарності даних (або їх зведення до стаціонарності через диференціювання), погано справляється з нелінійними залежностями та складними зовнішніми факторами (акції, погода) [50].

Сучасні підходи використовують такі алгоритми, які здатні вловлювати складні нелінійні патерни:

- XGBoost та Random Forest – деревовидні ансамблеві методи демонструють високу ефективність у задачах прогнозування попиту, особливо коли наявна велика кількість різномірних ознак (категорійні змінні, атрибути товару). Дослідження показують, що XGBoost часто перевершує інші моделі за точністю (R^2) у прогнозуванні обсягів замовлень [51];

- LSTM (Long Short-Term Memory) – спеціальна архітектура рекурентних нейронних мереж (RNN), розроблена для роботи з послідовностями.

На відміну від звичайних RNN, LSTM має механізм «воріт» (forget, input, output gates), який дозволяє моделі «запам'ятовувати» важливі довгострокові залежності та ігнорувати шум. Експериментальні порівняння свідчать, що LSTM стабільно перевершує ARIMA у прогнозуванні попиту на товари з високою волатильністю та сезонністю (наприклад, продукти харчування), демонструючи меншу помилку (RMSE/MAPE) [50];

– Гібридні моделі (CNN-LSTM, Transformer) – новітні дослідження пропонують поєднувати різні архітектури. CNN (Convolutional Neural Networks) використовуються для вилучення локальних ознак з часового ряду (наприклад, короткострокові тренди), які потім передаються в LSTM для моделювання часової динаміки [52]. Трансформери, що базуються на механізмі уваги (Self-Attention), дозволяють враховувати глобальний контекст і паралельно обробляти дані, що робить їх перспективними для довгострокового прогнозування та аналізу збоїв у ланцюгах постачань [52].

Було проведено аналіз трьох поширених підходів: класичного статистичного методу ARIMA та сучасних алгоритмів LSTM і XGBoost. Основні відмінності між ними за ключовими критеріями (тип залежностей, стаціонарність, інтерпретованість тощо) систематизовано в табл. 2.2.

У транспортній логістиці Data Mining дозволяє переходити від статичного планування до динамічного управління.

Для передбачення часу прибуття (Estimated Time of Arrival – ETA) та ймовірності затримок використовуються регресійні моделі. Цікавим є застосування гібридних підходів, наприклад, поєднання Firefly Algorithm (алгоритм світлячків – метаевристика ройового інтелекту) з деревами рішень (Decision Tree Regression). У такій схемі алгоритм світлячків використовується для оптимізації гіперпараметрів дерева рішень та відбору найбільш значущих ознак, що дозволяє значно підвищити точність прогнозу порівняно з базовими методами [53].

Таблиця 2.2 – Порівняльна характеристика методів прогнозування часових рядів

Характеристика	ARIMA	LSTM (Deep Learning)	XGBoost (Ensemble ML)
Тип залежностей	Лінійні	Складні нелінійні, часові	Нелінійні, табличні дані
Стаціонарність	Вимагається	Не обов'язкова	Не обов'язкова
Зовнішні фактори	Обмежено (ARIMAX)	Відмінно (багатовимірні ряди)	Відмінно (як ознаки)
Інтерпретованість	Висока ("Біла скринька")	Низька ("Чорна скринька")	Середня (Feature Importance)
Обсяг даних	Ефективна на малих даних	Вимагає великих масивів	Ефективна на середніх/великих

Джерело: складено автором на основі [50,51,52]

Представляє інтерес кейс компанії DHL, який має назву «Оптимізація та «останній кілометр» Провідна світова логістична компанія DHL, що оперує у понад 220 країнах, активно використовує переваги інтелектуального аналізу даних (Data Mining). Основною причиною впровадження великих даних є оптимізація «останнього кілометра» – завершального етапу ланцюга постачання, який генерує найбільшу частку витрат.

Компанія застосовує два підходи до цього процесу:

- а) оптимізація традиційного автопарку: обробка масивних потоків інформації для оптимізації маршрутів доставки в режимі реального часу;
- б) нова модель доставки: використання обробки даних для управління «натовпом» випадкових перевізників (краудсорсинг), що дозволяє замінити частину штатного персоналу.

Крім того, великі дані дозволяють вирішувати «задачу комівояжера» шляхом комбінаторної оптимізації на основі подій у реальному часі, оновлюючи

маршрути через бортові навігаційні системи. Також розглядається можливість залучення інших учасників дорожнього руху (таксі, водіїв), що потребує складних технологій геокореляції.

Інші сфери застосування в DHL:

- управління ресурсами – для підвищення надійності планування;
- стратегічне планування мережі – сценарне моделювання та регресійний аналіз;
- обслуговування клієнтів (CRM) – ідентифікація найцінніших клієнтів через кластеризацію та аналіз тексту;
- допомога МСБ: Малі та середні підприємства можуть використовувати інструменти на кшталт DHL Address Manager для верифікації адрес, що є критичним у країнах, що розвиваються.

Аналітика у транспортних перевезеннях, зокрема, експерименти з кластеризацією вантажів дозволили виявити чіткі закономірності. Наприклад, певні відправлення класифікуються як авіавантажі на основі сукупності факторів: велика відстань (близько 2000 км.), короткий час у дорозі (24 години) та географічні координати. Подібний аналіз дозволяє виділяти унікальні характеристики різних груп відправлень.

Логістика у військовій справі Методи інтелектуального аналізу даних використовуються для створення баз знань інтелектуальних систем. На прикладі логістики армії Малайзії використання пошуку частих шаблонів та асоціативних правил дозволило виявити сезонність розподілу боєприпасів протягом року.

Аналіз ринкової конкуренції із застосуванням Data Mining дозволяє проводити аналіз розсіювання ключових факторів конкурентоспроможності. Найважливішими факторами визначено: якість та бренд продукту, рівень витрат підприємства та адаптацію пропозиції до попиту. Аналіз показав, що домінування у якості та бренді (76,03% ваги у розсіюванні) є достатнім для утримання ринкової переваги.

Складська логістика та сезонність. Аналіз бізнес-інформації складів (кількість відправлень, напрямки, дата, обсяг, вага) дозволяє зробити важливі висновки для підвищення ефективності:

- менші партії товарів потребують менше часу на підготовку;
- пікові періоди надходження товарів припадають на січень та серпень;
- навесні спостерігаються найбільші показники як за обсягом, так і за вагою вантажів. Ці дані критично важливі для планування складського простору під майбутні поставки;

Оптимізація комплектування замовлень у складській логістиці Data Mining використовується для:

- знаходження асоціацій між замовленнями для мінімізації дистанції переміщення персоналу;
- визначення раціональних місць зберігання товарів;
- предиктивного планування вхідної логістики за допомогою машинного навчання;
- прогнозування робочого навантаження зон комплектування для оптимального розподілу персоналу.

У секторі e-commerce великі дані перетворюють неструктуровані факти (з соцмереж, Google Analytics, рекламних систем) на цінну інформацію. Це створює концепцію «інформаційної логістики», яка допомагає приймати рішення. Основні переваги такої концепції полягають у наступному:

- динамічне ціноутворення – регулювання цін на основі порівняння з конкурентами в реальному часі;
- розуміння клієнта – цілісний погляд на інтереси клієнта для персоналізації пропозицій або розробки нових продуктів;
- рекомендаційні системи – створення мережі пов'язаних товарів (наприклад, пропозиція монітора після покупки відеокарти) ;

– оптимізація процесу покупки – виявлення та усунення слабких місць, що призводять до незавершених замовлень.

В умовах зростання вантажопотоків та архітектурного ускладнення ланцюгів постачання, підприємства стикаються з викликом обробки колосальних масивів інформації. У цьому контексті інструментарій Data Mining стає критично необхідним елементом для раціоналізації логістичних процесів та підвищення їхньої результативності. Для глибшого розуміння значення інтелектуального аналізу даних в управлінні логістикою доцільно розглянути практичний досвід провідних корпорацій, який представлено у табл. 2.3.

Лідерам світового ринку вдалося досягти значних результатів завдяки впровадженню сучасних аналітичних інструментів. Так, ритейл-гігант Walmart використовує технології Data Mining для моделювання споживчого попиту, планування маршрутів та контролю залишків, що дозволило компанії скоротити логістичні витрати на 20% [56]. У сфері електронної комерції першість утримує Amazon, який активно застосовує глибинний аналіз даних для оптимізації доставки та персоналізації клієнтських пропозицій, закріплюючи свої позиції на ринку [57].

Логістичні оператори також інтегрують ці рішення. Наприклад, DHL використовує Data Mining для моніторингу статусу вантажів і точного прогнозування часу прибуття, підвищуючи рівень сервісу [58]. Компанія UPS, застосовуючи аналогічну аналітику для управління запасами та маршрутизації, змогла пришвидшити доставку на 10% [59], а FedEx підвищив загальну ефективність логістичних операцій на 15% [55].

Подібні стратегії імплементували й інші гравці ринку – XPO Logistics, Maersk Line та Kuehne+Nagel. Використання Data Mining для оптимізації ланцюгів постачання дозволило їм знизити витрати на 15–20% або підвищити операційну ефективність на 10% [60].

Таблиця 2.3 – Практичний досвід використання Data Mining у провідних логістичних корпораціях

Компанія	Функціональні можливості Data Mining	Дані	Результати	Галузь
Walmart	Прогнозування попиту, оптимізація маршрутів, управління складськими запасами	Історичні дані про продажі, дані про погоду, дані про трафік, геолокація клієнтів	Зниження логістичних витрат на 20%	Роздрібна торгівля
Amazon	Оптимізація маршрутів, прогнозування попиту, персоналізація пропозицій	Дані про замовлення, місцезнаходження клієнтів, дані про товари, дані про погоду	Лідерство на ринку електронної комерції	Електронна комерція
DHL (Dalsey, Hillblom, Lynn)	Моніторинг стану вантажу, відстеження його переміщення, прогнозування часу доставки	Дані з датчиків, дані про маршрути, погодні умови, дані про митні процедури	Покращення якості обслуговування клієнтів	Логістика
UPS (United Parcel Service)	Оптимізація маршрутів, прогнозування часу доставки, управління запасами на складі	Дані про замовлення, маршрути, транспортні засоби, дані про митні процедури	Скорочення часу доставки на 10%	Логістика
FedEx	Оптимізація маршрутів, прогнозування попиту, управління запасами, прогнозування митних процедур	Дані про замовлення, митні процедури, безпеку, дані про дорожній рух	Підвищення ефективності логістичних операцій на 15%	Логістика
XPO Logistics	Оптимізація маршрутів, прогнозування попиту, управління складськими запасами	Дані про замовлення, маршрути, транспортні засоби	Зниження логістичних витрат на 20%	Логістика
Maersk Line		Дані про замовлення, маршрути, транспортні засоби, погодні умови	Підвищення ефективності логістичних операцій на 10%	Логістика
Kuehne+Nagel		Дані про замовлення, маршрути, транспортні засоби	Зниження логістичних витрат на 15%	Логістика

Джерело: складено автором на основі [54,55,56]

Узагальнюючи, можна стверджувати, що Data Mining став стандартом для провідних компаній галузі, забезпечуючи мінімізацію витрат та покращення якості обслуговування. Хоча лідерами напряму є Walmart, Amazon, DHL, UPS та FedEx, коло користувачів цих технологій постійно розширюється.

Таким чином, на сьогодні інструментарій Data Mining є ефективним сучасним інструментом, який активно застосовується у логістиці, а дослідження напрямів використання Data Mining у логістичному менеджменті є надзвичайно актуальним завданням сучасного бізнес-середовища.

Зі зростанням обсягів інформації та ускладненням логістичних процесів виникає потреба в ефективному управлінні даними, що забезпечує оперативність, результативність і конкурентоспроможність компаній.

2.2 Застосування кластерного аналізу для дослідження економічної динаміки на ринку логістичних послуг

Метою дослідження є виявлення структурних подібностей та відмінностей у динаміці автомобільних вантажоперевезень серед обраних країн за період спостереження шляхом застосування кластерного аналізу.

До вхідного набору даних включено інформацію про 23 країн, серед яких Австрія, Бельгія, Чехія, Данія, Естонія, Фінляндія, Франція, Німеччина, Угорщина, Італія, Японія, Литва, Люксембург, Нідерланди, Нова Зеландія, Норвегія, Польща, Португалія, Словацька Республіка, Словенія, Іспанія, Швеція та Швейцарія. Для кожної з цих країн сформовано часові ряди $V_t^k = (v_t^k)$, що відображають динаміку обсягів автомобільних вантажоперевезень [61].

Період спостереження охоплює 1995–2024 роки та містить 29 річних значень для кожної країни, що дає змогу аналізувати довгострокові тенденції, виявляти структурні зміни та оцінювати характер динаміки транспортної інтенсивності у різних економічних системах.

Проте, вхідними даними дослідження будемо розглядати панельний часовий набір, який містить щорічні значення інтенсивностей автомобільних вантажоперевезень для 23 країн у період з 1995 по 2024 рік :

$$I^k = (i_t^k), \quad k = \overline{1, 23}, \quad t = \overline{1, 29},$$

де i_t^k - інтенсивність вантажоперевезень в країні k у рік t , яку будемо розраховувати за такою формулою:

$$i_t^k = \frac{V_t^k}{S^k},$$

де V_t^k – обсяг вантажоперевезень (у тонно-кілометрах) в країні k у рік t ,
 S^k – площа країни k (у км²).

Використання похідного показника - інтенсивності i_t^k - обумовлено необхідністю коректного порівняння країн різних розмірів та дає змогу оцінити щільність транспортних потоків в країні на одиницю площі. Тобто, використання показника тонно-кілометрів на одиницю площі є доцільним, оскільки він забезпечує коректне порівняння транспортних систем країн із різними географічними масштабами. Абсолютні значення вантажоперевезень суттєво залежать від розміру території: великі країни мають довші транспортні мережі та значні внутрішні перевезення, що автоматично підвищує обсяг вантажоперевезень, навіть якщо інтенсивність логістичної діяльності є нижчою, ніж у невеликих за площею держав. Нормування тонно-кілометрів на площу дозволяє «зрівняти» країни та оцінити саме інтенсивність використання території транспортною системою.

Такий показник відображає щільність логістичних потоків і навантаження на дорожню мережу, характеризує ступінь залучення простору країни до вантажних автоперевезень та дозволяє побачити відмінності між зрілими логістичними хабами та державами з менш активною транспортною інфраструктурою. Він також робить можливим порівняння різних типів країн – транзитних, периферійних, острівних, малих та великих за площею – на основі єдиного масштабу, що відображає не абсолютні потоки, а структурну інтенсивність їх формування.

У дослідження було включено 23 країни, оскільки вони представляють різні типи економічних систем, логістичних моделей та географічних умов, що дозволяє комплексно дослідити динаміку інтенсивності автомобільних вантажоперевезень у довгостроковій перспективі. До вибірки увійшли країни Європейського Союзу, держави Європейської економічної зони, а також окремі позаєвропейські економіки (Японія та Нова Зеландія), які мають високий рівень розвитку транспортної інфраструктури та надійні статистичні дані за тривалий період.

Включені країни характеризуються доступністю повних і зіставних даних щодо обсягів автомобільних вантажоперевезень, що забезпечує коректність формування вхідних даних та дозволяє здійснити подальший аналіз. Крім того, вибір саме цих держав охоплює широкий спектр логістичних ролей у міжнародній транспортній системі: транзитні країни (Польща, Чехія, Литва, Словаччина), великі економіки з розгалуженою інфраструктурою (Німеччина, Франція, Італія), малі високодинамічні логістичні хаби (Люксембург, Нідерланди), північні країни зі специфічними географічними умовами (Фінляндія, Норвегія, Швеція) та острівні держави (Японія, Нова Зеландія).

Такий підхід забезпечує різноманітність структурних характеристик, що є важливою передумовою для кластерного аналізу, оскільки дозволяє виявити не лише регіональні, але й типологічні відмінності у розвитку автотранспортної

логістики. Обрані країни формують репрезентативну вибірку, достатню для виділення характерних груп динаміки та виявлення стійких закономірностей у поведінці транспортних систем.

Графічна інтерпретація динаміки інтенсивності вантажоперевезень для 23 країн вибірки за період 1995–2023 рр. наведена на рис. 2.1.

Первинний візуальний аналіз дозволяє виявити значну неоднорідність досліджуваних країн. Явним викидом є Люксембург, де показник інтенсивності значно перевищує інші країни, досягаючи пікових значень у 3,5–3,8 т-км/од. площі у 2005–2008 роках, що пояснюється транзитною специфікою країни та малим розміром території.

Також виділяється група країн з високою інтенсивністю (рівень 1,5–2,0), до якої належать Нідерланди (як один з ключових логістичних хабів Європи) та Чехія. Водночас, більшість країн (Франція, Німеччина, Польща та ін.) сконцентровані у нижній частині графіка з показниками до 1,0–1,2.

Слід зазначити, що через високу щільність ліній у нижньому діапазоні, проведення детальної сегментації країн виключно візуальними методами є ускладненим. Це актуалізує необхідність застосування методів Data Mining, зокрема кластерного аналізу, для об'єктивного розподілу країн на групи зі схожими патернами розвитку логістичного ринку

Отже метою дослідження є виявлення структурних подібностей та відмінностей у динаміці показника інтенсивності автомобільних вантажоперевезень серед обраних країн за період спостереження шляхом застосування кластерного аналізу на основі метрики Пірсона. Дослідження спрямоване на виявлення типових моделей розвитку транспортної системи та встановлення закономірностей, що визначають групування держав у багатовимірному просторі ознак. На основі проведеного аналізу можуть бути розроблені стратегії використання транспортних мереж досліджуваних країн логістичними компаніями, удосконалені логістичні стратегії промислових

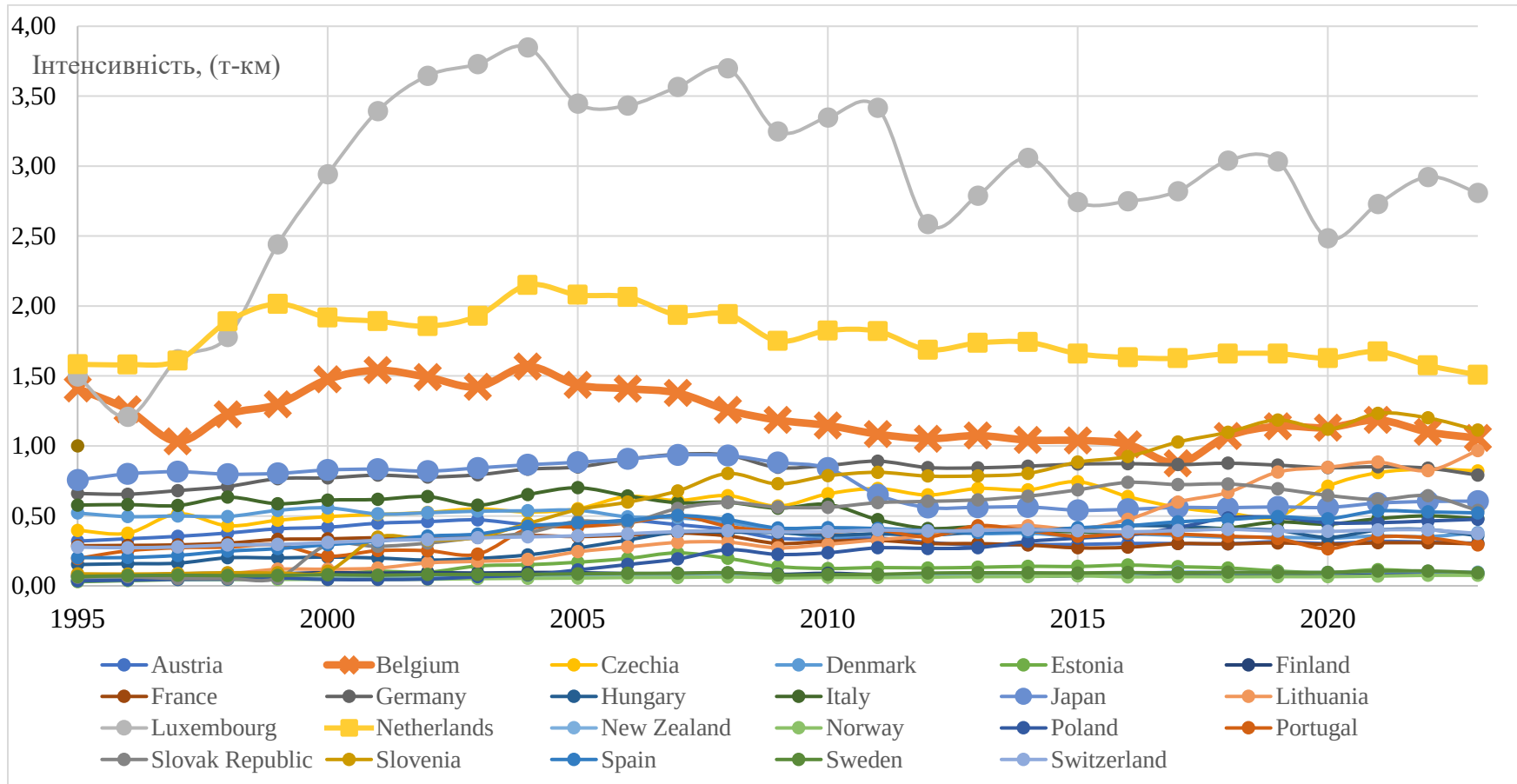


Рисунок 2.1 – Графічне представлення динаміки інтенсивності вантажоперевезень автомобільним транспортом $I^k = (i_t^k)$, $k = \overline{1, 23}$, $t = \overline{1, 29}$ в 23 країнах світу за період з 1995 по 2023 рр.

Джерело: складено автором за даними [61]

компаній та проведені оцінки ефективності розвитку автотранспортної інфраструктури країн.

На *першому етапі* дослідження була сформована інформаційна база, у межах якого було зібрано дані щодо обсягів автомобільних вантажоперевезень у тонно-кілометрах та величини площі для 23 країн за період 1995–2023 років.

На основі цих вихідних показників був розрахований індикатор інтенсивності автоперевезень – відношення тонно-кілометрів до площі, що забезпечило можливість коректного порівняння країн із різними територіальними масштабами. Ці данні представлені у Додатку Б. Після підготовки таблиці даних було виконано їх перевірку на повноту й логічну узгодженість, усунуті можливі форматні розбіжності та приведено часові ряди до структури, придатної для статистичної обробки у середовищі Statistica 13.

На *другому етапі* було визначено методологічні підходи до кластерного аналізу.

Для оцінювання подібності між динамічними рядами країн обрано метрику Пірсона. Метрика Пірсона дає змогу отримати кластери по країнам, що найбільш корелюють між собою за динамікою інтенсивності вантажоперевезень автомобільним транспортом. Ця метрика розраховується за наступною формулою [62]:

$$K(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N x_i^2 \sum_{i=1}^N y_i^2}}.$$

Як метод агломерації застосовано метод Уорда, який забезпечує формування компактних та внутрішньо однорідних кластерів. Цей метод передбачає мінімізацію суми квадратів будь-яких двох (гіпотетичних) кластерів, які можуть бути сформовані на кожному кроці. У Statistica 13 було обрано

відповідний модуль і виконано налаштування параметрів кластеризації відповідно до поставлених цілей.

Після запуску процедури було побудовано матрицю відстаней (Додаток Б, табл. Б.5) та графік відстаней зв'язків (рис. Б.2), а також дендрограму (рис. 2.2), яка відобразила об'єднання країн у групи.

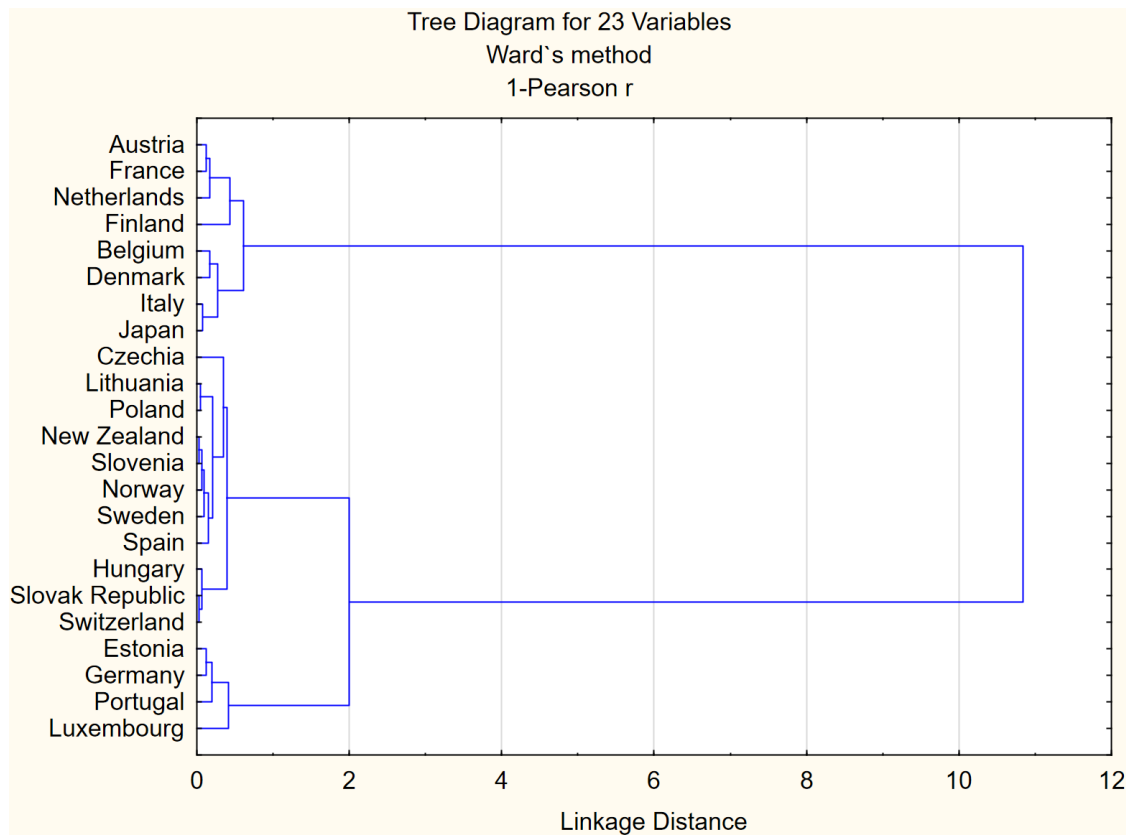


Рисунок 2.2 – Дендрограма кластеризації країн за характером динаміки інтенсивності вантажоперевезень

Джерело: побудовано автором у програмному пакеті Statistica 13

Аналіз структури дендрограми дав змогу визначити оптимальну кількість кластерів та оцінити ступінь віддаленості окремих держав від основних груп.

Кластерний аналіз, виконаний із використанням метрики Пірсона, дав змогу виявити три основні групи країн, що суттєво відрізняються між собою

формою та характером динаміки інтенсивності автомобільних вантажоперевезень.

Перший кластер об'єднує країни зі стабільною динамікою показника. До нього увійшли Австрія, Франція, Фінляндія, Нідерланди, Бельгія, Данія, Італія та Японія. Країни цього кластера характеризуються плавною й відносно передбачуваною динамікою інтенсивності автомобільних вантажоперевезень у розрахунку на площу. Їхні часові ряди демонструють невеликі амплітуди коливань та відсутність різких структурних зламів протягом усього досліджуваного періоду. Це свідчить про високий рівень зрілості транспортної системи та збалансованість логістичних потоків, де автоперевезення є складовою добре інтегрованої транспортної мережі. Значна частина цих країн – компактні за площею, густонаселені та з розвиненою економікою Західної Європи, що формує подібність їхніх профілів унаслідок схожих ринкових умов і політики транспорту та інфраструктури. У таких країнах обсяги автоперевезень змінюються поступово, у тісному зв'язку з економічним циклом, загальним попитом і стійкими регуляторними нормами.

Таким чином, перший кластер відображає стійкий та структурно стабільний тип розвитку транспортної інтенсивності, притаманний економічно сильним державам із розвиненою логістичною інфраструктурою та низькою волатильністю транспортного попиту.

Другий кластер охоплює країни зі схожою формою тенденцій, але з більш вираженими структурними зсувами та коливаннями. До цієї групи належать Чехія, Литва, Польща, Нова Зеландія, Словенія, Норвегія, Швеція, Іспанія, Угорщина, Словаччина та Швейцарія. Цей кластер об'єднує держави, у яких динаміка транспортної інтенсивності за останні три десятиліття зазнала суттєвих структурних змін. На відміну від першого кластера, ці країни демонструють більш виражене зростання показника, особливо у 2000–2010-х роках, що пов'язано з економічним піднесенням, модернізацією інфраструктури та

інтеграцією до міжнародних логістичних мереж. Багато країн цього кластера – члени ЄС або регіони з активним транзитним потенціалом, де обсяги автоперевезень помітно зростають через переорієнтацію торгівлі, залучення інвестицій та загальне зростання внутрішнього та міжнародного вантажообігу.

Форма часових рядів цих країн подібна, оскільки вони одночасно реагували на спільні економічні процеси, такі як вступ до ЄС, розширення внутрішнього ринку, збільшення обсягів експорту та імпорту, а також розвиток транспортних коридорів. Водночас їхні ряди лишаються більш волатильними, ніж у першому кластері, що відображає перехідний характер логістичних систем та їхню залежність від структурних факторів.

Загалом, другий кластер презентує динамічно зростаючий тип розвитку транспортної галузі, де інтенсивність автоперевезень суттєво змінювалася внаслідок модернізаційних процесів та глибоких економічних трансформацій.

Третій кластер формують країни з унікальними або нетиповими динамічними профілями, серед яких Естонія, Німеччина, Португалія та Люксембург. Країни цього кластера демонструють часові ряди, які різко відрізняються від типових структурних моделей перших двох груп. Їхня унікальність пояснюється різними факторами. Для малих за площею держав, таких як Естонія та Люксембург, показник інтенсивності надзвичайно чутливий до відносно невеликих змін у вантажоперевезеннях, що призводить до різких коливань і відсутності довгострокової плавності. У таких державах масштабний ефект відіграє домінуючу роль, суттєво збільшуючи значення показника та порушуючи подібність із більшою за розмірами Європою.

Німеччина, попри свій економічний масштаб та значні вантажообіги, демонструє іншу логіку динаміки завдяки високому рівню диверсифікації транспортної системи, де важливу роль відіграють залізничні та інші види транспорту. Це робить форму її ряду відмінною від країн, що більше залежать від автотранспорту. Португалія, зі свого боку, характеризується переважанням

морських перевезень і відносно слабкою залежністю від автомобільної логістики, що формує нестандартний і малоподібний до інших динамічний профіль.

Тобто, третій кластер представляє країни з нетиповою, неузгодженою з основними європейськими моделями динамікою, де кожен часовий ряд має власні структурні особливості, зумовлені або географічними параметрами, або специфікою транспортної інфраструктури.

Узагальнюючи, можна сказати, що перший кластер відображає групу країн зі стабільною, інституційно зрілою транспортною системою, другий – країни зі структурно зростаючою та трансформаційною моделлю логістичного розвитку, а третій – держави, чий часові ряди мають унікальні властивості й не вписуються у типові європейські чи глобальні тенденції. Такий поділ демонструє, що подібність між країнами визначається передусім формою динаміки та характером структурних змін, а не абсолютним рівнем транспортної інтенсивності.

Таким чином, у дослідженні виконано аналіз динаміки інтенсивності автомобільних вантажоперевезень, нормованої на одиницю площі, що дозволило усунути вплив розміру територій та забезпечити коректність міжкраїнних порівнянь. Нормування показника на площу дало змогу оцінити саме щільність логістичних потоків, а не їх абсолютні масштаби, що є критично важливим для аналізу країн із різними географічними параметрами.

Побудова та дослідження часових рядів за 1995–2023 роки дозволили виявити відмінності у довгострокових трендах, волатильності та структурних змінах транспортної інтенсивності. Для окремих країн простежено плавні та стабільні траєкторії, тоді як інші демонструють значні коливання, пов'язані з інтеграційними процесами, транзитним навантаженням або структурними зрушеннями в економіці.

Застосування ієрархічного кластерного аналізу виявило три чітко окреслені групи країн зі схожими динамічними профілями. Використання кореляційної

відстані дозволило розбити на групи (кластеризувати) країни саме за формою динаміки, а не за рівнем показника, що підвищило аналітичну точність підходу.

Отримані кластери можуть бути використані для формування рекомендацій щодо транспортної політики, модернізації логістичної інфраструктури та оцінки ефективності використання території країни як логістичного ресурсу. Виявлені групи відображають різні моделі розвитку автотранспортних систем, що робить результати дослідження цінними для прикладного аналізу.

Загалом дослідження доводить, що кластерний аналіз є ефективним інструментом виявлення типових моделей розвитку логістичних систем та виявлення країн зі схожими або унікальними динаміками транспортних потоків. Він дозволяє перейти від простого порівняння рівнів показника до глибшого розуміння структурних тенденцій та довгострокових закономірностей.

Отримана інформація також може бути використана для вибору релевантних методів та моделей прогнозування задля підвищення точності прогнозів.

2.3 Кластерний аналіз країн за рівнем розвитку логістичної ефективності

Проведений вище аналіз інтенсивності вантажопотоків дозволив оцінити фізичне навантаження на транспортні системи та виявити синхронність економічних циклів у досліджуваних країнах. Проте, для побудови комплексної моделі ринку логістичних послуг виключно кількісних показників (обсягів перевезень) недостатньо. Критично важливим фактором економічної динаміки є ефективність логістичних процесів.

Тому наступним етапом дослідження є кластеризація країн за рівнем розвитку логістичної ефективності на основі індексу LPI (Logistics Performance

Index). Для забезпечення глобального масштабу дослідження об'єктом аналізу було обрано країни G20, які формують основні світові товаропотоки.

Економічний потенціал країн-членів «Великої двадцятки» (G20) є домінуючим у глобальному масштабі: на ці держави припадає близько 85% світового ВВП та майже три чверті обсягів міжнародної торгівлі. Враховуючи таку вагому частку, скоординована та ефективна діяльність країн G20 виступає ключовим фактором стабілізації світової економічної системи.

У таблиці 2.4 систематизовано значення Індексу ефективності логістики (LPI) за 2024 рік, а також позиції країн G20 у загальному рейтингу, що охоплює 139 держав [63]. Наведені у таблиці показники формують масив вхідних даних, який буде використано для проведення подальшого кластерного аналізу.

Таблиця 2.4 – Індекс ефективності логістики (LPI) та рейтинг країн G20 (2024)

Країна	Оцінка LPI	Рейтинг LPI (місце)
Франція	3.8	12
Велика Британія	3.7	19
Німеччина	4.0	3
Австралія	3.7	19
Японія	3.9	13
Канада	4.1	7
Китай	3.7	19
США	3.8	17
Італія	3.7	19
Корея	3.8	17

Продовження таблиці 2.4

Країна	Оцінка LPI	Рейтинг LPI (місце)
Індонезія	3.0	61
Саудівська Аравія	3.4	38
Аргентина	2.8	73
Південна Африка (ПАР)	3.7	19
Бразилія	3.2	51
Туреччина	3.4	38
Мексика	2.9	66
Індія	3.4	38

Джерело: [63]

У цьому дослідженні для проведення кластерного аналізу було застосовано ієрархічний кластерний аналіз із використанням методу Уорда. Специфіка ієрархічного підходу дозволяє не задавати кількість груп заздалегідь, а формувати їх емпіричним шляхом, спираючись на взаємозв'язки між усіма досліджуваними змінними.

Вибір методу Уорда зумовлений його здатністю мінімізувати внутрішньокластерну дисперсію, що забезпечує максимальну однорідність об'єктів усередині групи та виразну відмінність між різними кластерами.

На рис. 2.3 наведено дендрограму, що візуалізує процес кластеризації за даними 2024 року, а у табл. 2.5 представлено фінальний розподіл країн G20. Визначення оптимальної кількості кластерів здійснювалося на основі аналізу відстаней об'єднання на дендрограмі. З метою уникнення надмірної фрагментації та для чіткішого виокремлення відмінностей за змінними LPI, було обрано поділ, що базується на значних розривах у дистанціях зв'язку.

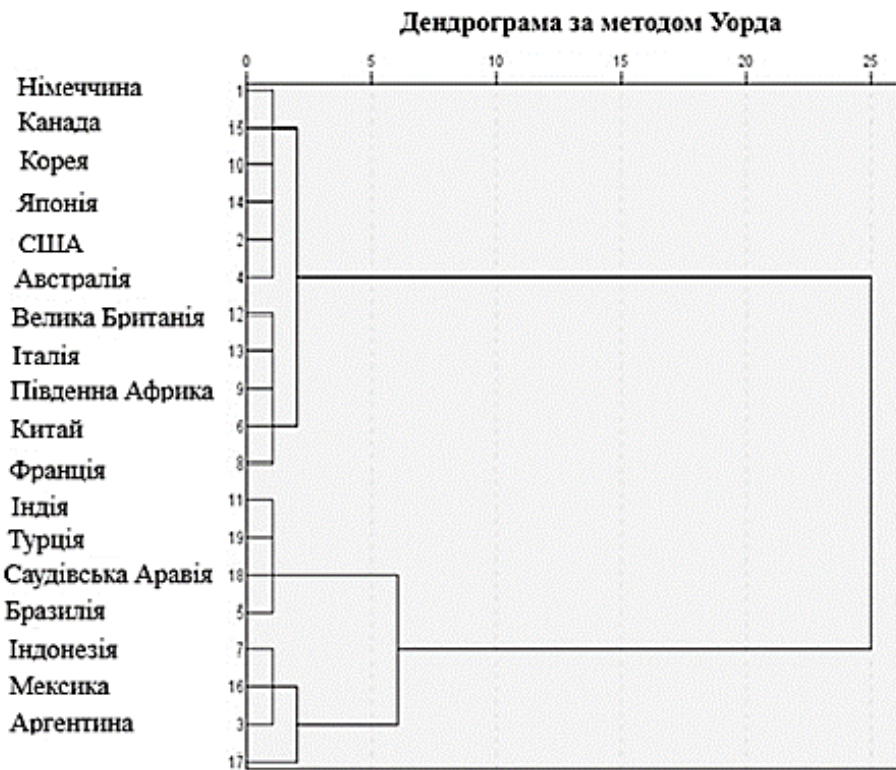


Рисунок 2.3 – Дендрограма кластеризації країн за значенням Індексу ефективності логістики (LPI)

Джерело: побудовано автором у програмному пакеті Statistica 13

Таблиця 2.5 Результат кластерного аналізу за значенням Індексу ефективності логістики (LPI)

Кластер 1	Кластер 2	Кластер 3
Німеччина	Мексика	Бразилія
Корея	Індонезія	Індія
Велика Британія	Аргентина	Саудівська Аравія
Китай		Туреччина
Франція		
Південна Африка		
Японія		
Канада		
США		
Італія		
Австралія		

Джерело: побудовано автором самостійно

Візуальний аналіз дендрограми дозволив виділити три окремі кластери в межах дистанції 1–2. Результати групування, отримані за допомогою кластерного аналізу методом Уорда, наведені в табл. 2.6.

Розподіл країн за кластерами виглядає наступним чином: до першої групи увійшло 11 держав, тоді як друга та третя групи сформовані з 4 країн кожна.

Аналіз ефективності показав таку чітку ієрархію:

- *Перший кластер* об'єднав країни з найвищими показниками: середнє значення індексу ефективності логістики склало 3.9, а мінімальне зафіксоване значення у цій групі – 3.6;
- *Третій кластер* посів проміжну (другу) позицію в рейтингу: середній бал тут дорівнює 3.3, а найнижчий показник – 3.1;
- *Другий кластер* продемонстрував найнижчу продуктивність: середній індекс логістики склав 2.8 при мінімальному значенні 2.6.

Детальна описова статистика для зазначених груп представлена в табл. 2.5

Аналіз описової статистики в межах кластеризації засвідчив, що найвищий рівень дисперсії (в середньому 0,24) притаманний показнику організації міжнародних перевезень. Це вказує на значну неоднорідність країн саме за цим параметром порівняно із середніми значеннями.

Щодо інших складових, то індекси ефективності митниці, якості логістичних послуг та дотримання термінів характеризуються меншим середнім відхиленням на рівні 0,16. Для інфраструктури цей показник становить 0,16, а для системи відстеження вантажів – 0,19.

Характерною особливістю другого кластера виявилася найвища варіативність значень індексних змінних порівняно з іншими групами країн.

Результати кластерного підходу для сегментації країн за рівнем логістичного розвитку можуть бути використані для забезпечення безперервного

Таблиця 2.6 – Зведені статистичні характеристики досліджуваних кластерів

Складові Індексу ефективності логістики (LPI)	Кластер 1(11 країн)		Кластер 2(3 країни)		Кластер 3(4 країни)	
	Середнє	Станд. відхилення	Середнє	Станд. відхилення	Середнє	Станд. відхилення
Ефективність роботи митниці	3.64	0.26	2.5	0.18	2.87	0.05
Якість інфраструктури	3.94	0.23	2.7	0.08	3.33	0.18
Компетентність та якість логістичних послуг	3.92	0.17	2.6	0.18	3.4	0.12
Організація міжнародних перевезень	3.46	0.19	2.7	0.29	3.28	0.24
Дотримання термінів поставок	3.88	0.17	3.4	0.26	3.55	0.05
Відстеження проходження вантажів	3.98	0.16	2.88	0.26	3.3	0.12

Джерело: отримано автором у програмному пакеті Statistica 13

поліпшення логістичних процесів, зокрема, на рівні країни. Для цього необхідно налагодити систему моніторингу результативності впроваджених змін. Це дозволить оперативно виявляти відхилення та коригувати плани. Окрім цього, важлива консолідація даних із розрізнених джерел у єдину інформаційну базу, що підвищить точність аналізу.

Також доцільно удосконалювати технології зберігання та обробки великих масивів інформації для пришвидшення роботи аналітичних систем, а також оптимізувати логістичні процеси, чому і буде присвячено дослідження в розділі 3.

Таким чином, використання технологій Data Mining здатне суттєво посилити ринкові позиції логістичного оператора.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА ТА РЕАЛІЗАЦІЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ ДЛЯ ЗАДАЧІ ОПТИМІЗАЦІЇ ДОСТАВКИ ВАНТАЖІВ

3.1 Постановка задачі оптимізації доставки вантажів

Логістична система України перебуває у стані глибокої структурної трансформації, спричиненої повномасштабним вторгненням та подальшими економічними зрушеннями. До 2022 року значна частина експортно-імпортних операцій та внутрішньої логістики базувалася на портовій інфраструктурі Великої Одеси та мережі розподільчих центрів, сконцентрованих навколо Києва та східних індустріальних регіонів [64]. Однак, блокування морських шляхів, окупація частини територій та руйнування ключових інфраструктурних об'єктів змусили бізнес докорінно переглянути архітектуру ланцюгів постачання.

За даними аналітичних звітів, понад 20% складських площ класу А в Київському регіоні було пошкоджено або знищено, зокрема такі великі об'єкти як логістичний парк "Комодор", розподільчі центри мережі "АТБ" та склади "Fozzy Group" [65]. Це створило дефіцит якісних складських приміщень у столичному регіоні та спровокувало міграцію логістичних хабів на захід країни – до Львова, Тернополя та Ужгорода. Львівський регіон перетворився на критично важливий транспортний вузол, що забезпечує зв'язок з європейськими ринками через "Шляхи солідарності" (Solidarity Lanes) [65].

У таких умовах статичні моделі планування логістики, які десятиліттями використовувалися українськими компаніями, втратили свою ефективність. Традиційний підхід, що базується на фіксованих маршрутах та інтуїтивному виборі складів "експертним шляхом", не здатен адекватно реагувати на динамічні зміни: волатильність цін на паливо, ризики ракетних обстрілів, черги на кордонах та зміну попиту в регіонах. Виникає нагальна потреба у впровадженні адаптивних

математичних інструментів, здатних швидко перераховувати оптимальну конфігурацію мережі, мінімізуючи витрати та ризики.

Доставка збірних вантажів (Less Than Truckload, LTL) є одним з найбільш складних сегментів логістики, оскільки вимагає консолідації товарів від багатьох відправників для багатьох отримувачів. Процес зазвичай включає три етапи: "перша миля" (збір вантажу), магістральне перевезення (Linehaul) між хабами, та "останній кілометр" – доставка кінцевому споживачу. Ефективність цієї системи залежить від правильного розміщення проміжних складів (крос-докінг терміналів).

Задача полягає у визначенні такої конфігурації мережі, яка б мінімізувала сумарний транспортний бюджет. Це класична комбінаторна задача, відома як Location Routing Problem (LRP), що поєднує в собі задачу розміщення виробництва (Facility Location Problem, FLP) та задачу маршрутизації транспорту (Vehicle Routing Problem, VRP). В умовах України ця задача ускладнюється необхідністю врахування специфічних обмежень: нерівномірності дорожнього покриття, різної пропускної здатності мостів (особливо через Дніпро) та безпекових факторів у прифронтових зонах (Харків, Запоріжжя, Дніпро).

У даному дослідженні застосовується підхід, який передбачає декомпозицію складної задачі LRP на дві підзадачі, які вирішуються послідовно, але з оберненим зв'язком через функцію пристосованості (fitness function).

Запропонований підхід буде реалізовано за рахунок використання одного з інструментів Data Mining – генетичного алгоритму (ГА).

Наведемо більш детальний опис етапів цього підходу.

Eman 1: Стратегічне розміщення (Warehouse Selection).

На цьому рівні алгоритм визначає оптимальний набір міст для відкриття регіональних складів. Використовується бінарне кодування, де кожен ген відповідає певному місту-кандидату (1 – склад відкрито, 0 – склад не

використовується). Цей етап відповідає за мінімізацію постійних витрат на утримання складів та забезпечення покриття регіонів.

Етап 2: Операційна маршрутизація (VRP).

Для кожного набору складів, згенерованого на першому етапі, вирішується задача побудови маршрутів доставки. Пропонуємо використовувати комбінаторний генетичний алгоритм, в результаті роботи якого формуються маршрути об'їзду (linehaul) для доставки вантажів з центрального розподільчого центру (CD) до обраних регіональних складів. На цьому етапі мінімізуються змінні транспортні витрати.

Загальна функція мети (Objective Function) полягає у мінімізації суми витрат на магістральні перевезення, переробку вантажів на складах та доставку "останнього кілометра" до кінцевих отримувачів.

Побудуємо математичну модель задачі та визначимо простір вхідних параметрів та структуру вихідних даних.

Вхідні дані системи можна розділити на три групи: топологічні дані мережі, економічні параметри та параметри налаштування генетичного алгоритму.

а) *Топологічні та вантажні дані*: основним вхідним масивом є множина потенційних пунктів доставки та їх характеристики:

- $J = \{1, 2, \dots, N\}$ – множина всіх міст (вузлів), що беруть участь у логістичній мережі, де N – загальна кількість міст;

- $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$ – вектор попиту (обсягів вантажу), де q_j відповідає обсягу вантажу, який необхідно доставити у пункт j ;

- $Dist = ||dist_{ij}||$ – матриця відстаней між містами розмірністю $N \times N$, де $dist_{ij}$ – відстань (у кілометрах) між містом i та містом j .

б) *Економічні*: для розрахунку транспортних витрат у цільовій функції використовуються дані про відстані та уніфікований тариф:

- c_{ij} – вартість магістрального транспортування зі складу i до клієнта j ;

– D_j – вартість доставки останнього кілометра до клієнта $j \in J$;

в) *Обмеження та параметри транспортних засобів:*

– h – максимальна вантажопідйомність магістрального транспортного засобу (Capacity constraint);

– K – наявні типи транспортних засобів для "останнього кілометра" та їх характеристики.

г) *Параметри еволюційного пошуку (Hyperparameters):* для налаштування бібліотеки `BaymEvA` задаються:

– розмір популяції (кількість хромосом у поколінні);

– кількість поколінь (ітерацій) для критерію зупинки;

– ймовірності операторів схрещування та мутації відповідно для обох етапів алгоритму.

Результатом роботи алгоритму є сукупність даних, що описують оптимальну конфігурацію логістичної мережі та сукупні логістичні витрати, які складаються з вартості магістральної доставки та вартості доставки останнього кілометра. Вихідні дані формуються послідовно в результаті роботи двох етапів алгоритму.

Результат *Етапу 1 – Конфігурація складської мережі:* на виході першого етапу (Location) отримуємо бінарний вектор Z , що визначає статус кожного міста:

– $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$, де $z_i \in \{0, 1\}$.

Якщо $z_i = 1$, місто i обирається як регіональний склад (хаб). Якщо $z_i = 0$, місто i залишається звичайним пунктом доставки.

Результат *Етапу 2 – Оптимальний маршрут:* на виході другого етапу (Routing) для фіксованої підмножини I формується впорядкована послідовність обходу:

– $R = (r_1, r_2, \dots, r_k)$, де $r_m I$ – ідентифікатори міст-складів у порядку їх відвідування транспортним засобом.

Економічні показники ефективності: кінцевим результатом є значення цільової функції, що відображає мінімальні сумарні логістичні витрати витрати.

Зауважимо, що задача маршрутизації транспорту (VRP) є еволюцією задачі комівояжера та відіграє ключову роль в управлінні ланцюгами постачання, що є критично важливим для логістичної діяльності. Ефективність знайдених рішень безпосередньо впливає на споживання пального, фінансові витрати та швидкість виконання замовлень. Врахування специфічних обмежень, таких як типи транспортних засобів та часові вікна доставки, призводить до появи складних моделей VRP [66].

Наприклад, задача маршрутизації гетерогенного автопарку [67] передбачає використання машин із різною вантажопідйомністю. Інша варіація – залежна від часу VRP [68] – враховує часові інтервали для доставки та накладає штрафи за затримки. Такі динамічні моделі є фундаментальними для дослідження операцій та логістичного планування.

Задача маршрутизації кількох транспортних засобів широко розповсюджена в логістиці, коли один перевізник оперує цілим автопарком. Дослідники Groeched та ін. [69] запропонували метод для змішаного парку з урахуванням часових вікон, використавши алгоритми самоадаптивного пошуку сусідів. Водночас Mascine та ін. [70] розробили математичну модель для мінімізації загальних витрат "зеленого" гібридного автопарку, інтегрувавши стратегії зарядки та часові обмеження, що вирішувалося за допомогою евристичних алгоритмів.

У цій роботі розглядаємо ситуацію, в якій з загального переліку міст на маршруті виділено певну кількість пунктів, що діють як філії-склади.

Відповідно, завданням VRP стає розподіл вантажу між цими складами для подальшої доставки в інші міста. Актуальність такої моделі зумовлена економічною недоцільністю прямих перевезень на великі відстані: відправка

окремої вантажівки до кожного міста доставки є занадто дорогою. Натомість використання проміжних складів дозволяє здійснювати сортування та подальше відправлення вантажів із меншими витратами.

Ще однією особливістю є відсутність необхідності повернення вантажівки в початкову точку. Маршрут має будуватися таким чином, щоб коефіцієнт використання вантажівки (truck utilization rate) був максимальним протягом усього шляху, що оптимізує вартість експлуатації транспорту.

При роботі з різними варіаціями оптимізаційних задач VRP високу гнучкість та ефективність демонструє використання генетичних алгоритмів. Оскільки всі згадані вище аспекти, включно з проблемою маршрутизації та розташування (LRP), належать до класу NP-складних задач, знаходження точних математичних рішень часто є обчислювально неможливим. Це вимагає застосування евристик, подібних до генетичних алгоритмів, які дозволяють отримати наближені до оптимальних результати за прийнятний час [71].

Ключовим завданням дослідження стала оптимізація структури логістичної мережі для транспортування консолідованих вантажів. Процес включав визначення найбільш ефективних складських точок та розв'язання задачі маршрутизації (VRP). Для реалізації цього саме і було розроблено генетичні алгоритми, які на Етапі 1 спрямовані на селекції складів, а на другому – на побудову оптимальних маршрутів між ними, що дає змогу мінімізувати логістичні витрати витрати.

Математична формалізація задачі мінімізації витрат представлена нижче. Ця модель враховує дві складові: вартість магістральних перевезень між хабами та вартість доставки "останнього кілометра" до кінцевого споживача

Цільова функція має такий вигляд:

$$\min \left(\underbrace{\sum_{l \in L} \sum_{i \in I} \sum_{j \in I \setminus \{i\}} c_{ij} x_{ijl}}_{\text{Вартість магістрального перевезення}} + \underbrace{\sum_{j \in J} D_j}_{\text{Вартість останнього кілометра}} \right)$$

де c_{ij} - вартість магістрального транспортування зі складу i до клієнта j ;

$x_{ijl} = 1$, якщо фура вирушає зі складу $i \in I$ до клієнта $j \in I \setminus \{i\}$ та $x_{ijl} = 0$, якщо ні;

D_j – відображає вартість доставки останнього кілометра до клієнта $j \in J$;

$I \subset J$ позначає множину складів, а J – множину всіх потенційних точок доставки (включаючи як клієнтів, так і склади).

Визначимо створення складу в точці доставки $i \in J$ через z_i . Зокрема, $z_i = 1$, якщо склад створено в точці доставки i , та $z_i = 0$, якщо ні. Ми можемо представити множину складів I у такому вигляді:

$$I = \{i \in J : z_i = 1\}.$$

Також визначаємо обсяг вантажу v_{il} , який перевезено вантажівкою на склад $i \in I$ для продукту $l \in L$.

Загальний обсяг v_i , який транспортується на склад i , має дорівнювати загальному попиту q_j для клієнтів $j \in F_i$, де F_i позначає множину клієнтів, яких обслуговує склад i . Цей зв'язок можна записати таким чином:

$$\sum_{l \in L} v_{il} = \sum_{j \in F_i} q_j, \quad \forall i \in I.$$

Кожен окремий вузол доставки $j \in J$ повинен бути закріплений за конкретним хабом $i \in I$. Введемо бінарну змінну f_{ij} , яка дорівнює 1, якщо пункт доставки $j \in J$ обслуговується складом $i \in I$, та $f_{ij} = 0$, якщо ні.

Позначимо через F_i сукупність усіх точок доставки, що пов'язані зі складом i :

$$F_i = \{j \in J \setminus I : f_{ij} = 1, z_i = 1, z_j = 0\},$$

де

$$\sum_{i \in I} f_{ij} = 1, \quad \forall j \in J \setminus I.$$

При цьому сумарний обсяг вантажу підлягає обмеженню параметром h , що відповідає максимальній вантажопідйомності транспортних засобів:

$$\sum_{i \in I} v_{il} \leq h, \quad \forall l \in L.$$

Коефіцієнт завантаження транспортного засобу l визначається за формулою:

$$\frac{\sum_{i \in I} v_{il}}{h}.$$

Якщо транспортний засіб прямує до складу i , структура його маршруту повинна передбачати наявність шляху до цього пункту з попередньої локації. Виходячи з цього, формулюється таке обмеження:

$$\sum_{j \in I \setminus i} x_{jil} \geq \text{sgn } v_{il}, \quad \forall i \in I.$$

Аналогічно, якщо вантажівка l вирушає зі складу i , її маршрутна карта повинна обов'язково містити сегмент виїзду з цієї локації:

$$\sum_{j \in I \setminus \{i\}} x_{ijl} \leq \sum_{l \in I \setminus \{i\}} x_{sil}, \quad \forall i \in I, \quad \forall l \in L.$$

З огляду на те, що логістика останнього кілометра реалізується за допомогою транспортних засобів різної вантажопідйомності, виникає необхідність у визначенні оптимальної кількості авто різного типу. Розрахунок точної кількості вантажівок кожного типу дозволяє мінімізувати сукупні витрати на доставку на цьому фінальному етапі. Відповідно, розв'язання підзадачі, що стосується «останнього кілометра», набуває першочергового значення:

$$\forall i \in I, \forall j \in F_j (j \in J \setminus I): \min D_j = \sum_{k \in K} d_{ijk} m_{jk}, \sum_{k \in K} g_k m_{jk} \geq q_j,$$

де m_{jk} (змінна) позначає кількість вантажівок типу k , що прямують до пунктів ($j \in J \setminus I$);

d_{ijk} – параметр, який відображає витрати на доставку останнього кілометра від складу i до точки j із використанням автомобіля типу k (при цьому кожен тип транспорту має ліміт вантажопідйомності g_k).

Для точок видачі, які обладнані складськими приміщеннями, розрахунок вартості доставки здійснюється за такою формулою:

$$D_j = b_j q_j,$$

де b_j – витрати на транспортування в межах міста, в якому розміщено логістичний вузол.

Таким чином, математична модель задачі побудована.

3.2. Розробка алгоритму та програмного модуля на мові Python для оптимізації динаміки перевезень

Відповідно до опису в п. 3.1 комплексна задача оптимізації разом із підзадачами розв'язується шляхом варіювання змінних m_{jk} , v_{il} , z_j , x_{ijl} .

Процес ініціалізації генетичного алгоритму передбачає рандомну генерацію початкової популяції. У цьому контексті кожна особина (варіант рішення) репрезентує специфічну комбінацію керуючих параметрів: z_j (географія хабів), та m_{jk} (розподіл автопарку на етапі останнього кілометру), x_{ijl} (маршрути магістральних перевезень) та v_{il} (обсяги вантажопотоку).-

Функціонування алгоритму базується на ітеративному принципі, що передбачає зміну низки поколінь. Для імітації природних еволюційних процесів застосовується комплекс взаємопов'язаних алгоритмів. Загальна схема роботи цього методу представлена на рис. 3.1.

Для розробки алгоритму обрано бібліотеку *BaumEvA* – вдосконалену реалізацію генетичного алгоритму мовою Python. Цей інструмент вирізняється гнучкістю, підтримує роботу як з бінарними, так і з комбінаторними даними, містить широкий спектр пошукових функцій. Пакет інтегрує різноманітні методи селекції, схрещування, мутаційних змін та відбору батьківських особин, що гарантує стабільну ефективність у різнопланових сценаріях оптимізації.

Стосовно *Етапу 1*, конфігурація складської мережі z_j моделюється як набір бінарних генів, де присвоєння значення 1 означає розгортання складу в локації j .

Генерація початкових рішень здійснюється з урахуванням лімітів на обсяги вантажу ($\sum_{l \in L} v_{il} = \sum_{j \in F_i} q_j$) та вантажопідйомність транспортних засобів.

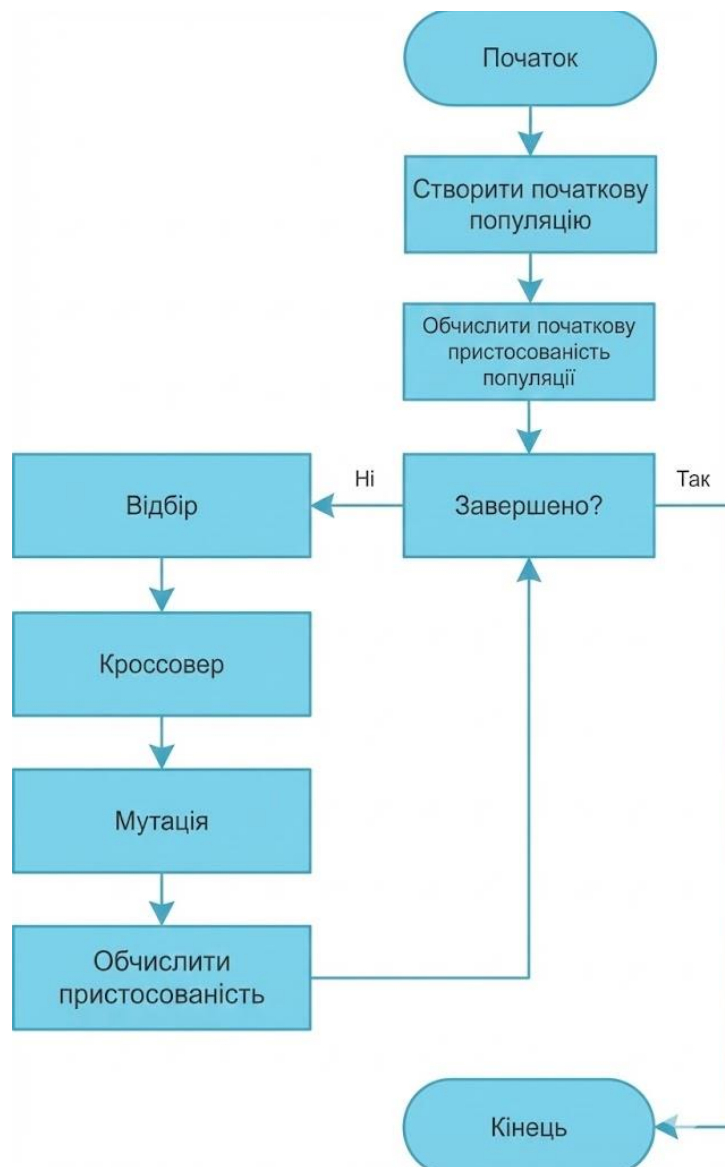


Рисунок 3.1 - Загальна схема генетичного алгоритму

Оцінка ефективності рішень базується на функції пристосованості (fitness function), що виводиться з цільових функцій. Головним критерієм оптимізації є мінімізація сукупних логістичних витрат, які охоплюють вартість магістральних перевезень та доставку на етапі «останнього кілометра».

Робота генетичного алгоритму припиняється за виконання однієї з таких умов зупинки:

- а) досягнення граничної кількості ітерацій G_{max} (300 поколінь);

- б) збіжність розв'язку, що фіксується, коли дисперсія значень пристосованості в популяції знижується до визначеного порогового рівня;
- в) відсутність суттєвого зростання показника пристосованості протягом заданого інтервалу (30 поколінь поспіль).

Ключовою метою *Етапу 1* є ідентифікація оптимальних локацій для розміщення складських приміщень серед переліку міст-кандидатів. Використання класичного генетичного алгоритму, що оперує бінарними рядками, дозволило розглядати будь-яке місто доставки як потенційний склад-філію за умови, що це сприяє мінімізації загальних транспортних витрат.

Застосований на цьому етапі алгоритм розв'язує оптимізаційні задачі, де генотип представлений у вигляді бінарних або дійсних послідовностей. У випадках, коли задача включає рядки дійсних чисел, здійснюється трансформація у площину бінарної оптимізації за допомогою методів бінарного представлення [20]. На початковій стадії генотип кожного рішення-кандидата (особини) моделювався як бінарний рядок. Кожному місту відповідав певний біт: значення «1» вказувало на вибір міста як складу, тоді як «0» означало протилежне.

Варто зазначити, що граничні конфігурації, за яких усі міста обиралися складами (рядок, що складається виключно з одиниць) або жодне з них (рядок із самих нулів), визнавалися економічно нераціональними та, як правило, виключалися з розгляду. Для мінімізації ймовірності появи таких сценаріїв застосовувалися спеціалізовані методи ініціалізації популяції, що забезпечували генетичний алгоритм коректним стартовим набором хабів.

Замість запуску процесу оптимізації з абсолютно випадкових наборів даних, генетичний алгоритм використовував попередньо сформований пул потенційних складів. Цей базовий список формувався за допомогою методів кластеризації міст, де центроїди визначених кластерів розглядалися як оптимальні точки для розміщення хабів.

Наступним кроком здійснюється оцінка пристосованості початкової популяції. Особливістю цього кроку є те, що функція пристосованості базується на алгоритмах другого етапу: для кожної конкретної конфігурації складів моделювалася мережа маршрутів та розраховувався відповідний транспортний бюджет.

Далі відбувається процес селекції, в ході якого з популяції відбиралися батьківські особини на основі їхніх показників ефективності (див. табл. 3.1). Для цього застосовується метод пропорційної селекції, широко відомий як метод рулетки.

Таблиця 3.1 – Оцінка пристосованості початкової популяції та розподіл ймовірностей відбору

№	Особина	Пристосованість	% від суми
1	0010011	0.75	30%
2	1110001	0.375	15%
3	0000010	0.375	15%
4	0101000	1	40%

Джерело: складено автором самостійно

Цей підхід передбачає, що ймовірність вибору конкретної особини є прямо пропорційною значенню її пристосованості. Математично шанс обрання визначається як відношення пристосованості окремого рішення до сумарного показника всієї популяції, що механічно нагадує розподіл секторів на колесі рулетки візуалізація процесу наведена на рис. 3.2.

Рангова селекція відрізняється тим, що оперує не абсолютними значеннями функції пристосованості, а масивом нормалізованих рангів.

Суть методу полягає у присвоєнні кожній особині порядкового номера відповідно до її позиції у відсортованому за ефективністю списку популяції.

Особлива увага приділяється ситуаціям, коли в популяції присутні кілька

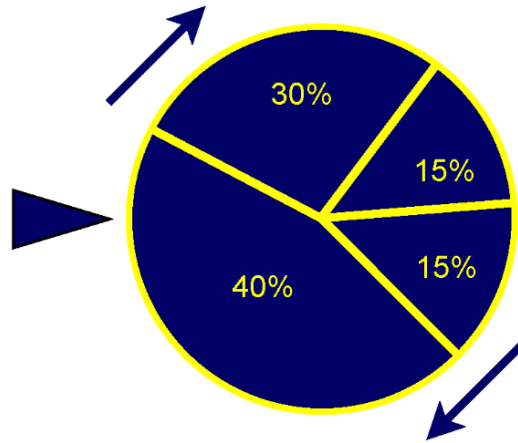


Рисунок 3.2 – Візуалізація механізму пропорційного відбору

елементів з однаковими показниками. У таких випадках їм присвоюється усереднений ранг, який розраховується як середнє арифметичне тих позицій, які б ці елементи займали у повному списку. Ігнорування цього правила призвело б до порушення принципу рівноймовірності відбору для рівноцінних рішень, що суперечить логіці оператора селекції. Надалі сам процес відбору здійснюється за алгоритмом пропорційної селекції (методом рулетки), проте в якості бази для розрахунку ймовірностей використовуються саме отримані ранги (рис. 3.3).

Турнірна селекція реалізує інший підхід, що полягає у формуванні локальних груп (турнірів) із заданої кількості випадково обраних особин.

У межах сформованої групи визначається переможець – особина з найвищим показником пристосованості. Характерною особливістю методу є те, що одна й та сама особина може брати участь у кількох різних турнірах, що підвищує шанси кращих рішень на тиражування (візуалізація процесу на рис. 3.4).

Процес рекомбінації передбачає схрещування відібраних батьківських пар, у результаті чого генеруються нові рішення (нащадки). Останні поєднують у собі генетичну інформацію, успадковану від обох батьківських форм. Цей механізм забезпечує транзит та збереження компонентів генотипу в наступних генераціях популяції.



Рисунок 3.3 – Алгоритм формування ймовірностей при ранговій селекції

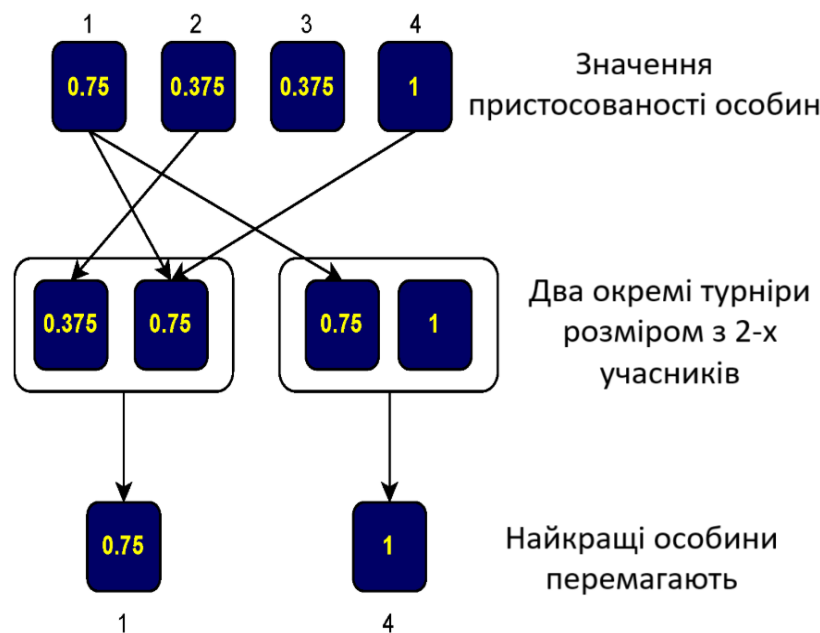


Рисунок 3.4 – Схема турнірного відбору

У класичних бінарних генетичних алгоритмах застосовують різноманітні стратегії оператора схрещування.

Одноточкове схрещування базується на розрізанні ланцюжків генотипу обох батьків у випадково обраній позиції (точці схрещування).

Надалі відбувається перехресний обмін сегментами відносно цієї точки, що призводить до формування двох нових нащадків (рис. 3.5).

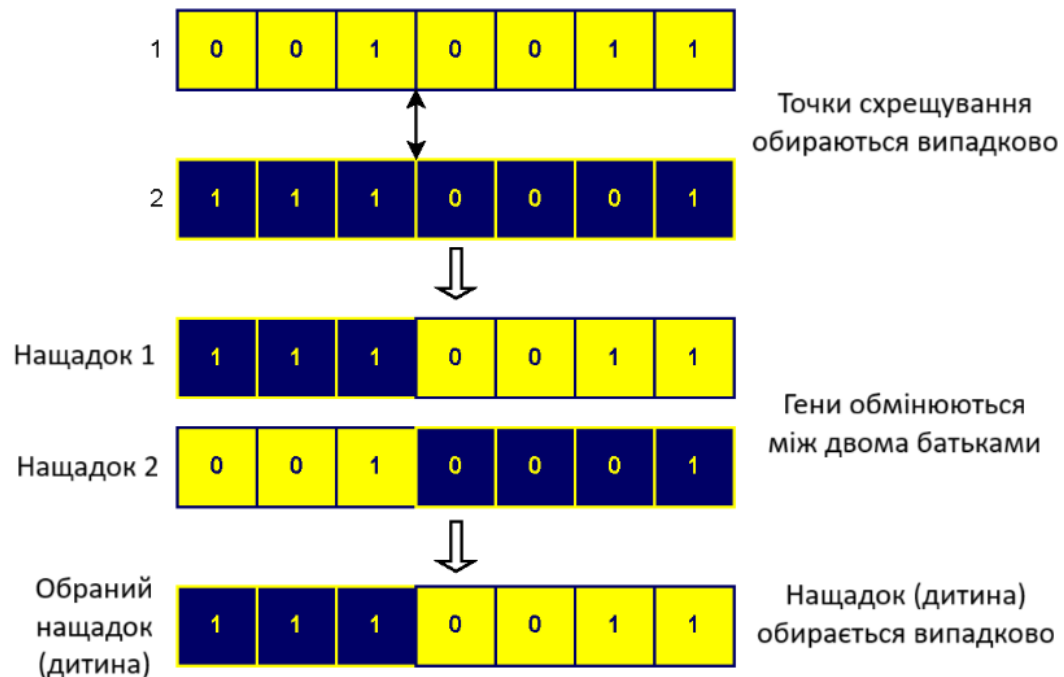


Рисунок 3.5 – Схема формування нащадків за допомогою оператора одноточкового схрещування

Для визначення того, який саме нащадок перейде до наступної популяції, зазвичай застосовують одну з двох стратегій: селекцію особини з найвищим показником пристосованості або ж випадковий відбір. На практиці перевага найчастіше віддається саме рандомізованому підходу. Це пояснюється прагненням знизити обчислювальне навантаження, адже проміжна оцінка якості

рішення є ресурсомісткою, особливо з огляду на те, що після етапу мутації функцію пристосованості все одно доведеться перераховувати заново.

На відміну від одноточкового методу, техніка двоточкового схрещування базується на створенні точок розриву одразу у двох різних позиціях.

Такий підхід дозволяє здійснити обмін сегментами генотипу, що знаходяться між цими точками (рис. 3.6). У результаті цієї операції формується пара нащадків, з-поміж яких фінальний результат роботи оператора обирається випадковим чином.

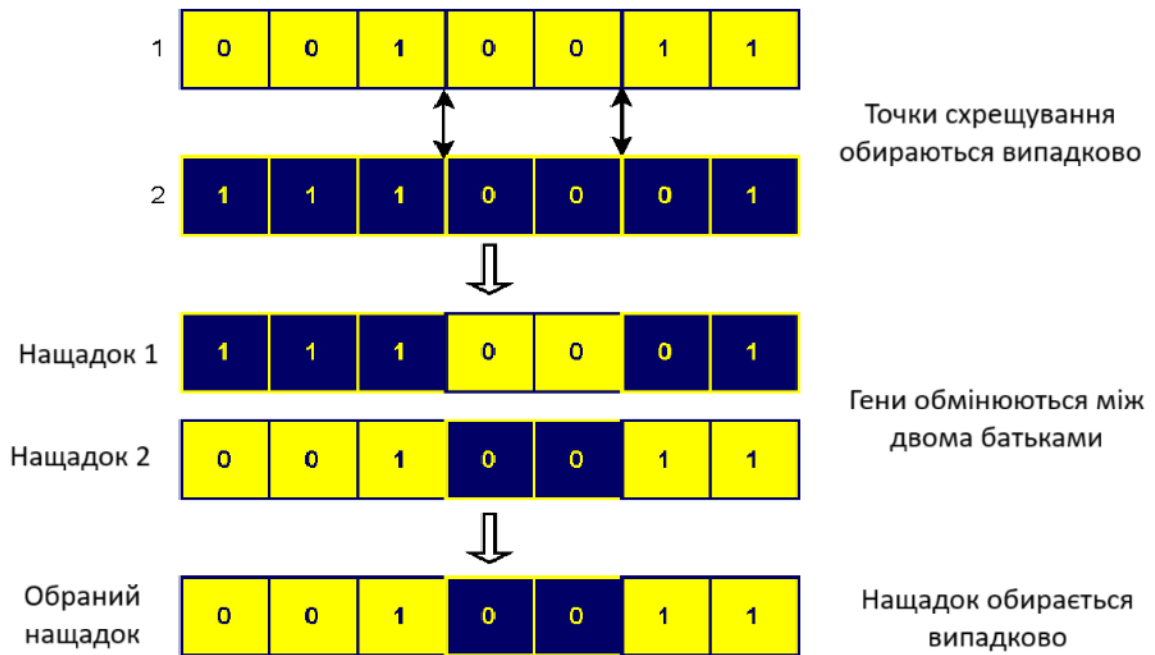


Рисунок 3.6 - Схема формування нащадків за допомогою оператора двоточкового схрещування

Стратегія рівномірного схрещування базується на формуванні генотипу нащадка шляхом стохастичної селекції генів із відповідних позицій у хромосомах батьків.

Ключовою особливістю цього методу є те, що кожне окреме рішення про успадкування приймається незалежно, з рівною ймовірністю запозичення генетичного матеріалу від будь-якого з батьків. Теоретично такий підхід допускає можливість виникнення нащадка, який є повною копією однієї з батьківських форм (рис. 3.7).

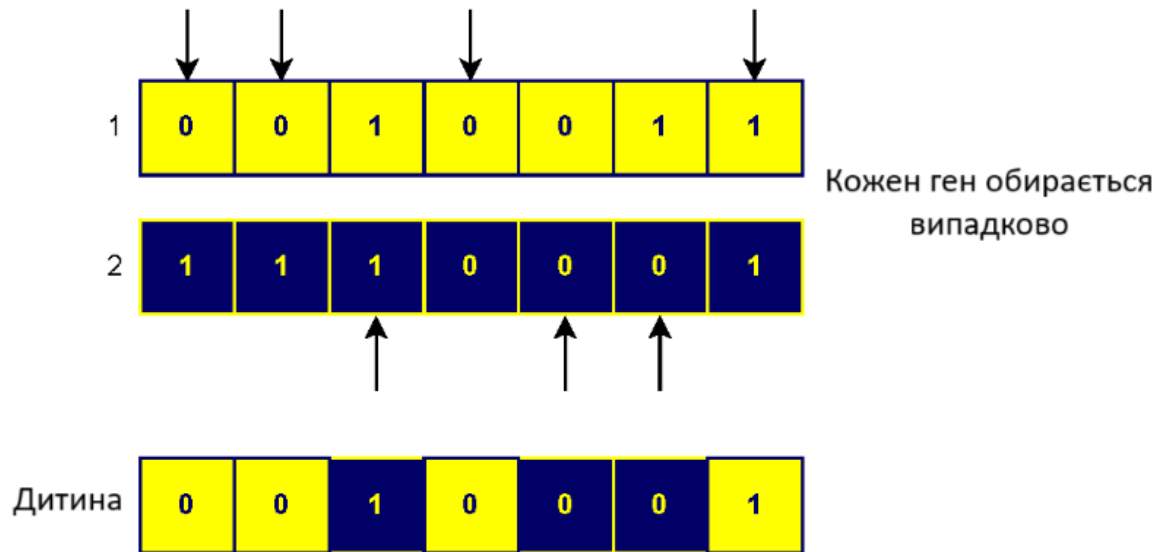


Рисунок 3.7 - Схема формування нащадків за допомогою оператора рівномірного схрещування

Після завершення етапу формування пулу нащадків, до якого можуть бути включені й найбільш успішні батьківські форми (завдяки механізму «елітаризму», що забезпечує пряму трансляцію кращих рішень із поточної популяції в наступну), алгоритм переходить до застосування оператора мутації.

Механізм мутації реалізує стохастичну трансформацію генотипу нащадка. Пріоритетним завданням цього процесу є не миттєве покращення якості рішення, а забезпечення генетичного різноманіття популяції, що запобігає передчасній збіжності алгоритму. Зазвичай мутаційні зміни мають локальний характер і лише незначно модифікують структуру особини.

У контексті роботи з бінарними послідовностями (хромосомами) сутність мутації зводиться до інверсії, або «біт-фліппінгу» (bit-flipping).

Це означає, що значення конкретного гена з певною ймовірністю змінюється на протилежне (рис. 3.8).

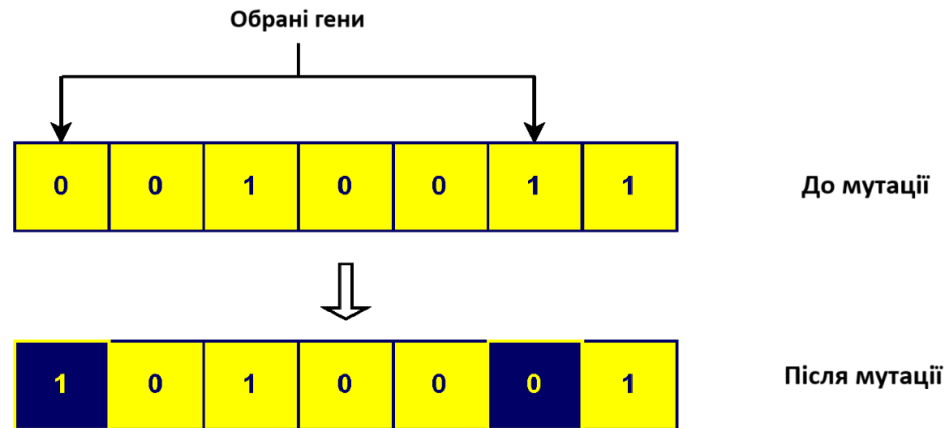


Рисунок 3.8 - Схема бітової мутації в генетичному алгоритмі

Ключовим параметром налаштування для бінарних рядків виступає показник ймовірності мутації. Виділяють три базові підходи до визначення цього параметру:

$$\begin{cases} \frac{1}{3 \cdot n} & \text{слабка мутація} \\ \frac{1}{n} & \text{середня мутація} \\ \min\left(\frac{3}{n}, 1\right) & \text{сильна мутація} \end{cases},$$

де n – відповідає загальній кількості генів у хромосомі нащадку.

Безумовно, існує можливість ручного встановлення фіксованого значення ймовірності мутації. Завершення етапу мутації означає остаточне формування нової генерації. За необхідності до її складу можуть бути інтегровані найкращі

особини з попереднього циклу (принцип елітаризму). Після цього ітераційний процес повторюється до моменту виконання критеріїв зупинки: досягнення цільового показника функції пристосованості або спрацювання умови раннього завершення пошуку.

На *Етапі 2* дослідження було імплементовано комбінаторний генетичний алгоритм, побудований на маніпуляціях із категорійними рядками. У запропонованій моделі генотип кожної особини формувався як унікальна перестановка з N елементів, де N відповідає сукупній кількості складів-філій у системі VRP.

Кожна така комбінація інтерпретувалася алгоритмом як готовий маршрут логістичного об'їзду. Вибір саме такого методу кодування дозволив автоматично забезпечити дотримання жорсткого обмеження задачі: виключення повторних візитів, оскільки транспортний засіб має відвідати кожную локацію виключно один раз.

Водночас, використання моделі єдиної перестановки створювало певні методологічні труднощі при спробі адаптації до мультитранспортних сценаріїв (коли необхідно кілька транспортних засобів). Щоб нівелювати це обмеження, було застосовано евристичну стратегію попередньої обробки: напрямки, попит у яких перевищував місткість однієї машини, обслуговувалися пріоритетно за принципом повного завантаження (Full Truck Load, FTL). Тобто, повністю завантажені фури відправлялися прямо до таких міст, а алгоритм оптимізував маршрути для залишкових вантажів. Такий підхід гарантував коректне врахування транспортного навантаження без надмірного ускладнення комбінаторної моделі.

Інформаційною базою для роботи алгоритму на цьому етапі виступала мережа складів, конфігурація якої була визначена за результатами першої стадії. З масиву даних виключався пункт відправлення (депо), оскільки його статус як

стартової точки є незмінним. Решті об'єктів логістичної мережі присвоювалися числові ідентифікатори (категорії) в діапазоні від 1 до N .

Для наочності розглянемо модельну ситуацію з п'ятьма філіями, кодованими як А, В, С, D та Е. Варіанти формування генотипів, що відображають різноманітні послідовності (маршрути) між цими об'єктами, візуалізовані на рис. 3.9.

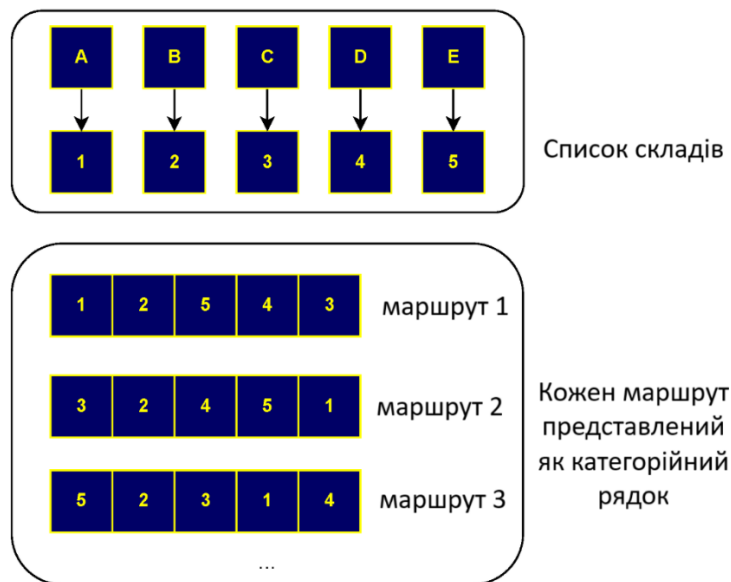


Рисунок 3.9 - Приклад кодування хромосом як послідовності відвідування складів у задачі маршрутизації.

Загальна архітектура алгоритму залишається стабільною. Процес розпочинається з етапу ініціалізації стартової популяції, що реалізується стохастичним методом. Суть цього кроку полягає у генерації визначеної кількості унікальних перестановок на основі вхідного масиву складів.

Наступним кроком є розрахунок показників функції пристосованості (*fitness_function*) для кожної особини. Ця функція реалізована як автономний обчислювальний модуль, завданням якого є калькуляція транспортного бюджету.

Алгоритм роботи цього модуля адаптується під специфіку конкретної задачі. Визначення вартості реалізується як добуток загальної дистанції маршруту на встановлений тариф за одиницю шляху.

У випадках, коли логістичні потреби перевищують місткість однієї машини, генерується складний маршрут, який розкладається (у результаті операції декомпозиції) на декілька автономних рейсів. Бюджет розраховується окремо для кожного підмаршруту. Фінальне значення пристосованості (*fitness_value*) визначається як кумулятивна сума витрат на всі здійснені перевезення в межах даного рішення.

Варто зазначити, що оператор селекції є незалежним щодо формату представлення даних, що робить його універсальним інструментом як для класичних, так і для комбінаторних варіацій генетичного алгоритму. Натомість, механізми схрещування та мутації у комбінаторному алгоритмі суттєво відрізняються від аналогів у класичній бінарній версії, що зумовлено специфікою перестановочного кодування генотипу.

Процедура схрещування реалізується за специфічним алгоритмом: від першої батьківської особини нащадок успадковує випадково визначений безперервний сегмент генотипу. Заповнення вакантних позицій, що залишилися, здійснюється за рахунок генетичного матеріалу другого батька. При цьому критично важливим є збереження оригінальної послідовності елементів другого батька, починаючи відлік від точки розриву (правої межі успадкованого сегмента).

Ця методика дозволяє генерувати двох різних нащадків, залежно від того, котра з батьківських особин виступає в ролі донора основного сегмента. Фінальний результат оператора визначається випадковим вибором одного з отриманих варіантів (рис. 3.10).

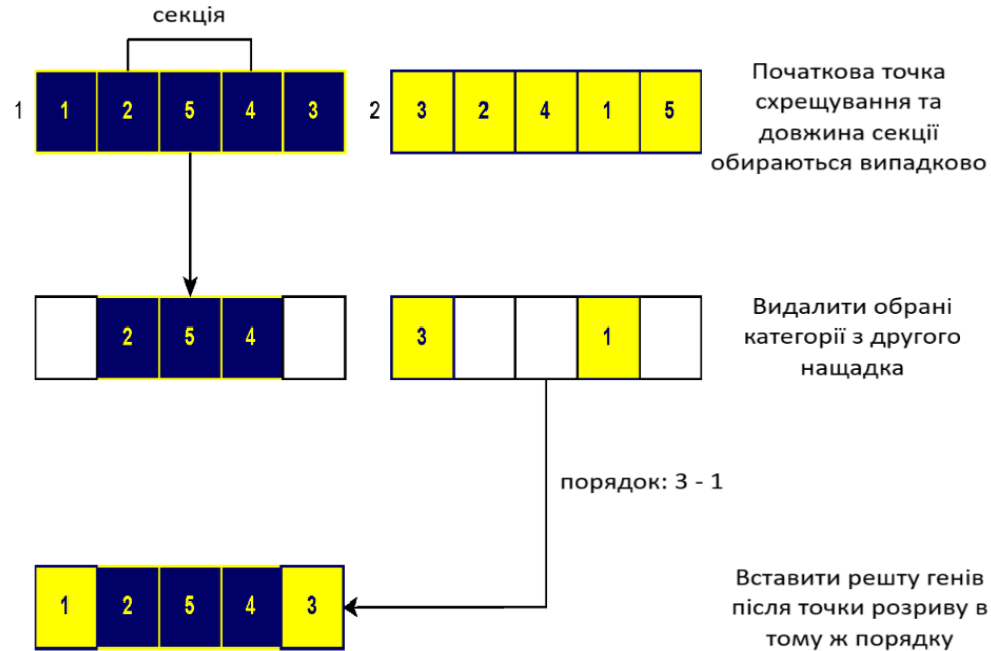


Рисунок 3.10 – Схема схрещування хромосом для задачі оптимізації маршруту

Після формування популяції нащадків алгоритм переходить до етапу внесення варіативності через оператор мутації. Різні види модифікацій, які застосовуються у генетичних алгоритмах представлено на рис. 3.11.

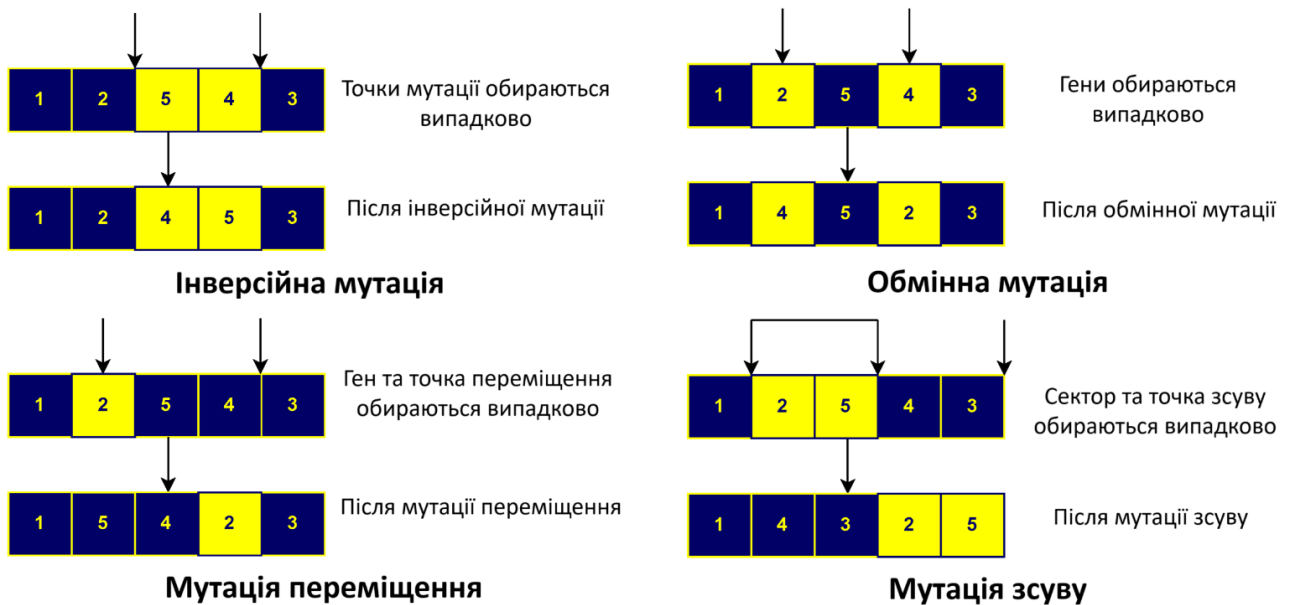


Рисунок 3.11 – Класифікація операторів мутації для задачі маршрутизації [24]

До таких видів відносяться модифікації:

- переміщення: полягає у вилученні конкретного гена та його інтеграції у нову, випадково визначену позицію в генотипі;
- інверсія: передбачає визначення двох точок розриву, між якими послідовність генів «дзеркально» перевертається, змінюючи порядок на зворотний;
- зсув: є ускладненою версією методу переміщення, де переміщенню підлягає не одиничний елемент, а цілий ланцюжок генів;
- обмін: найпростіший тип мутації, за якого два випадково обрані локуси в ланцюжку міняються місцями.

Під час програмної реалізації оператора мутації критичного значення набуває калібрування параметру ймовірності мутації. Цей крок вимагає ретельного експериментального тестування. Необхідно знайти баланс: достатній рівень мутацій забезпечує диверсифікацію рішень і запобігає передчасній збіжності (стагнації) алгоритму, тоді як надмірна частота змін може зруйнувати вже знайдені ефективні структури та загальмувати процес оптимізації.

Результатом роботи другого етапу стало визначення найефективнішого маршруту для фіксованої мережі складів. Розрахований бюджет цього маршруту виконував роль зворотного зв'язку, передаючись на перший етап як значення функції пристосованості для оцінки якості обраної конфігурації.

Таким чином, сформовано ієрархічну систему прийняття рішень: перший рівень відповідає за стратегічне розміщення складських потужностей, а другий рівень надає деталізовану інформацію про логістику та вартість обслуговування цієї мережі. Сукупність цих даних – координати складів, схема маршрутів та фінансовий кошторис – становить комплексний розв'язок поставленої задачі. Лістинг програмної реалізації двоетапного генетичного алгоритму наведено у Додатку В.

3.3 Результати оптимізації логістичних маршрутів та їх аналіз

Для моделювання обрано мережу, що охоплює всю підконтрольну територію України, включаючи основні економічні та логістичні центри. В якості Центрального Розподільчого Центру (CD) визначено Київ. Незважаючи на безпекові ризики, Київ залишається найбільшим споживчим ринком та вузлом, де перетинаються основні транспортні коридори (М-01, М-03, М-05, М-06, М-07). Крім того, за першу половину 2024 року складські потужності Києва зросли на 6%, демонструючи відновлення ринку [64].

Міста-кандидати для регіональних складів (Regional Hubs).

Список кандидатів сформовано на основі аналізу поточних вантажопотоків та стану інфраструктури [65]:

- 1) Львів: Ключовий західний хаб, ворота до ЄС. Висока вартість оренди, але стратегічне значення для імпорту;
- 2) Дніпро: Головний логістичний центр сходу, що забезпечує промисловість та гуманітарні потреби прифронтових зон;
- 3) Одеса: Морський хаб, що частково відновив роботу через "зерновий коридор" та альтернативні маршрути;
- 4) Харків: Індустріальний гігант, логістика якого ускладнена постійними обстрілами, але який залишається критично важливим вузлом;
- 5) Вінниця: Географічний центр країни, що набуває ваги як безпечний транзитний вузол;
- 6) Хмельницький: Традиційний торговельний вузол на перетині шляхів Захід-Схід;
- 7) Тернопіль: Важливий розподільчий центр для західного регіону, альтернатива перевантаженому Львову;
- 8) Полтава: Стратегічний пункт на трасі Київ-Харків (М-03), що дозволяє обслуговувати східні регіони з меншим ризиком;

9) Ужгород: Найвіддаленіший західний вузол, критичний для транскордонного співробітництва зі Словаччиною та Угорщиною;

10) Черкаси, Житомир, Рівне, Запоріжжя: Допоміжні вузли для локального покриття.

Використано реальні дорожні відстані між містами. Наприклад:

- Київ – Львів: ~540 км;
- Київ – Харків: ~480 км;
- Київ – Одеса: ~475 км;
- Київ – Дніпро: ~450 км;
- Київ – Ужгород: ~800 км.

Враховано, що реальний час доставки може відрізнятися від розрахункового через блокпости та стан доріг, тому в модель закладено середню швидкість руху вантажного транспорту 60-65 км/год.

Функція пристосованості (fitness function) розраховує загальний бюджет у гривні (UAH). Тарифи базуються на ринковій аналітиці [72]:

- Магістральні перевезення (FTL, 20т тент): Середня ставка 35–45 грн/км. Для розрахунків прийнято базову ставку 40 грн/км;
- Доставка "останній кілометр" (LTL, до 5т): Ставка 25 грн/км;
- Вантажопідйомність: Максимальне завантаження магістральної вантажівки – 20 тонн (стандартна єврофура);
- Коефіцієнт утилізації (Utilization Rate): Досліджуються сценарії з вимогою заповнення фури мінімум на 90% та 95%. Це критично важливо в умовах дефіциту пального та водіїв.

Моделюється план відправок національного 3PL-оператора:

- Точка відправлення: Центральний склад (Київ) ;
- Загальний вантаж: 250 тонн;
- Географія: 14 міст призначення з різними обсягами попиту.

У табл. 3.2 наведено розподіл вантажів. Дані відображають реальну економічну географію України: концентрація попиту в Дніпрі (промисловість), Львові (релокований бізнес) та Одесі (порт), при менших обсягах у транзитних містах.

Таблиця 3.2 - Розподіл вантажопотоку по містах

Місто призначення	Обсяг (тон)	Частка від заг. обсягу	Регіональна специфіка
Дніпро	65.7	26.3%	Ключовий східний хаб, високий попит
Львів	33.4	13.4%	Західний центр, висока вартість складів
Одеса	30.7	12.3%	Південний центр, специфічна морська логістика
Харків	28.8	11.5%	Великий ринок, підвищені ризики доставки
Вінниця	18.5	7.4%	Транзитний центр
Хмельницький	17.8	7.1%	Торговельний хаб (речові ринки)
Запоріжжя	13.7	5.5%	Промисловість, близькість до фронту
Житомир	11.6	4.6%	Логістичний сателіт Києва
Полтава	10.4	4.2%	Проміжний вузол на Харків
Рівне	9.7	3.9%	Північно-західний транзит
Івано-Франківськ	8.2	3.3%	Прикарпатський регіон
Тернопіль	4.3	1.7%	Вузол перетину шляхів Заходу
Черкаси	3.0	1.2%	Центр
Ужгород	1.8	0.7%	Найдовше плече доставки, кордон
Всього	250.0	100%	

Джерело: побудовано автором

Для аналізу результату порівняємо три можливі альтернативні логістичні рішення.

Експертне рішення

Для створення базового сценарію було залучено логіста-експерта, який спроектував мережу, керуючись принципом "надійності та покриття". Експерт обрав стратегію створення хабів у всіх ключових обласних центрах для гарантування сервісу.

Конфігурація: 8 регіональних складів (Львів, Одеса, Дніпро, Харків, Вінниця, Хмельницький, Запоріжжя, Полтава).

Логіка: Прямі поставки (FTL) до великих міст, довантаження менших міст за залишковим принципом.

Недоліки: Велика кількість складів збільшує постійні витрати. Жорстка прив'язка до регіонів призводить до недозавантаження транспорту (середня утилізація ~74-76%). Наприклад, окремий рейс на Запоріжжя (13.7 т) везе 6 тон "повітря".

Бюджет: Розрахункова вартість (транспорт + склади) склала 275 758 грн.

Рішення ГА Сценарій 1: Цільове завантаження 90%

Конфігурація: 6 хабів (Рівне, Вінниця, Полтава, Дніпро, Хмельницький, Одеса).

Оптимізація:

Відмова від складу в Харкові: Алгоритм визначив, що дешевше та безпечніше обслуговувати Харків (28.8 т) транзитом через Полтаву. Це дозволяє сформувати повні фури до Полтави, а плече Полтава-Харків (~140 км) покрити човниковими рейсами, уникаючи зберігання товарів у зоні підвищеного ризику.

Консолідація Заходу: Замість дорогого складу у Львові, алгоритм використав Рівне та Хмельницький як точки входу для західного регіону. Маршрут *Київ – Рівне – Тернопіль – Івано-Франківськ – Ужгород* дозволив

зібрати вантажі для кількох міст в один ефективний "milk run" (кільцевий маршрут).

Маршрути:

- *Київ – Полтава – Харків*: Завантаження 88%;
- *Київ – Дніпро – Запоріжжя*: 92%.

Бюджет: 263 665 грн. Економія склала 12 093 грн (4.39%).

Рішення ГА (Сценарій 2: Цільове завантаження 95%)

У цьому сценарії алгоритм шукав максимально щільне пакування вантажів, навіть ціною ускладнення маршрутів.

Конфігурація: 7 хабів (Вінниця, Хмельницький, Тернопіль, Полтава, Дніпро, Черкаси, Одеса).

Стратегічні інсайти алгоритму:

- Тернопіль як "Західний Хаб": Алгоритм виділив Тернопіль як оптимальний центр розподілу для Західної України. Географічно він рівновіддалений від Львова, Івано-Франківська та Чернівців, що мінімізує сумарний пробіг "останнього кілометра". Це рішення є вкрай актуальним, враховуючи перевантаженість львівської інфраструктури;

- Черкаський транзит: Створення маршруту через Черкаси дозволило "добрати" вантаж по дорозі на Дніпро, довівши завантаження фури до 94%, замість того щоб відправляти напівпорожню машину окремо на Черкаси;

- Одеса: Прямий рейс з майже 100% завантаженням (30.7 т розбито на 1 повну фуру та довантаження в інший напрямок).

Бюджет: 258 737 грн.

Економія: 17 021 грн (6.17%) порівняно з експертним рішенням.

Нижче наведено зведену таблицю (табл. 3.3), що демонструє ключові показники ефективності (KPI) для кожного з рішень.

Таблиця 3.3. Порівняння ефективності альтернативних логістичних рішень

Показник	Експертне рішення	ГА Сценарій 1: 90%)	ГА Сценарій 2: 95%)
Кількість хабів	8	6	7
Ключові хаби	Львів, Харків, Дніпро, Одеса	Рівне, Полтава, Дніпро	Тернопіль, Вінниця, Дніпро
Середнє завантаження (Linehaul)	74%	90%	94%
Пробіг "останнього кілометру" (км)	Низький	Середній	Оптимальний
Ризик (вразливість складів)	Високий (склади в Харкові/Запоріжжі)	Середній	Низький (транзит через Полтаву)
Загальний бюджет (UAH)	275 758	263 665	258 737
Економія (UAH)	—	12 093	17 021
Економія (%)	—	4.39%	6.17%

Джерело: побудовано автором

Отримані результати підтверджують, що застосування двоетапного генетичного алгоритму дає змогу виявити нетривіальні логістичні рішення, які часто ігноруються людьми-планувальниками через стереотипне мислення.

Сценарій з 95% завантаженням активно використовує багатоточкове розвантаження. В умовах України, де вартість пального є значною складовою тарифу, зменшення кількості рейсів навіть при подовженні маршруту однієї машини дає сумарний позитивний ефект.

Впровадження запропонованого алгоритму надасть українським логістичним компаніям інструментарій для динамічної адаптації. В умовах, коли ситуація на дорогах може змінитися за одну ніч (наприклад, пошкодження мосту або закриття траси), здатність системи за лічені хвилини перерахувати маршрути та перерозподілити потоки через альтернативні хаби стає фактором виживання бізнесу.

Крім того, алгоритм забезпечує об'єктивізацію витрат. Він дозволяє точно розрахувати собівартість доставки до кожного регіону, що критично важливо для формування правильної цінової політики для клієнтів. Наприклад, доставка в Ужгород може коштувати дорожче через відстань, але алгоритм знаходить спосіб здешевити її за рахунок попутного завантаження у Львові чи Івано-Франківську.

Варто зазначити, що модель має певні обмеження. Вона базується на статичній матриці відстаней і не враховує в реальному часі черги на блокпостах або повітряні тривоги, які можуть затримувати транспорт.

Перспективним напрямком розвитку є інтеграція мультимодальних перевезень. Включення в модель залізничних маршрутів "Укрзалізниці" (зокрема контейнерних поїздів до західного кордону) може дозволити ще суттєвим чином знизити вартість магістрального плеча, особливо для важких вантажів. Також важливим є розширення моделі для врахування транскордонних перевезень у рамках інтеграції України до мережі TEN-T [73].

ВИСНОВКИ

Логістика є важливою складовою сучасної економіки, яка забезпечує ефективний обмін ресурсами та товарами на національному й глобальному рівнях. В умовах нестабільності світових ринків та трансформації ланцюгів постачання, дослідження економічної динаміки на ринку логістичних послуг є актуальним завданням.

У роботі досліджено сутність, структуру та тенденції розвитку ринку логістичних послуг в Україні та світі. Виявлено, що сучасний ринок функціонує в умовах високої турбулентності та глобалізації економічних процесів, де ключовим фактором конкурентоспроможності стає не лише ціна перевезення, а й швидкість адаптації до змін та надійність ланцюгів постачання. Аналіз тенденцій розвитку ринку логістичних послуг засвідчив зміщення акцентів у бік цифровізації та інтелектуалізації процесів управління, що потребує розвитку відповідних моделей, методів та технологій.

Аналіз та систематизація ключових показників ефективності (KPI) в логістичній діяльності дав змогу констатувати, що для комплексної оцінки економічної динаміки недостатньо використовувати лише фінансові індикатори, проте існує необхідність застосування збалансованої системи показників, яка враховує часові параметри доставки, надійність, завантаженість транспорту та рівень задоволеності клієнтів.

Огляд концептуальних підходів до моделювання динаміки ринків показав, що класичні економетричні моделі часто не здатні адекватно описувати нелінійні процеси та структурні зрушення в логістиці. Це підтвердило доцільність використання сучасних методів інтелектуального аналізу даних (Data Mining) у цій сфері, а огляд досвіду використання цих технологій на сучасному ринку логістичних послуг дозволив зробити висновок, що методи Data Mining є ефективним інструментом для обробки великих масивів інформації (Big Data),

що генеруються в логістичних системах, та дозволяють використовувати їх для прогнозування попиту, сегментації ринку тощо.

Застосування кластерного аналізу – одного з методів Data Mining – для дослідження динаміки інтенсивності автомобільних вантажоперевезень на ринку логістичних послуг (в 23 країнах світу за 1995 – 2023 рр.) дало змогу виявити відмінності у характері цієї динаміки. Виявлено три групи країн зі схожими динамічними профілями, що свідчить про наявність різних моделей розвитку національних логістичних систем. Цей результат може бути використаним для формування рекомендацій щодо транспортної політики, модернізації логістичної інфраструктури та оцінки ефективності використання території країни як логістичного ресурсу.

Застосування кластерного аналізу для дослідження особливостей ринку логістичних послуг на базі значень міжнародних індексів логістичної ефективності дало змогу виявити глобальні патерни з точки зору рівня ефективності та окреслити потенційні напрями для покращення національної логістичної стратегії через бенчмаркінг з країнами-лідерами відповідних кластерів.

Для підвищення економічної ефективності логістичних послуг у роботі побудовано модель та розроблено метод оптимізації маршрутів доставки вантажів на базі застосування генетичного алгоритму. На відміну від класичних підходів, запропонований метод комплексно вирішує задачі розміщення та маршрутизації. Такий підхід дає змогу значно знизити сукупні логістичні витрати у порівнянні з послідовним вирішенням цих задач.

Розроблений метод реалізовано мовою програмування Python, а апробація на реальних даних підтвердила його працездатність та вищу ефективність у порівнянні з іншими методами. Це дає підстави для рекомендації його впровадження як інновації в діяльність логістичних компаній для підвищення ефективності планування перевезень.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ТА ПОСИЛАНЬ

1. Горяїнов О. М. Теорія і практика дисципліни «Логістика» (для менеджерів) : навч. посіб. Харків : НТМТ, 2009. 522 с. URL: https://www.researchgate.net/profile/Oleksiy_Goryayinov/publication/333557625_Teoria_i_praktika_disciplini_Logistika_dla_menedzeriv/links/5cf3897b92851c4dd020dbc8/Teoria-i-praktika-disciplini-Logistika-dla-menedzeriv.pdf (дата звернення: 15.08.2025).
2. Окландер М. А. Логістика : підруч. Київ : Центр учбової літератури, 2021. 34 с. URL: <https://elib.chdtu.edu.ua/e-books/4218> (дата звернення: 15.08.2025).
3. Moser Greg. What are Logistics Services? Examples & Benefits. *Shippcalm*. February 17, 2023. URL: <https://www.shipcalm.com/blog/what-are-logistics-services/> (дата звернення: 15.08.2025).
4. Воркут Т. А. Проектування систем транспортного обслуговування в ланцюгах постачань : монографія. Київ : НТУ. 2002. 248 с.
5. Souza N. L. S., Frazzon E. M., Oliveira B. R. Evolution of Logistics Service Providers: A Study of 5 PL. *Industrial Engineering and Operations Management*. 2025. С. 99–110. DOI: 10.1007/978-3-031-80785-5_8. URL: https://www.researchgate.net/publication/390047909_Evolution_of_Logistics_Service_Providers_A_Study_of_5_PL (дата звернення: 19.08.2025).
6. Difference 1pl 2pl 3pl 4pl 5pl. *CEVALogistics*. URL: <https://www.cevalogistics.com/en/glossary/difference-1pl-2pl-3pl-4pl-5pl> (дата звернення: 20.08.2025).
7. Leendert van Delft What is Logistics? Definition & How It Works. *DHL Global*. URL: <https://www.dhl.com/discover/en-global/logistics-advice/import-export-advice/what-is-logistics> (дата звернення: 23.08.2025).
8. Горяїнов О.М. Практика вантажних перевезень і логістики : навч.

посіб. Харків : Вид-во «Кортес-2001», 2008. 323 с.

9. Hayyat, U., Qian, L., Saeed, M., & Nawaz, W. Modeling the Growth Dynamics of Logistics Performance: Industrialization, Environmental Technology, and Economic Transformation in Manufacturing Economies. *Systems*. 2025, 13(5), 375. URL: <https://doi.org/10.3390/systems13050375> (дата звернення: 23.08.2025).

10. European Cluster Collaboration Platform. URL: <https://www.clustercollaboration.eu/cluster-list> (дата звернення: 23.08.2025).

11. Список країн за площею. *Merkator*. URL: <https://merkator.org.ua/dovidnyk/spysok-krajin-za-ploshcheju/> (дата звернення: 21.06.2025).

12. Logistics-Initiative Hamburg. *hamburg-logistik.net*. URL: <https://www.hamburg-logistik.net/en> (дата звернення: 23.08.2025).

13. Rivera L., Gligor D., Sheffi Y. The benefits of logistics clustering. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*. 2016. Vol. 46, No 3. Pp. 242–268. DOI: 10.1108/IJPDLM-10-2014-0243. URL: https://sheffi.mit.edu/sites/sheffi.mit.edu/files/2017-05/IJPDLM-10-2014-0243%20The%20Benefits%20of%20Logistics%20Clustering%20Reivera%20Gligor%20Sheffi_0.pdf (дата звернення: 23.08.2025).

14. Лише половина провідних транспортно-логістичних компаній отримали прибуток минулого року. *Opendatabot*. 21 April 2025. URL: <https://opendatabot.ua/en/analytics/index-transport-and-mail-2025> (дата звернення: 05.09.2025).

15. «Нова Пошта» збільшила виручку на 23% до майже 25 млрд гривень у першому півріччі. *Ukrainian news*. 01 August 2025 URL: <https://ukranews.com/en/news/1097222-nova-poshta-ups-revenue-by-23-to-almost-uah-25-billion-in-h1> (дата звернення: 05.09.2025).

16. УЗ у 2024 році отримала 20,4 млрд грн прибутку від вантажних

перевезень. *GMK.center*. 22 трав. 2025. URL: <https://gmk.center/ua/news/uz-u-2024-roci-otrimala-20-4-mlrd-grn-pributku-vid-vantazhnih-perevezen/> (дата звернення: 10.09.2025).

17. Вартість оренди складських приміщень та житла в Україні зростає у 2025 році. *Agroreview*. 28.07.2025. URL: <https://agroreview.com/en/newsen/rental-warehouse-spaces-and-housing/> (дата звернення: 12.09.2025).

18. В Україні зареєстровано ще один індустріальний парк, а Норвегія інвестує майже 10 мільйонів доларів у логістичний центр у Львові. *Ukraine business news*. Nov. 21, 2025. URL: <https://ubn.news/another-industrial-park-has-been-registered-in-ukraine-and-norway-is-investing-nearly-10m-in-a-logistics-hub-in-lviv/> (дата звернення: 12.09.2025).

19. Ukrainian ports increased cargo handling to 97.2 million tons in 2024. *Transportcorridors*. 21.01.2025. URL: <https://www.transportcorridors.com/10237> (дата звернення: 13.09.2025).

20. Ukraine's Transport and Logistics System. Current and Prospective Opportunities and Challenges. Washington, D.C. : World Bank Group, 2025. 76 p. URL: <https://documents1.worldbank.org/curated/en/099061725033525342/pdf/P502442-346a4fd3-882f-46ca-95c9-ce90c0a71619.pdf> (дата звернення: 15.09.2025).

21. Стали відомі обсяги перевалки в портах Південний, Чорноморськ і Одеса в 2024 році. *Центр транспортних стратегій*. 16 січня 2025. URL: https://cfts.org.ua/news/2025/01/16/stali_vidomi_obsyagi_perevalki_portiv_pivdenni_y_chornomorsk_i_odesa_v_2024_rotsi_81688 (дата звернення: 20.09.2025).

22. Складські площі Києва зросли на 6%, повернувшись до довоєнного рівня, при цьому ринок продовжує розширюватися. *Ukraine Business News*. Oct. 2, 2025. URL: <https://ubn.news/kyivs-warehouse-space-grew-by-6-returning-to-pre-war-levels-with-the-market-continuing-to-expand/> (дата звернення: 20.09.2025).

23. Григорак М. Ю. Інтелектуалізація ринку логістичних послуг: концепції, методологія, компетентність : монографія. Київ : Сік Груп Україна, 2017. 516 с.
24. Bottani, E., Tebaldi, L., Casella, G., Mora, C. Key Performance Indicators for Food Supply Chain. A Bibliometric and Systematic Literature Review. *Appl. Sci*, 2025, 15(7), 3841. URL: <https://doi.org/10.3390/app15073841> (дата звернення: 22.09.2025).
25. Götz, L. N., Staudt, F. H., Borba, J. L. G., & Bouzon, M. (2023). A framework for logistics performance indicators selection and targets definition: a civil construction enterprise case. *Production*, 2023, 33. URL: <https://doi.org/10.1590/0103-6513.20220075> (дата звернення: 22.09.2025).
26. SCOR-модель і її застосування для вимірювання ефективності ланцюгів поставок. *stud.com.ua*. URL: https://stud.com.ua/58865/logistika/scor_model_zastosuvannya_vimiryuvannya_efektivnosti_lantsyugiv_postavok (дата звернення: 23.09.2025).
27. Baykasoğlu, A., Kaplanoğlu, V. Application of the balanced scorecard concept to a logistics company : in 4th Int. *Logistics and Supply Chain Congress* (İzmir, 1 december 2006). 2006. Pp. 773–777.
28. Song H., Zhang D. Bullwhip Effect in Supply Chains and Cost Rigidity. *Journal of Risk and Financial Management*. 2025, 18(5), 284. URL: <https://doi.org/10.3390/jrfm18050284> (дата звернення: 23.09.2025).
29. Hayyat U., Qian L., Saeed M., Nawaz W. Modeling the Growth Dynamics of Logistics Performance: Industrialization, Environmental Technology, and Economic Transformation in Manufacturing Economies. *Systems*. 2025, 13(5), 375. URL: <https://doi.org/10.3390/systems13050375> (дата звернення: 25.09.2025).
30. Giacomini Raffaella. Economic theory and forecasting: lessons from the literature. URL: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/130003/1/797434658.pdf>

(дата звернення: 27.11.2025).

31. Agent-Based Modeling vs. System Dynamics: Key Differences and Applications in Complex Systems. *SmythOS*. URL: <https://smythos.com/developers/agent-development/agent-based-modeling-vs-system-dynamics/> (дата звернення: 25.09.2025).

32. Fransoo, J. C. & Udenio, M. The bullwhip effect. *R. Vickerman (ed.), International Encyclopedia of Transportation*. 2021, vol. 3, Elsevier, UK, pp. 130–135. URL: <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-102671-7.10232-5> (дата звернення: 25.09.2025).

33. Bullwhip Effect: Example, Causes, and Impact on Supply Chain. *Inbound Logistics*. July 2023. URL: <https://www.inboundlogistics.com/articles/bullwhip-effect/> (дата звернення: 25.09.2025).

34. Monika M., Vinotha J. M. A sustainable supply chain model with the consideration of logistics, yard management systems, and green investments. *Indian J. Sci. Technol.* 2025. №18. Pp. 1508–1514.

35. What are the limitations of ARIMA models? *Milvus*. URL: <https://milvus.io/ai-quick-reference/what-are-the-limitations-of-arma-models> (дата звернення: 25.09.2025).

36. Simionescu M. Machine Learning vs. Econometric Models to Forecast Inflation Rate in Romania? The Role of Sentiment Analysis. *Mathematics*. 2025. 13 (1), 168. URL: <https://doi.org/10.3390/math13010168> (дата звернення: 25.09.2025).

37. Khin Yadanar Lin. Understanding the Limitations of ARIMA Forecasting. *Towards Data Science*. August 21, 2024. URL: <https://towardsdatascience.com/understanding-the-limitations-of-arma-forecasting-899f8d8e5cf3/> (дата звернення 25.09.2025).

38. Haihua Liu, Shan Huang, Peng Wang, Zejun Li. A review of data mining methods in financial markets. *Data Science in Finance and Economics*. 2021. Vol. 1, Iss. 4. Pp. 362–392. DOI: 10.3934/DSFE.2021020.
39. Верещагіна Г. В., Струпинська Н. В. Моделювання межі доцільності використання грошових коштів для забезпечення ефективності маркетингової діяльності промислових підприємств. *Проблеми економіки*. 2013. № 3. С. 359–364. URL: https://www.problecon.com/export_pdf/problemsof-economy-2013-3_0-pages-359_364.pdf (дата звернення: 27.09.2025).
40. Захарченко В. І.; Мельниченко Д. О. Особливості використання інструмента Data Mining у заходах з конкурентної розвідки. *Ринкова економіка: сучасна теорія і практика управління*. 2020. № 19. С. 101–121.
41. Rey T., Wells C. Integrating data mining and forecasting: Leveraging time-series data offers the best possible forecasting model. *ORMS Today*. 2012. URL: <https://doi.org/10.1287/orms.2012.06.10> (дата звернення: 03.10.2025).
42. Cao L., Zhang C. Domain driven data mining. *2008 IEEE International Conference on Data Mining Workshops*. DOI: 10.1109/ICDMW.2008.98. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4733924> (дата звернення: 04.10.2025).
43. Nugroho S., Uehara T. Systematic Review of Agent-Based and System Dynamics Models for Social-Ecological System Case Studies. *Systems*. 2023. 11(11), 530. URL: <https://doi.org/10.3390/systems11110530> (дата звернення: 04.10.2025).
44. Silva R. F., Cugnasca C. E., Praça I. What is the importance of data mining for logistics and supply chain management? A bibliometric review from 2000 to 2014. Proc. of the 26th Annual Conf. of the *Production and Operations Management Society (POMS)*, Washington D.C., May 8–11, 2015. URL: <https://pomsmeetings.org/confproceedings/060/Full%20Papers/Final%20Full%20papers/060-0168.pdf> (дата звернення: 04.10.2025).

45. Data Mining vs Predictive Analytics: Logistics & Supply Chain. *UNIS*. URL: <https://www.unisco.com/comparison/predictive-analytics-in-logistics-vs-supply-chain-data-mining> (дата звернення: 04.10.2025)
46. Herath S. Fundamentals of Associate Rule mining. *Medium. Data Science and Machine Learning*. Jan. 21, 2024. URL: <https://medium.com/image-processing-with-python/fundaments-of-associate-rule-mining-468801ec0a29> (дата звернення: 10.10.2025).
47. What is Slotting Optimization? *Manhattan Associates*. URL: <https://www.manh.com/our-insights/resources/articles/what-is-slotting-optimization> (дата звернення: 10.10.2025).
48. ARIMA vs. LSTM. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/arima-vs-lstm/> (дата звернення: 08.11.2025).
49. Park K. Performance comparison of machine learning and deep learning models for supply chain tier order quantity prediction: Emphasis on tree-based and CNN BILSTM approaches. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*. 2024. № 8. pp. 22. URL: <https://doi.org/10.24294/jipd9683> (дата звернення: 13.10.2025).
50. Khedr A. M., Sheeja Rani S. Enhancing supply chain management with deep learning and machine learning techniques: A review. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*. 2024. Vol. 10, Iss. 4. URL: <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100379> (дата звернення: 15.10.2025).
51. Mirzaei H., Daneshvar A., Nahavandi B. Predicting the duration of goods transportation delays based on machine learning methods. *Modern Supply Chain Research and Applications*. 2025. Vol. 7 No. 3. Pp. 404–423. URL: <https://doi.org/10.1108/MS CRA-02-2025-0011> (дата звернення: 15.10.2025).
52. Maersk data integrations. *MAERKS*. URL: <https://www.maersk.com/digital-solutions/data-integrations/solutions> (дата звернення: 15.11.2025).

53. Blank, Z. How FedEx drivers optimize their routes (and their biggest hurdle). *Straightaway*. Feb. 22, 2021. URL: <https://www.getstraightaway.com/blog-posts/how-fedex-drivers-optimize-their-routes-and-their-biggest-hurdle> (дата звернення: 17.10.2025).
54. Garland, M. Walmart trims store-to-home delivery costs by 20%. *SupplyChainDive*. Feb. 26, 2024. URL: <https://www.supplychaindive.com/news/walmart-last-mile-delivery-fulfillment-costreduction/708379/> (дата звернення: 20.10.2025).
55. Garland, M. Amazon rolls out delivery route algorithm to reduce miles driven. *SupplyChainDive*. Aug. 31, 2022. URL: <https://www.supplychaindive.com/news/amazon-deploys-new-delivery-route-algorithm-condor/630747/> (дата звернення: 23.10.2025).
56. The real value of IoT in supply chains. *DHL*. May, 2022. URL: <https://www.dhl.com/global-en/delivered/innovation/the-value-of-iot-in-supply-chains.html> (дата звернення: 03.11.2025).
57. Tatlidil O. Smarter deliveries: How UPS drives efficiency with AI and ML. *Medium*. Nov. 4, 2023. URL: <https://medium.com/@tatlidil/smarter-deliveries-how-ups-drives-efficiency-with-ai-and-ml-b1af18574a3a> (дата звернення: 15.11.2025).
58. How data and digitization are transforming the transport industry. *Europenews.xpo*. Nov. 5, 2020. URL: <https://europenews.xpo.com/en/2505/how-data-and-digitization-are-transforming-the-transport-industry/> (дата звернення: 15.11.2025).
59. Корнійко Я. Кластеризація в управлінні глобальними ланцюгами постачання. *Development Service Industry Management*. 2023. № 4. С. 118–123. URL: [https://doi.org/10.31891/dsim-2023-4\(19\)](https://doi.org/10.31891/dsim-2023-4(19)) (дата звернення: 15.11.2025).

60. Zhao L., Wang R. BIRCH Algorithm for Dynamic Data Clustering. *Data Mining Techniques Journal*. 2020. № 8. Pp. 50–67.
61. OECD Data Explorer – platform of Organisation for Economic Cooperation and Development. URL: [https://data-explorer.oecd.org/vis?lc=en&fs\[0\]=Topic%2C0%7CTransport%23TRA%23&fs\[1\]=Frequency%20of%20observation%2C0%7CMonthly%23M%23&pg=0&fc=Frequency%20of%20observation&snb=7&df\[ds\]=dsDisseminateFinalDMZ&df\[id\]=DSD_ST%40DF_STFREIGHT&df\[ag\]=OECD.ITF&df\[vs\]=1.0&dq=.M.....&pd=%2C&to\[TIME_PERIOD\]=false&vw=tb](https://data-explorer.oecd.org/vis?lc=en&fs[0]=Topic%2C0%7CTransport%23TRA%23&fs[1]=Frequency%20of%20observation%2C0%7CMonthly%23M%23&pg=0&fc=Frequency%20of%20observation&snb=7&df[ds]=dsDisseminateFinalDMZ&df[id]=DSD_ST%40DF_STFREIGHT&df[ag]=OECD.ITF&df[vs]=1.0&dq=.M.....&pd=%2C&to[TIME_PERIOD]=false&vw=tb). (дата звернення: 15.11.2025).
62. Pearson correlation. *ScienceDirect*. URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/pearson-correlation> (дата звернення: 17.11.2025).
63. Logistics Performance Index (LPI) level. *The World Bank*. URL: <https://lpi.worldbank.org/international/global> (дата звернення: 17.11.2025).
64. Lukyanova, O. M. Krivtsun, D. U. World Experience and Prospects for Development of the Transport-Logistics System of Ukraine. *Econ. Soc. Electron. Sci. Spec. Ed.* 2024. Vol. 18. Pp. 166–172. URL: <https://chmnu.edu.ua/wp-content/uploads/2019/06/Ekonomika-i-suspilstvo-18-2018.pdf#page=166> (дата звернення: 18.11.2025).
65. Dyczkowska, J. A., Reshetnikova, O. Logistics Centers in Ukraine: Analysis of the Logistics Center in Lviv. *Energies*. 2022, 15 (21), 7975. URL: <https://doi.org/10.3390/en15217975> (дата звернення: 18.11.2025).
66. Kozin I. V., Maksyshko N. K., Perepelitsa V. A. Fragmentary Structures in Discrete Optimization Problems, *Cybernetics and Systems Analysis*. 2017. Vol. 53. Iss. 6. Pp. 931–936.
67. Sbihi A., Eglese R.W. Combinatorial Optimization and Green Logistics. *Annals of Operations Research*. 2010. Vol. 175, № 1. Pp. 159–175.

68. Sarkar, B., Mridha, B., Pareek, S., Sarkar, M., Thangavelu, L. A flexible biofuel and bioenergy production system with transportation disruption under a sustainable supply chain network. *J. Clean.* 2021. Vol. 317, 128079. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128079> (дата звернення: 19.11.2025).
69. Goeked, D.; Schneider, M. Routing a Mixed Fleet of Electric and Conventional Vehicles. *Eur. J. Oper. Res.* 2015. Vol. 245. Pp. 81–99.
70. Macrina, G., Pugliese, L., Guerriero, F., Laporte, G. The Green Mixed Fleet Vehicle Routing Problem with Partial Battery Recharging and Time Windows. *Comput. Oper. Res.* 2018. Vol. 101. Pp. 183–199.
71. Tkatek, S., Bahti, O., Abouchabaka, J. Artificial intelligence for improving the optimization of NP-hard problems: A review. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering.* 2020. Vol. 9. No. 5. Pp. 7411–7420.
72. Freight transportation. *Ukrautologistic.* URL: <https://ukrautologistic.com.ua/en/freight-transportation/> (дата звернення: 24.11.2025).
73. Bandura R., Timtchenko I., Robb B. Ships, Trains, and Trucks: Unlocking Ukraine's Vital Trade Potential : Report / Center for Strategic and International Studies (CSIS). 2024. April 8. URL: <https://www.csis.org/analysis/ships-trains-and-trucks-unlocking-ukraines-vital-trade-potential> (дата звернення: 19.11.2025).

ДОДАТОК А

Аналіз стану та розвитку транспортно-логістичних кластерів (ТЛК) на європейській території

З точки зору територіальної концентрації ТЛК у Європі лідирують Іспанія, Німеччина, Франція, Італія та Польща – на їхній території функціонує близько 60 % усіх кластерів (щільність становить 0,38 кластера на 10 000 км²) [11]. Високий рівень кластеризації також характерний для Мальти, Люксембургу, Данії, Бельгії, Іспанії, Німеччини та Італії. Варто зазначити, що саме в Німеччині, Болгарії, Польщі, Іспанії, Данії, Франції та Італії було створено найбільшу кількість кластерів у сфері транспорту та логістики в пікові періоди (2005, 2008, 2009, 2011, 2012, 2016 рр.). У цих країнах транспортно-логістична сфера визнавалася стратегічним пріоритетом, відзначалася високими темпами розвитку й активним упровадженням інновацій – для забезпечення високошвидкісного сполучення, підвищення безпеки, а також посиленою підтримкою морського транспорту та портової інфраструктури.

Ці чинники вплинули на транспортну спеціалізацію кластерів. Майже третина ТЛК (28 %) спеціалізується виключно на водному транспорті, 12 % – на повітряному, 10 % – на залізничному, 5 % – на автомобільному. Частина кластерів зазначає кілька спеціалізацій одночасно, зокрема:

- автомобільний і залізничний транспорт – 5 %;
- автомобільний і повітряний – 2 %;
- автомобільний і водний – 1 %;
- автомобільний і трубопровідний – 2 %;
- автомобільний, залізничний і трубопровідний – 3 %;
- автомобільний, залізничний і водний – 2 %;
- автомобільний, залізничний і повітряний – 2 %;
- автомобільний, залізничний, водний і трубопровідний – 2 %.

Таким чином, можна говорити про наявність певних диспропорцій у кластеризації за видами транспорту, а також про функціонування ТЛК, які здійснюють комплексне вирішення завдань транспортної галузі з урахуванням взаємопов’язаності видів транспорту та тенденцій мультимодальності й інтермодальності.

При цьому складно виділити один основний напрям діяльності кластерів, оскільки до їх складу входять як компанії, що спеціалізуються на наданні послуг з перевезення, зберігання та оброблення вантажів, пасажирського обслуговування, так і підприємства, які розробляють і виробляють транспортні засоби, різні пристрої та обладнання для них, а також організації, що забезпечують інформаційний і технологічний супровід транспортної діяльності. За результатами аналізу даних [12], 56 % кластерів спеціалізуються на транспортно-логістичних

послугах, 65 % – на виробництві транспортних засобів (ТЗ), пристроїв і обладнання, 60 % – на видах діяльності, що забезпечують функціонування транспорту та логістики.

Наприклад, кластер Logistics-Initiative Hamburg e.V у Німеччині у структурі діяльності зазначає вантажні перевезення автомобільним і водним транспортом, складську логістику, допоміжну діяльність під час транспортування, виробництво транспортного обладнання тощо [12]. Таким чином, лише 20 % кластерів спеціалізуються на одному виді діяльності, тоді як 80 % вирішують комплексні завдання галузі.

Досліджувані кластери переважно функціонують у таких організаційно-правових формах, як асоціація, державно-приватне партнерство, комерційна організація з обмеженою відповідальністю учасників, некомерційна (благодійна) організація. Деякі з них не мають юридично закріпленого статусу та існують як неформальні спільноти (2 %). Більшість ТЛК зареєстровані як асоціації (42 %) та некомерційні організації (32 %).

При цьому, незалежно від форми організації, 67 % ТЛК мають формалізовану стратегію розвитку. До цієї групи входять як невеликі кластери з 21 учасником (наприклад, Canary Cluster for Transports and Logistics), так і великі об'єднання з понад 500 учасниками (наприклад, Cluster Transport, Mobility and Logistics Berlin-Brandenburg). Загалом до дослідження включено кластери з кількістю учасників від 11 до 827 (табл. А.1).

Таблиця А.1 – Розподіл ТЛК країн Європи за кількістю учасників

Кількість учасників, од.	Частка, %	Приклад ТЛК
11–50	32	Aerospace Cluster Sweden, Estonian Logistics Cluster
51–100	24	DIRECTFER District for Rail Technologies, Maritime Cluster Copenhagen North
101–150	18	Innovative Logistics Association of Aragon, Birmingham Railway Innovation Cluster
151–200	9	North South Logistics & Transport Cluster, ITS mobility e.V.
201–250	4	Maritime Technology Cluster FVG s.c.a.r.l., CEEC
251–300	5	North East Automotive Alliance Limited, Maritime & Logistics Innovation Denmark - MARLOG
301–350	2	Maritimes Cluster Norddeutschland e. V., ACStyria Mobilitätscluster
351–400	<1	Logistics in Wallonia
401–450	2	Pôle Mer Méditerranée - Business & Innovation Sea Cluster, Rail Alliance

Продовження Таблиці А.1

Кількість учасників, од.	Частка, %	Приклад ТЛК
451–500	2	Pôle Véhicule du Futur, Cluster NanoMicroMaterialsPhotonics.NRW
501–550	<1	Logistics-Initiative Hamburg e.V.
551–600	<1	MOVEO
601–650	<1	Cluster Transport, Mobility and Logistics Berlin-Brandenburg
828	<1	Aerospace Valley

Джерело: [10]

Основна частина кластерів налічує від 11 до 50 компаній-учасниць. Найбільші кластери, до складу яких входить понад 350 учасників, розташовані в Німеччині, Франції, Бельгії та Великій Британії. Як правило, кількість менеджерів, що здійснюють управління кластерами, не перевищує 5 осіб (79 %). Навіть управлінські команди найбільших ТЛК за кількістю учасників зазвичай складаються з 1–5 або 6–11 осіб. Лише 6 % кластерів управляються командами чисельністю від 11 до 20 осіб.

Ще однією характерною рисою кластеризації транспортно-логістичної сфери в країнах Європи є інтернаціоналізація та колаборація. Так, 83 % ТЛК беруть участь у спільних програмах і проєктах з кластерами інших держав. При цьому більшість кластерів визначають інтернаціоналізацію як стратегічну ціль розвитку та системно виконують завдання для її реалізації. Додатково встановлено, що 29 кластерів мають у своєму складі іноземні компанії. Це особливо актуально для кластерів Німеччини, а також Франції, Данії, Бельгії, Нідерландів, Великої Британії та Польщі.

ДОДАТОК Б

Вхідні та проміжні дані кластерного аналізу динаміки вантажоперевезень
автомобільним транспортом в країнах світу

Таблиця Б.1 – Динаміка інтенсивності вантажоперевезень автомобільним транспортом $I^k = (i_t^k)$, $k = \overline{1, 23}$, $t = \overline{1, 10}$ в 23 країнах світу за період з 1995 по 2004 рр.

Країна	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004
Austria	0,320	0,337	0,354	0,378	0,408	0,419	0,448	0,459	0,472	0,438
Belgium	1,411	1,260	1,033	1,226	1,296	1,476	1,541	1,491	1,423	1,568
Czechia	0,396	0,376	0,515	0,430	0,469	0,495	0,510	0,524	0,551	0,528
Denmark	0,520	0,495	0,499	0,496	0,539	0,557	0,514	0,522	0,534	0,536
Estonia	0,030	0,037	0,047	0,079	0,082	0,082	0,104	0,097	0,142	0,151
Finland	0,070	0,076	0,086	0,090	0,087	0,095	0,090	0,095	0,092	0,096
France	0,287	0,289	0,293	0,305	0,332	0,336	0,345	0,344	0,345	0,360
Germany	0,660	0,655	0,681	0,710	0,766	0,772	0,792	0,778	0,794	0,834
Hungary	0,152	0,158	0,162	0,201	0,200	0,206	0,199	0,184	0,196	0,221
Italy	0,577	0,581	0,574	0,634	0,587	0,613	0,617	0,638	0,576	0,652
Japan	0,757	0,800	0,816	0,798	0,804	0,828	0,834	0,820	0,843	0,866
Lithuania	0,079	0,064	0,079	0,086	0,119	0,119	0,127	0,164	0,176	0,188
Luxembourg	1,497	1,209	1,620	1,780	2,440	2,942	3,394	3,647	3,729	3,849
Netherlands	1,583	1,581	1,609	1,889	2,014	1,917	1,891	1,857	1,929	2,150
New Zealand	0,042	0,044	0,046	0,046	0,051	0,053	0,062	0,062	0,064	0,071
Norway	0,036	0,041	0,045	0,046	0,046	0,047	0,047	0,048	0,051	0,054
Poland	0,035	0,041	0,046	0,048	0,056	0,046	0,045	0,049	0,065	0,077
Portugal	0,196	0,251	0,272	0,277	0,293	0,213	0,252	0,251	0,226	0,406
Slovak Republic	0,062	0,065	0,052	0,053	0,055	0,294	0,283	0,306	0,345	0,379
Slovenia	0,086	0,084	0,088	0,094	0,093	0,103	0,347	0,326	0,348	0,445
Spain	0,202	0,202	0,218	0,248	0,266	0,295	0,319	0,356	0,371	0,425
Sweden	0,066	0,073	0,076	0,073	0,073	0,079	0,076	0,081	0,081	0,082
Switzerland	0,277	0,272	0,279	0,292	0,296	0,310	0,324	0,331	0,343	0,350

Таблиця Б.2 – Динаміка інтенсивності вантажоперевезень автомобільним транспортом $I^k = (i_t^k)$, $k = \overline{1, 23}$, $t = \overline{11, 19}$ в 23 країнах світу за період з 2005 по 2014 рр.

Країна	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Austria	0,442	0,467	0,437	0,402	0,341	0,335	0,340	0,311	0,289	0,295
Belgium	1,436	1,409	1,379	1,256	1,185	1,147	1,085	1,052	1,074	1,042
Czechia	0,551	0,639	0,610	0,645	0,570	0,657	0,695	0,650	0,696	0,686
Denmark	0,541	0,493	0,486	0,452	0,392	0,348	0,374	0,387	0,373	0,376
Estonia	0,169	0,196	0,236	0,197	0,139	0,124	0,131	0,128	0,132	0,139
Finland	0,095	0,088	0,088	0,092	0,082	0,090	0,080	0,076	0,072	0,069
France	0,353	0,363	0,378	0,357	0,303	0,319	0,325	0,303	0,302	0,291
Germany	0,849	0,905	0,940	0,935	0,846	0,861	0,891	0,846	0,843	0,855
Hungary	0,270	0,328	0,385	0,384	0,380	0,362	0,371	0,363	0,385	0,403
Italy	0,701	0,643	0,594	0,597	0,555	0,582	0,473	0,411	0,421	0,390
Japan	0,883	0,908	0,935	0,932	0,881	0,842	0,651	0,560	0,562	0,564
Lithuania	0,244	0,278	0,311	0,313	0,272	0,297	0,329	0,359	0,403	0,430
Luxembourg	3,447	3,433	3,566	3,699	3,249	3,348	3,418	2,586	2,790	3,060
Netherlands	2,080	2,064	1,934	1,941	1,750	1,825	1,819	1,688	1,736	1,742
New Zealand	0,070	0,070	0,072	0,078	0,066	0,075	0,076	0,078	0,079	0,087
Norway	0,056	0,060	0,061	0,064	0,057	0,061	0,059	0,062	0,066	0,067
Poland	0,114	0,152	0,192	0,258	0,225	0,236	0,272	0,267	0,273	0,318
Portugal	0,422	0,450	0,502	0,426	0,390	0,385	0,399	0,351	0,430	0,395
Slovak Republic	0,462	0,453	0,553	0,596	0,563	0,561	0,595	0,604	0,614	0,641
Slovenia	0,545	0,598	0,678	0,803	0,729	0,787	0,812	0,784	0,786	0,803
Spain	0,450	0,467	0,503	0,473	0,413	0,416	0,410	0,395	0,382	0,388
Sweden	0,086	0,089	0,090	0,094	0,078	0,081	0,082	0,091	0,094	0,093
Switzerland	0,358	0,373	0,387	0,393	0,385	0,388	0,399	0,392	0,395	0,402

Таблиця Б.3 – Динаміка інтенсивності вантажоперевезень автомобільним транспортом $I^k = (i_t^k)$, $k = \overline{1,23}$, $t = \overline{20,29}$ в 23 країнах світу за період з 2015 по 2023 рр.

Країна	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Austria	0,296	0,303	0,303	0,301	0,316	0,303	0,318	0,313	0,304
Belgium	1,039	1,011	0,876	1,071	1,141	1,130	1,186	1,100	1,056
Czechia	0,744	0,638	0,561	0,521	0,495	0,711	0,808	0,834	0,822
Denmark	0,356	0,370	0,360	0,348	0,348	0,341	0,356	0,352	0,381
Estonia	0,138	0,149	0,137	0,128	0,106	0,095	0,116	0,100	0,093
Finland	0,073	0,080	0,083	0,084	0,086	0,088	0,088	0,091	0,084
France	0,272	0,276	0,302	0,299	0,307	0,296	0,307	0,308	0,300
Germany	0,870	0,873	0,866	0,876	0,863	0,844	0,852	0,841	0,792
Hungary	0,412	0,430	0,427	0,408	0,397	0,346	0,399	0,402	0,359
Italy	0,387	0,373	0,396	0,414	0,457	0,441	0,480	0,500	0,481
Japan	0,541	0,547	0,560	0,559	0,565	0,560	0,591	0,603	0,605
Lithuania	0,406	0,474	0,599	0,668	0,813	0,847	0,884	0,823	0,966
Luxembourg	2,743	2,749	2,821	3,039	3,034	2,485	2,729	2,923	2,810
Netherlands	1,659	1,632	1,626	1,659	1,660	1,628	1,675	1,576	1,507
New Zealand	0,086	0,087	0,098	0,095	0,095	0,095	0,102	0,103	0,097
Norway	0,071	0,065	0,066	0,065	0,066	0,066	0,070	0,075	0,075
Poland	0,341	0,363	0,417	0,486	0,490	0,451	0,451	0,464	0,476
Portugal	0,353	0,377	0,370	0,355	0,338	0,265	0,348	0,343	0,291
Slovak Republic	0,686	0,739	0,724	0,729	0,694	0,647	0,617	0,643	0,539
Slovenia	0,884	0,924	1,028	1,097	1,186	1,119	1,233	1,200	1,113
Spain	0,415	0,430	0,458	0,473	0,494	0,480	0,535	0,528	0,522
Sweden	0,092	0,095	0,093	0,097	0,095	0,096	0,106	0,106	0,094
Switzerland	0,394	0,386	0,395	0,404	0,392	0,389	0,400	0,400	0,374

Таблиця Б.4 - Середні значення та стандартні відхилення для кожного об'єкта, включеного до кластерного аналізу

Країна	Mean	Std.Dev.
Austria	0,360235	0,062634
Belgium	1,220690	0,186371
Czechia	0,597585	0,121910
Denmark	0,436124	0,079030
Estonia	0,120807	0,045939
Finland	0,085026	0,007703
France	0,317136	0,028290
Germany	0,823845	0,073993
Hungary	0,313491	0,098330
Italy	0,529124	0,096860
Japan	0,724591	0,143959
Lithuania	0,376397	0,273656
Luxembourg	2,897813	0,681891
Netherlands	1,780128	0,173863
New Zealand	0,074089	0,018420
Norway	0,058331	0,010496
Poland	0,232882	0,165537
Portugal	0,338859	0,078211
Slovak Republic	0,467288	0,229914
Slovenia	0,659364	0,386650
Spain	0,397694	0,098614
Sweden	0,086610	0,010077
Switzerland	0,361382	0,044011

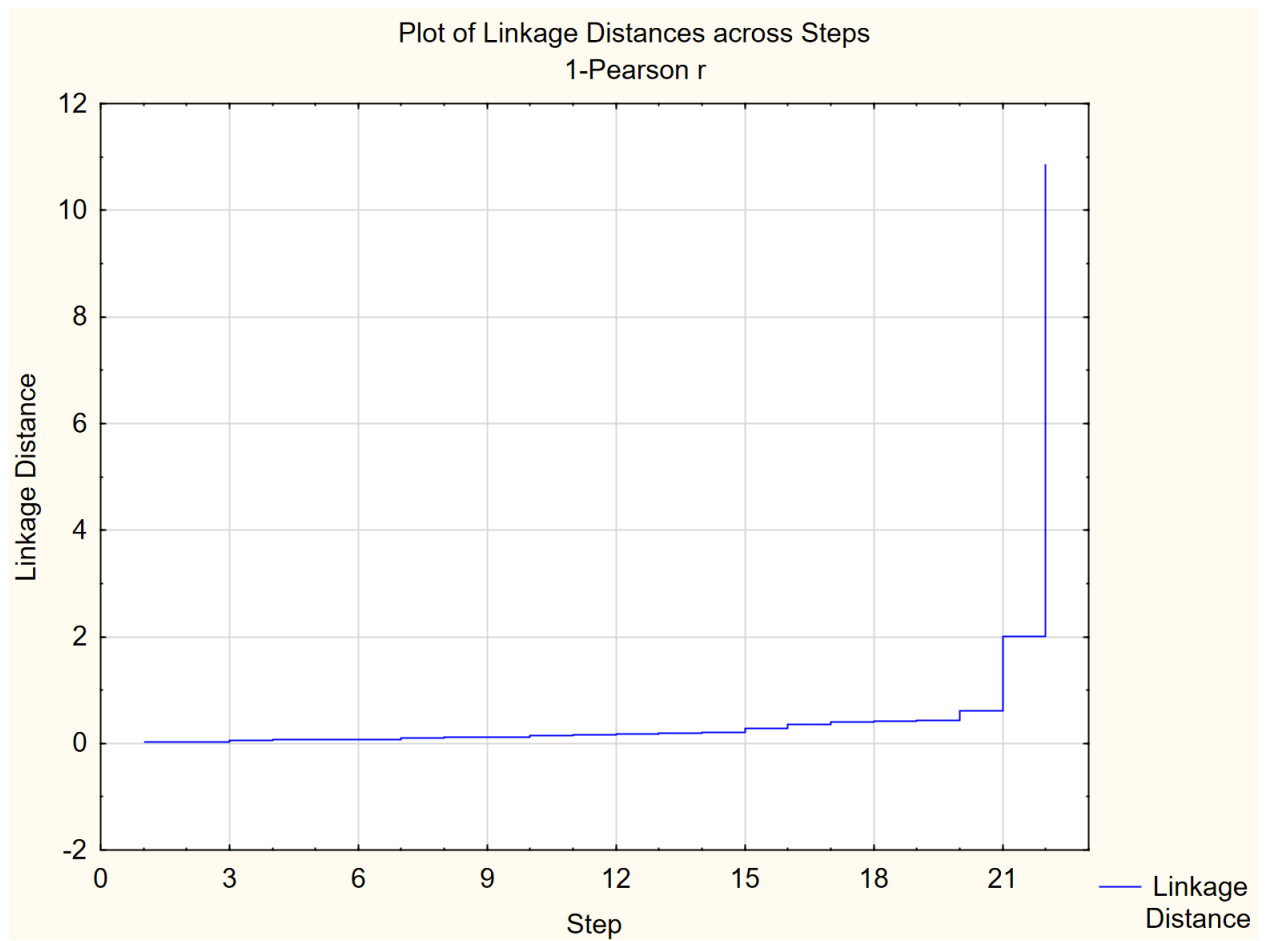


Рисунок Б. 1. - Графік відстаней зв'язків на послідовних етапах процесу зв'язування

Джерело: побудовано автором у програмному пакеті Statistica 13

Таблиця Б.5 - Матриця відстаней

	Austria	Belgium	Czechia	Denmark	Estonia	Finland	France	Germany	Hungary	Italy	Japan	Lithuania
Austria	0,00	0,14	1,38	0,17	0,70	0,30	0,12	1,03	1,56	0,16	0,17	1,58
Belgium	0,14	0,00	1,46	0,17	0,94	0,45	0,27	1,21	1,66	0,16	0,25	1,55
Czechia	1,38	1,46	0,00	1,66	0,63	1,10	1,13	0,41	0,29	1,49	1,46	0,30
Denmark	0,17	0,17	1,66	0,00	1,12	0,57	0,42	1,49	1,86	0,17	0,22	1,78
Estonia	0,70	0,94	0,63	1,12	0,00	0,80	0,45	0,12	0,44	1,01	0,81	0,88
Finland	0,30	0,45	1,10	0,57	0,80	0,00	0,30	0,89	1,28	0,34	0,44	1,07
France	0,12	0,27	1,13	0,42	0,45	0,30	0,00	0,68	1,23	0,29	0,26	1,32
Germany	1,03	1,21	0,41	1,49	0,12	0,89	0,68	0,00	0,18	1,31	1,16	0,55
Hungary	1,56	1,66	0,29	1,86	0,44	1,28	1,23	0,18	0,00	1,71	1,57	0,28
Italy	0,16	0,16	1,49	0,17	1,01	0,34	0,29	1,31	1,71	0,00	0,08	1,63
Japan	0,17	0,25	1,46	0,22	0,81	0,44	0,26	1,16	1,57	0,08	0,00	1,70
Lithuania	1,58	1,55	0,30	1,78	0,88	1,07	1,32	0,55	0,28	1,63	1,70	0,00
Luxembourg	0,53	0,68	0,68	1,01	0,24	0,52	0,32	0,26	0,67	0,84	0,75	0,89
Netherlands	0,16	0,29	1,26	0,36	0,50	0,42	0,15	0,77	1,31	0,31	0,30	1,53
New Zealand	1,50	1,55	0,24	1,81	0,61	1,06	1,20	0,30	0,14	1,67	1,68	0,08
Norway	1,50	1,60	0,14	1,81	0,52	1,12	1,20	0,26	0,09	1,65	1,61	0,15
Poland	1,70	1,71	0,31	1,91	0,79	1,23	1,42	0,43	0,13	1,77	1,76	0,05
Portugal	1,03	1,21	0,58	1,33	0,16	1,05	0,70	0,20	0,33	1,14	0,97	0,81
Slovak Republic	1,46	1,53	0,31	1,80	0,41	1,16	1,15	0,15	0,06	1,68	1,57	0,27
Slovenia	1,57	1,59	0,24	1,88	0,61	1,13	1,25	0,29	0,09	1,68	1,65	0,09
Spain	1,16	1,26	0,27	1,59	0,34	0,79	0,82	0,16	0,20	1,34	1,31	0,21
Sweden	1,42	1,49	0,22	1,70	0,56	1,02	1,13	0,31	0,18	1,60	1,60	0,15
Switzerland	1,39	1,49	0,25	1,78	0,34	1,12	1,04	0,11	0,06	1,60	1,49	0,30

Продовження таблиці Б.5

Країна	Luxembourg	Netherlands	New Zealand	Norway	Poland	Portugal	Slovak Republic	Slovenia	Spain	Sweden	Switzerland
Austria	0,53	0,16	1,50	1,50	1,70	1,03	1,46	1,57	1,16	1,42	1,39
Belgium	0,68	0,29	1,55	1,60	1,71	1,21	1,53	1,59	1,26	1,49	1,49
Czechia	0,68	1,26	0,24	0,14	0,31	0,58	0,31	0,24	0,27	0,22	0,25
Denmark	1,01	0,36	1,81	1,81	1,91	1,33	1,80	1,88	1,59	1,70	1,78
Estonia	0,24	0,50	0,61	0,52	0,79	0,16	0,41	0,61	0,34	0,56	0,34
Finland	0,52	0,42	1,06	1,12	1,23	1,05	1,16	1,13	0,79	1,02	1,12
France	0,32	0,15	1,20	1,20	1,42	0,70	1,15	1,25	0,82	1,13	1,04
Germany	0,26	0,77	0,30	0,26	0,43	0,20	0,15	0,29	0,16	0,31	0,11
Hungary	0,67	1,31	0,14	0,09	0,13	0,33	0,06	0,09	0,20	0,18	0,06
Italy	0,84	0,31	1,67	1,65	1,77	1,14	1,68	1,68	1,34	1,60	1,60
Japan	0,75	0,30	1,68	1,61	1,76	0,97	1,57	1,65	1,31	1,60	1,49
Lithuania	0,89	1,53	0,08	0,15	0,05	0,81	0,27	0,09	0,21	0,15	0,30
Luxembourg	0,00	0,42	0,63	0,64	0,88	0,49	0,51	0,68	0,39	0,68	0,44
Netherlands	0,42	0,00	1,35	1,31	1,56	0,70	1,24	1,41	1,04	1,30	1,13
New Zealand	0,63	1,35	0,00	0,06	0,06	0,57	0,09	0,03	0,11	0,07	0,11
Norway	0,64	1,31	0,06	0,00	0,10	0,45	0,10	0,06	0,12	0,08	0,10
Poland	0,88	1,56	0,06	0,10	0,00	0,67	0,15	0,04	0,22	0,14	0,19
Portugal	0,49	0,70	0,57	0,45	0,67	0,00	0,40	0,53	0,39	0,53	0,32
Slovak Republic	0,51	1,24	0,09	0,10	0,15	0,40	0,00	0,08	0,14	0,16	0,03
Slovenia	0,68	1,41	0,03	0,06	0,04	0,53	0,08	0,00	0,11	0,10	0,09
Spain	0,39	1,04	0,11	0,12	0,22	0,39	0,14	0,11	0,00	0,14	0,12
Sweden	0,68	1,30	0,07	0,08	0,14	0,53	0,16	0,10	0,14	0,00	0,17
Switzerland	0,44	1,13	0,11	0,10	0,19	0,32	0,03	0,09	0,12	0,17	0,00

ДОДАТОК В

Фрагмент коду генетичного алгоритму

В1 Етап 1: Реалізація бінарного генетичного алгоритму (вибір складів)

```

class Stage1_LocationGA:
    def __init__(self, problem, pop_size=10, generations=20, mutation_rate=0.05):
        self.problem = problem
        self.pop_size = pop_size
        self.generations = generations
        self.mutation_rate = mutation_rate
        self.cached_fitness = {} # Кешування для прискорення
    def create_individual(self):
        """Бінарний рядок: 1 - місто є складом, 0 - ні."""
        # Гарантуємо хоча б один склад
        ind = [random.randint(0, 1) for _ in range(self.problem.num_cities)]
        if sum(ind) == 0:
            ind[random.randint(0, self.problem.num_cities - 1)] = 1
        return ind
    .....
    .....

    def crossover(self, parent1, parent2):
        """Одноточковий кросовер."""
        point = random.randint(1, len(parent1) - 1)
        child1 = parent1[:point] + parent2[point:]
        child2 = parent2[:point] + parent1[point:]
        return child1, child2

    def mutate(self, individual):
        """Бітова мутація."""
        for i in range(len(individual)):
            if random.random() < self.mutation_rate:
                individual[i] = 1 - individual[i]

```

```

# Перевірка на валідність (мінімум 1 склад)
if sum(individual) == 0:
    individual[random.randint(0, len(individual) - 1)] = 1

def run(self):
    population = [self.create_individual() for _ in range(self.pop_size)]

    best_global_fitness = float('inf')
    best_global_solution = None # (route, linehaul, last_mile, configuration)

    print(f"Початок оптимізації 1-го етапу (пошук складів)...")

    for gen in range(self.generations):
        # Оцінка популяції
        pop_fitness = []
        for ind in population:
            fit, route, lh_cost, lm_cost = self.fitness_function(ind)
            pop_fitness.append((fit, ind, route, lh_cost, lm_cost))

            if fit < best_global_fitness:
                best_global_fitness = fit
                best_global_solution = {
                    "configuration": ind,
                    "route": route,
                    "budget": fit,
                    "linehaul": lh_cost,
                    "last_mile": lm_cost
                }

        # Сортування
        pop_fitness.sort(key=lambda x: x[0])
        sorted_pop = [x[1] for x in pop_fitness]

        # Елітизм

```

```

new_population = sorted_pop[:2]

while len(new_population) < self.pop_size:
    # Рулетка
    parents = random.sample(sorted_pop[:len(sorted_pop)//2 + 1], 2)
    c1, c2 = self.crossover(parents[0], parents[1])
    self.mutate(c1)
    new_population.append(c1)

```

```

.....
.....

```

B2 ЕТАП 2: Реалізація комбінаторного генетичного алгоритму (маршрутизація / VRP)

```

class Stage2_RoutingGA:
    def __init__(self, problem, active_warehouses, pop_size=20, generations=100,
mutation_rate=0.1):
        self.problem = problem
        self.warehouses = active_warehouses # Список індексів активних складів
        self.pop_size = pop_size
        self.generations = generations
        self.mutation_rate = mutation_rate

    def calculate_fitness(self, route):
        .....
        .....

        Фітнес-функція 2-го етапу: Вартість магістрального маршруту.
        """
        if not route:
            return float('inf')

        total_dist = 0
        # Відстань від першого до останнього через всі проміжні
        for i in range(len(route) - 1):
            total_dist += self.problem.get_distance(route[i], route[i+1])

```

```
total_dist += self.problem.get_distance(route[-1], route[0])
```

```
cost = total_dist * self.problem.linehaul_cost_km
```

```
return cost
```

```
.....
.....
```

```
def create_individual(self):
```

```
    """Створює випадкову перестановку складів."""
```

```
    ind = list(self.warehouses)
```

```
    random.shuffle(ind)
```

```
    return ind
```

```
def crossover(self, parent1, parent2):
```

```
    """Ordered Crossover (OX) для перестановок."""
```

```
    size = len(parent1)
```

```
    start, end = sorted(random.sample(range(size), 2))
```

```
    child = [None] * size
```

```
    child[start:end] = parent1[start:end]
```

```
    pointer = 0
```

```
    for gene in parent2:
```

```
        if gene not in child:
```

```
            while child[pointer] is not None:
```

```
                pointer += 1
```

```
            child[pointer] = gene
```

```
    return child
```

```
def mutate(self, individual):
```

```
    """Swap Mutation: міняє місцями два міста."""
```

```
    if random.random() < self.mutation_rate:
```

```

idx1, idx2 = random.sample(range(len(individual)), 2)
individual[idx1], individual[idx2] = individual[idx2], individual[idx1]

def run(self):
    # Якщо складів 0 або 1, маршрутизація тривіальна
    if len(self.warehouses) <= 1:
        return self.warehouses, 0

    population = [self.create_individual() for _ in range(self.pop_size)]

    for _ in range(self.generations):
        population = sorted(population, key=self.calculate_fitness)
        new_population = population[:2] # Елітизм

        while len(new_population) < self.pop_size:
            # Турнірний відбір
            parent1 = min(random.sample(population, 3), key=self.calculate_fitness)
            parent2 = min(random.sample(population, 3), key=self.calculate_fitness)

            child = self.crossover(parent1, parent2)
            self.mutate(child)
            new_population.append(child)

        population = new_population

    best_route = min(population, key=self.calculate_fitness)
    min_cost = self.calculate_fitness(best_route)
    return best_route, min_cost

```

Декларація академічної доброчесності
здобувача вищої освіти ЗНУ

Я Перепелиця Владислав Володимирович, студент другого курсу,
 форми навчання денна, факультету економічного,
 спеціальності 051 Економіка, адреса електронної пошти loxtox40@gmail.com

- підтверджую, що написана мною кваліфікаційна робота на тему «Моделювання економічної динаміки на ринку логістичних послуг з використанням технологій Data Mining» відповідає вимогам академічної доброчесності та не містить порушень, що визначені у ст. 42 Закону України «Про освіту», зі змістом яких ознайомлений/ознайомлена;
- заявляю, що надана мною для перевірки електронна версія роботи є ідентичною її друкованій версії;
- згоден на перевірку моєї роботи на відповідність критеріям *академічної доброчесності у будь-який спосіб, у тому числі за допомогою Інтернет-системи, а також на архівування роботи в базі даних цієї системи.*

Дата _____ Підпис _____ ПІБ (студент) Перепелиця В.В.

Дата _____ Підпис _____ ПІБ (наук. керівник) Макшишко Н.К.