

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ МІСЬКОГО
ГОСПОДАРСТВА імені О. М. БЕКЕТОВА

Навчально-науковий інститут енергетичної, інформаційної та транспортної
інфраструктури

Кафедра транспортних систем і логістики

Пояснювальна записка

до кваліфікаційної роботи
бакалавра

на тему **Розробка інструменту підтримки прийняття рішень
для оптимізації роботи менеджера з логістики при
розподілі замовлень між власним автопарком та
субпідрядниками**

Виконала: студентка 4 курсу, групи ЛОГІС 2021-1
спеціальності 073 «Менеджмент»,
освітньої програми «Логістика»

Боброва С. В.

Керівник Галкін А. С.

Рецензент Ольхова М. В.

Харків - 2025 року

Харківський національний університет міського господарства
імені О.М. Бекетова

ННІ Енергетичної, інформаційної та транспортної інфраструктури


Кафедра Транспортних систем і логістики

Освітньо-кваліфікаційний рівень бакалавр

Напрямок підготовки 073 «Менеджмент» освітньої програми «Логістика»

(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри 

доц. Куш Є. І.

“ ” 2025 року

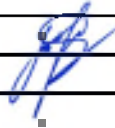
ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТЦІ

Бобровій Сніжані Віталіївні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема проекту (роботи) Розробка інструменту підтримки прийняття рішень для оптимізації роботи менеджера з логістики при розподілі замовлень між власним автопарком та субпідрядниками
керівник проекту (роботи) Галкін А. С., д.т.н., професор
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)
затверджені наказом вищого навчального закладу від “9” 05 2025 р. № 341-03
Строк подання студентом проекту (роботи) 12.06.2024
3. Вихідні дані до проекту (роботи) Параметри замовлень. Параметри власних транспортних засобів.
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) Вступ. Аналіз теоретичних положень. Розробка моделі. Проектування параметрів логістичного процесу. Висновки.
5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень):
Основні положення і результати роботи представлені у електронному вигляді з використанням офісного пакету Power Point

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Антиплагіат	Ас. Толмачов І. О.		

7. Дата видачі завдання 12.05.2025

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1.	Аналіз теоретичних положень	29.04.2025	
2.	Розробка моделі	15.05.2025	
3.	Проектування параметрів логістичного процесу	29.05.2025	
4.	Оформлення пояснювальної записки	12.06.2025	

Студент


(підпис)

Боброва С. В.
(прізвище та ініціали)

Керівник проекту (роботи)


(підпис)

Галкін А. С.
(прізвище та ініціали)

РЕФЕРАТ

Дипломна робота – 44 стор., 12 рис., 13 табл., 15 джерел.

Об'єкт дослідження – систем прийняття рішень.

Мета роботи: розробка інструментів прийняття рішень для менеджера з логістики.

Метод дослідження: аналітичний, математичний.

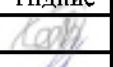
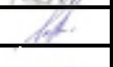


Отримані результати: Пропонує інструмент прийняття рішень, що дозволяє 3PL-компаніям систематично управляти потужностями, зменшувати недозавантаженість власного автопарку та оперативніше реагувати на невизначений попит. Таким чином, цей підхід робить внесок у літературу із задачі маршрутизації із частковим аутсорсингом і гібридним призначенням автопарку, водночас розширюючи практичні рекомендації для прийняття рішень керівниками 3PL.

Рекомендації з впровадження: розроблений інструмент може бути використаний для прийняття рішень менеджерами логістики у 3PL компаніях.

МАРШРУТИЗАЦІЯ, ТРАНСПОРТНІ ЗАСОБИ,
МАШИННЕ НАВЧАННЯ, СОБІВАРТІСТЬ

ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ТЕОРТИЧНИХ ПОЛОЖЕНЬ.....	8
1.1 Домінуючі практики та базові операційні евристики.....	8
1.2 Аналіз методів оптимізація маршрутів доставки вантажів.....	11
1.3 Поняття і принципи моделей дискретного вибору.....	15
1.4 Висновки по розділу.....	19
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ.....	20
2.1 Методи збору даних	20
2.2 Оцінка рішень в моделі.....	21
2.3 Оптимізаційна модель маршрутизації із логікою аутсорсингу....	23
2.4 Модель машинного навчання.....	25
2.5 Операційна інтеграція та підтримка прийняття рішень для менеджера.....	26
2.6 Висновки по розділу.....	27
РОЗДІЛ 3 ПРОЕКТУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ЛОГІСТИЧНОГО ПРОЦЕСУ.....	28
3.1 Дані про відправлення та історичне призначення.....	28
3.2 Аналіз відправлень.....	30
3.3 Результати вирішення задачі маршрутизації.....	32
3.4 Результати роботи класифікатора k-NN.....	34
3.5 Інтеграції системи підтримки прийняття рішень.....	37
3.6 Висновки по розділу.....	39
ВИСНОВКИ.....	41
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	43

<i>ННІЕІТІ ТСЛ ЛОГІС 2021-1 ЛОГІС ХХХ...ХПЗ</i>				
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата
Розроб.		Боброва С. В.		
Перевір.		Галкін А. С.		
Н. контр.		Бурко Д. Л.		
Затв.		Куш Є. І.		
Пояснювальна записка				
			Літера	Аркуш
			д р д	4 44
ХНУМГ				

ВСТУП

Інтернет-торгівля та електронна комерція значно зросли протягом останнього десятиліття, частково завдяки пандемії COVID-19 та подальшим змінам у поведінці споживачів [1]. Навіть після пандемії глобальні продажі в електронній комерції продовжують зростати щорічними темпами понад 10%, що обумовлено зростанням проникнення Інтернету, зручністю для покупців та попитом на широкий асортимент товарів [2]. У свою чергу постачальники логістичних послуг стикаються як зі стратегічним, так і з операційним тиском, щоб забезпечити обробку змінних обсягів відправлень і скорочені терміни доставки.

Стратегічно компанії з логістики третьої сторони (3PL) повинні позиціонувати себе для обслуговування цього зростаючого ринку електронної комерції. Це потребує інвестицій в інфраструктуру, технології та мультимодальні рішення при одночасному прогнозуванні невизначеного попиту. Хоча пікові навантаження, спричинені пандемією, трансформувалися в більш стабільний цілорічний онлайн-шопінг, проте нестабільність залишається особливо вираженою під час сезонних сплесків, таких як «Кіберпонеділок», «Чорна п'ятниця», різдвяний період чи масштабні події [3]. Як наслідок, 3PL-компанії змушені масштабувати операції, мінімізуючи незадіяну потужність у періоди низького попиту та уникати браку потужності в пікові періоди.

Тактично керівникам логістики необхідні надійні інструменти планування для обробки коливань попиту на різних часових горизонтах. Великі розпродажі та глобальні події, як-от Олімпійські ігри або Кубок світу з футболу, можуть різко збільшити обсяги відправлень у короткі терміни [4]. Відповідно, 3PL-компанії змушені домовлятися або резервувати додаткові потужності у зовнішніх перевізників (субпідрядників), щоб впоратися зі зростанням запитів на доставку. Пошук оптимального балансу між збереженням власного автопарку

(щоб гарантувати надійність послуг і контроль) та залученням субпідрядників (для швидкого нарощування потужностей) є постійним тактичним завданням [5].

Операційно кожна нова посилка або відправлення, що надходить у мережу 3PL, вимагає швидкого, економічно ефективного рішення щодо розподілу: а) виконання власними силами за допомогою власного автопарку 3PL, який може мати вільні ресурси, проте несе фіксовані та змінні експлуатаційні витрати; або б) передача субпідрядникам із зовнішніх перевізників, як правило, за оплату за кожне відправлення.

Це рішення ускладнюється різними факторами: перенавантаженістю міських зон, де діють екологічні регулювання або обмеження для транспортних засобів, географічною розпорошеністю адрес доставки та суворими договірними зобов'язаннями щодо рівня обслуговування клієнтів. Зокрема, зони з низькою щільністю населення можуть стати економічно невігідними для обслуговування власним автопарком за низьких коефіцієнтів завантаження, що робить аутсорсинг більш привабливим варіантом [6; 7].

Незважаючи на ці складнощі, багато менеджерів 3PL досі покладаються на евристичні або досвідчені правила, а не на суворі оптимізаційні моделі [8]. Існуючі дослідження розглядали проблему маршрутизації транспортних засобів із власним парком та загальними перевізниками (VRPPC), пропонуючи точні алгоритми чи евристичні методи для мінімізації комбінації витрат на експлуатацію автопарку та плати за аутсорсинг [5]. Однак обмежена увага була приділена гнучким стратегіям призначення, заснованим на даних, що здатні динамічно переналаштовуватися відповідно до поточних структур витрат і характеристик відправлень.

Щоб заповнити цю прогалину, у цій статті пропонується динамічна оптимізаційна структура для 3PL-компаній, яка дозволяє визначати, які відправлення обробляти власними силами, а які — через субпідрядників, з основною метою мінімізувати загальні витрати на дистрибуцію; та модель класифікації на основі машинного навчання для швидкого передбачення оптимального способу обробки вхідних відправлень на основі історичних

шаблонів витрат і атрибутів відправлень, що слугує практичним інструментом підтримки прийняття рішень.

Інтегруючи підхід, заснований на даних, з операційним урахуванням маршрутизації, цей підхід підтримує щоденний розподіл посилок у умовах коливань попиту та обмежень потужності. Сценарійний характер нашої структури також дозволяє керівникам логістики оцінювати різні припущення щодо сплесків попиту, цін на субпідряд або міських регуляцій.

Зрештою, мета роботи — продемонструвати, що поєднання машинного навчання (для швидкої, приблизної класифікації) із детальнішою оптимізаційною процедурою (для уточненої мінімізації витрат) дозволяє 3PL-компаніям систематично управляти потужностями, зменшувати недовантаженість власного автопарку та оперативніше реагувати на невизначений попит. Таким чином, цей підхід робить внесок у літературу з VRP із частковим аутсорсингом [6] і гібридним призначенням автопарку, водночас розширюючи практичні рекомендації для прийняття рішень керівниками 3PL.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ ТЕОРТИЧНИХ ПОЛОЖЕНЬ

1.1 Домінуючі практики та базові операційні евристики

Логістика останньої милі визначається як переміщення товарів від точки розподілу, наприклад складу або центру виконання замовлень, до фінального клієнта, яким може бути фізична особа або інший бізнес. Ця критична фаза задіює різні транспортні засоби — від традиційних вантажівок і фургонів різного розміру до, дедалі частіше, велосипедів, електромобілів та, у перспективі, безпілотників і автономних робомаршрутизаторів.

У повсякденних операціях менеджери 3PL часто покладаються на евристики, накопичений досвід або встановлені внутрішні протоколи компанії для прийняття ключових рішень, включаючи призначення посилок конкретним транспортним засобам або маршрутам та подальшу логіку маршрутизації. Ці евристичні підходи можуть виявлятися як прості правила: призначати доставки на підставі географічної близькості пунктів призначення, ділити зони обслуговування на заздалегідь визначені сектори чи вирішувати, ґрунтуючись на порогах вантажопідйомності транспортного засобу. Наприклад, поширеною практикою може бути використання 3PL певного порогу ваги посилки, щоб вирішити, чи варто відправляти її безпосередньо до клієнта, чи спочатку зконсолідувати на локальному розподільному пункті для подальшого перевезення. Договірні умови з клієнтами та перевізниками, зокрема ті, що регулюють процедури для повного завантаження вантажівки, регіональну кластеризацію доставок або стягнення додаткових платежів за додаткові зупинки, також значно впливають на ці евристично обґрунтовані рішення.

Сегмент останньої милі в ланцюгу постачання широко визнаний за високі витрати, часто становлячи найбільшу окрему складову загальних логістичних витрат. Ці значні фінансові наслідки підкреслюють необхідність ретельного та

ефективного планування. Однак практичні методи, що застосовуються, часто не досягають теоретично оптимальних результатів. Традиційно маршрути доставки можуть бути статичними, тобто водії долають той самий перелік зупинок щоразу, або, завдяки технологічному прогресу, маршрути можуть плануватися динамічно, щодня адаптуючись до даних у реальному часі про дорожні умови, часові вікна клієнтів та інші змінні з використанням програмного забезпечення для оптимізації маршрутів. Проте первісне й ключове рішення щодо призначення посилок або власному автопарку, або зовнішньому перевізнику часто приймається до етапу детальної оптимізації маршруту.

Незважаючи на визнані високі витрати та стратегічну важливість доставки останньої милі, поширене покладання менеджерів 3PL на ці прості евристики для призначення посилок, замість суворих методів оптимізації, вказує на помітний розрив між операційною реальністю та потенціалом, який пропонує теорія оптимізації. Цей розрив, ймовірно, підтримується кількома факторами: внутрішньою складністю прийняття оптимальних рішень у реальному часі за динамічних умов; уявною складністю доступу або жорсткістю використання складних інструментів оптимізації; а також певним рівнем опору змінам із боку операційних працівників. Хоча евристики забезпечують простоту та швидкість, вони зазвичай є субоптимальними порівняно з формальними методами оптимізації, особливо в складних сценаріях, схожих на проблеми маршрутизації транспортних засобів. Унаслідок цього існує висока ймовірність суттєвих невикористаних ефективностей і потенційних заощаджень у поточних операціях 3PL. Ця ситуація підкреслює критичну необхідність систем підтримки прийняття рішень, які були б не лише потужними у своїх аналітичних можливостях, але й практичними, зручними для користувачів та безшовно інтегрованими в існуючі бізнес-процеси 3PL.

Задача маршрутизації транспортних засобів із приватним автопарком і загальним перевізником (VRPPC) є ключовим розширенням класичної задачі транспортних засобів (VRP). Її головна характеристика полягає в тому, що компанія може обслуговувати своїх клієнтів або за допомогою власного

автопарку, або опційно передавати доставку зовнішнім перевізникам. Це рішення зазвичай керується міркуваннями економічної доцільності або обмеженнями потужності власного автопарку. Зазвичай метою формулювань VRPPC є мінімізація загальних логістичних витрат, які включають суму фіксованих і змінних експлуатаційних витрат, пов'язаних із приватним автопарком, плюс будь-які витрати на залучення загальних перевізників.

Декілька ключових академічних робіт суттєво розвинули розуміння та методології розв'язання VRPPC. Dabia, Lai і Vigo представили точний алгоритм спеціально для «насиченого» VRPPC [5]. Goeke, Gschwind і Schneider зосередили свою увагу на розробці верхніх і нижчих оцінок для VRPPC, що слугують для оцінювання якості евристичних рішень і побудови ефективних точних алгоритмів [8]. Baller, Dabia, Dullaert і Vigo розробили підхід для VRP із частковим аутсорсингом, що дозволяє делегувати частину замовлень зовнішнім перевізникам, зберігаючи інші всередині компанії [6]. Gahm, Brabänder і Tuma розширили ці моделі, додавши можливість врахування кількох зовнішніх перевізників із об'ємними знижками та опцією оренди додаткових транспортних засобів [7]. Такі розширення підвищують реалістичність моделі, водночас ускладнюючи її обчислення.

Незважаючи на динамічне зростання досліджень у сфері VRPPC, помітною залишається прогалина щодо «стратегії призначення» як окремого, передопераційного шару прийняття рішень [5; 6]. Здебільшого VRPPC-моделі спочатку імпліцитно або примітивно призначають замовлення до внутрішнього автопарку чи зовнішніх перевізників всередині загального процесу оптимізації маршрутів. Однак для 3PL актуальнішим є стратегічний передопераційний вибір, який враховує широке коло факторів: обсяг і характеристики посилок, короткострокові ціни на субпідряд, рівень завантаження автопарку, а також непрораховані якісні чинники, наприклад, надійність партнерів або прихована цінність замовлення [11]. У результаті виникає потреба в моделі, де рішення про те, чи розглядати посилку для внутрішньої маршрутизації, чи негайно передати її на аутсорд (або виставити на аукціон), приймається окремо, але з урахуванням

даних про поточні ринкові умови, стратегію компанії та характер попиту. Такі рішення слугуватимуть передумовою до подальшого CVPPC-оптимального розподілу маршрутів. Це забезпечує більш гнучку і динамічну архітектуру, здатну швидко реагувати на зміну умов та мінімізувати загальні витрати [6; 7; 8].

1.2 Аукціонні системи та аутсорсинг на останній милі

Аутсорсинг став невід'ємною стратегією в логістиці останньої милі, дозволяючи компаніям управляти коливаннями попиту, контролювати витрати та отримувати доступ до спеціалізованих послуг. У цьому розділі розглядаються стратегічні аспекти аутсорсингу, з особливим акцентом на те, як динамічні механізми, такі як аукціонні системи, змінюють процес закупівлі транспортних послуг. Також розглядається поява колаборативних парадигм, які можуть кардинально трансформувати розподіл ресурсів в урбаністичному вантажному сегменті.

У розподілі міських вантажів (Urban Freight Distribution, UFD) зазвичай використовується стратегічне поєднання власних доставок (insourced), що здійснюються внутрішнім автопарком компанії, та аутсорсингових доставок, які виконуються субпідрядниками або зовнішніми перевізниками. Центральне завдання прийняття рішень у цьому контексті полягає в тому, щоб призначити кожне окреме відправлення або внутрішньому логістичному провайдеру (LSP), або зовнішньому перевізнику, із основною метою мінімізувати загальні операційні витрати.

Структура витрат для цього рішення, як показано у наданих матеріалах, типово включає: а) внутрішні (insourced) витрати: складаються з фіксованих витрат (наприклад, щоденні експлуатаційні витрати на водіїв і транспортні засоби, позначені як C_{fixed} і змінних витрат (витрати, що залежать від відстані або конкретного маршруту, позначені як $C_{var,i}$ для відправлення i). Обчислення змінних витрат для набору внутрішніх відправлень часто еквівалентне розв'язанню задачі маршрутизації транспортних засобів з ємнісними обмеженнями (CVRP) для цих конкретних відправлень; а) зовнішні (outsourcing)

витрати: зазвичай мають вигляд вартості за кожне відправлення (позначеної як $C_{sub,i}$, якщо його обробляє зовнішній перевізник. З перспективи 3PL це часто спрощується до виплати фіксованого гонорару без необхідності докладних розрахунків маршруту для таких аутсорсингових посилок.

Мотивації для аутсорсингу в рамках моделі VRPPC тісно узгоджуються з цією метою мінімізації витрат. Зазвичай розглядають передачу на аутсорсинг, коли попит клієнтів перевищує потужності приватного автопарку або коли це економічно більш виправдано. Концепція часткового аутсорсингу, яку досліджували [10] та в стохастичних контекстах [9], додає більшої деталізації. Вона дозволяє передавати на аутсорсинг тільки частину попиту клієнта або певні послуги, замість того щоб аутсорсити весь обсяг, що дає змогу точніше балансувати рівні обслуговування та витрати.

Окрім прямих витратних співвідношень, стратегічне рішення про аутсорсинг передбачає ширшу оцінку різних чинників. Переваги можуть включати покращену масштабованість для задоволення пікових навантажень, доступ до спеціалізованого обладнання чи експертизи зовнішніх перевізників, потенційну загальну економію завдяки їхній ефективності, покращений досвід клієнтів через швидшу або спеціалізовану доставку і вищу операційну ефективність завдяки інвестиціям 3PL у передові технології та навчання персоналу. Навпаки, можливі недоліки включають ризик підвищення витрат, якщо угоди з аутсорсерами не керуються належним чином, потенційну втрату прямого контролю над процесом доставки, питання надійності в разі невідповідного виконання зобов'язань зовнішніми перевізниками, можливе невдоволення клієнтів через поганий досвід доставки з боку субпідрядників, а також екологічні ризики, якщо зовнішні перевізники використовують менш екологічно чисті практики.

Хоча представлена цільова функція зосереджена на кількісних грошових витратах, фактичний процес прийняття рішення про insourcing чи outsourcing в умовах динамічної служби останньої милі часто підпорядковується ряду якісних факторів. Серед них — історична надійність субпідрядників, вплив досвіду

доставки на імідж бренду відправника, стратегічна цінність партнерств із певними перевізниками та питання безпеки даних під час обміну інформацією про відправлення. Чиста модель мінімізації витрат, як правило, може оминати ці важливі нюанси. Це підкреслює, що ефективна «стратегія призначення» повинна або неявно враховувати ці якісні аспекти через навчання моделей (як це може бути реалізовано з використанням підходів машинного навчання), або явно включати їх у рамки прийняття рішення, потенційно виходячи за межі одноцільової оптимізації. Наприклад, вартість аутсорсингу може бути не завжди просто грошовим значенням, а «ефективною вартістю», що неявно містить коригування за ризики або якість послуг. Альтернативно, бінарне рішення x_i інколи може прийматися на основі пріоритетних внутрішніх політик, що надають перевагу цим якісним факторам над чистою мінімізацією витрат для певних категорій відправлень чи клієнтів. Вишукана стратегія призначення, особливо за допомогою машинного навчання, може навчитися на історичних рішеннях, де ці якісні чинники відігравали роль, навіть якщо вони не були явно закодовані у функції витрат на той час. Така модель може виявити патерни, що історично призводили до успішних результатів (наприклад, високий рівень задоволеності клієнтів або низькі показники повторних доставок і пошкоджень), які залежать від цих часто не оцифрованих чинників. Через пропозицію методів кількісної оцінки частини цих важливих якісних факторів або через застосування ML для неявного вивчення пріоритетів із наявних даних про історичні рішення, тим самим збагативши модель призначення.

Аукціонні системи (della.ua; lardi-trans.com.ua), особливо ті, що реалізовані через онлайн-платформи, стають динамічним та ефективним механізмом для торгівлі запитами на доставку між відправниками та перевізниками. Цей підхід особливо доречний для управління змінною потребою у службах доставки «на вимогу» та для вирішення коливань потреб у потужностях у логістичному секторі.

У контексті логістики поширеною формою є зворотний аукціон (reverse auction). У цьому форматі відправники розміщують деталі своїх транспортних потреб, а зацікавлені перевізники подають ставки, знижуючи ціну, яку вони готові

прийняти за виконання замовлення. Контракт зазвичай присуджується перевізнику з найнижчою ставкою, хоча можуть враховуватися й інші фактори, пов'язані з якістю послуг. Ця конкурентне середовище природно сприяє досягненню вигідних тарифів на перевезення. Процес зворотного аукціону зазвичай включає кілька етапів: початкове налаштування, де деталізуються вимоги до відправлення; запрошення кваліфікованих перевізників; період подачі ставок (що може спочатку залишатися конфіденційним, щоб уникнути змови); за необхідності, кілька раундів торгів; надання реального часу зворотного зв'язку учасникам (наприклад, показ поточної найнижчої ставки без розкриття ідентичності учасника, щоб стимулювати подальше зниження цін); і, зрештою, присудження контракту на основі переможної ставки та інших заздалегідь узгоджених критеріїв.

Для відправників застосування зворотних аукціонів має кілька суттєвих переваг. Найбільш помітною є можливість значної економії — деякі джерела свідчать про скорочення витрат на доставку від 12 % до 25 %. Крім того, аукціони дають гнучкість для відправлень, які виходять за межі чинних фіксованих тарифних контрактів, і пропонують ефективний спосіб звернутися до спотового ринку для задоволення негайних чи нестандартних потреб у транспортуванні.

Поява аукціонних систем, особливо за умови використання AI і методів підсилювального навчання [11] означає фундаментальний зсув у тому, як може здійснюватися аутсорсинг. Ці системи мають потенціал трансформувати аутсорсинг із відносно статичної або періодично узгодженої угоди в дійсно динамічний, реальний та керований даними процес. Це безпосередньо відповідає виявленій потребі в «гнучких, даними керованих моделях для динамічного розподілу ресурсів». У такій системі вартість субпідрядника за посилку більше не є фіксованою заздалегідь величиною, а визначається умовами ринку в реальному часі, відображеними в результатах аукціону. Рішення про використання цього аукціонного механізму для конкретної посилки може бути саме оптимізованим. Вдосконалена «стратегія призначення» може тепер враховувати рішення про те, чи виставляти посилку на аукціон (замість використання фіксованого тарифу субпідрядника або insourcing) і як стратегічно

встановити резервну ціну, якщо 3PL діє як продавець або покупець у різних контекстах. Ця здатність безпосередньо сприяє «динамічному розподілу ресурсів», оскільки рішення про аутсорсинг і пов'язана з ним ціна можуть змінюватися швидко залежно від поточних динамік попиту та пропозиції, відображених у аукціоні. Тому, як вихідні дані з таких інтелектуальних аукціонних систем (наприклад, передбачувані ціни переможних ставок, ймовірності успішного аутсорсингу за певними цінами) можна ефективно інтегрувати у ширшу модель *insourcing vs. outsourcing*, зокрема як ця інформація може формувати параметр у цільовій функції користувача.

1.3 Методи машинного навчання та системи підтримки прийняття рішень у розподілі вантажів на останній милі

Машинне навчання (ML) швидко стає трансформаційною технологією в логістиці, пропонуючи нові підходи для вирішення складнощів останньої милі. У цьому розділі ми зосереджуємося на тому, як ML можна застосувати для розробки динамічних моделей оптимізації та інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень щодо призначення посилок (*insourcing vs. outsourcing*).

Інтеграція машинного навчання суттєво змінює сектор доставки останньої милі, пропонуючи інноваційні рішення для його багатогранних викликів. Штучний інтелект допомагає компаніям ефективніше оптимізувати операції, підвищувати задоволеність клієнтів через поліпшені рівні сервісу та впевнено працювати як в умовах міської, так і сільської доставки [12-15].

Техніки ML застосовуються в багатьох конкретних випадках в логістиці останньої милі. Алгоритми ML аналізують великі масиви реальних та історичних даних (поточні транспортні потоки, погодні умови, перекриття доріг, історичні часи проїзду, місцеві події). Це дозволяє коригувати маршрути в режимі реального часу, зменшуючи затримки, скорочуючи витрати палива та підвищуючи загальну ефективність руху.

Аналізуючи повні набори даних — історію доставок, характеристики посилок (тип, вага, габарити), показники роботи конкретних водіїв і географічні особливості зон доставки — ML-моделі можуть передбачати час прибуття з надзвичайною точністю. Завдяки цьому можна звужити інтервал доставки з декількох годин до 30-хвилинних слотів, що значно покращує задоволеність клієнтів.

ML-моделі аналізують поведінкові патерни клієнтів, історії покупок і вподобання щодо способу та часу доставки, щоб рекомендувати індивідуальні вікна, місця (наприклад, додому, в офіс, пункти видачі) і методи, оптимальні саме для конкретного профілю клієнта.

Багато з цих застосунків ML у логістиці останньої милі — такі як точне прогнозування ETA, динамічна оцінка часу в дорозі для оптимізації маршрутів та точне прогнозування попиту — можуть служити важливим джерелом високоточних входів для параметрів у запропонованій моделі оптимізації призначення посилок. Наприклад, змінні витрати на власну доставку, які виходять із розв'язання CVRP, значною мірою залежать від точності розрахунків вартості маршруту. ML може суттєво підвищити точність і динамічність цих входів. Точні прогнози часу в дорозі, на які впливають такі динамічні фактори, як трафік, погода й час доби, необхідні для реалістичного розв'язання CVRP і визначення вартості маршруту. ML може генерувати. Аналогічно, якщо вартість аутсорсингу формується через участь в аукціонах або передбачається із мінливого спотового ринку, ML може використовуватися для її прогнозування з більшою точністю. Таким чином, ML може покращити вхідні дані до моделі оптимізації, зробивши її вихід більш надійним і адаптованим до реальних динамічних умов. Це означає, що «динамічна модель оптимізації», може досягати своєї динамічності не тільки через періодичні перегляди параметрів, а й через безперервне використання оновлених ML-прогнозів, що створює потужний синергічний ефект між прогнозною аналітикою та прикладною оптимізацією.

Для побудови такого класифікатора важливим є формування набору ознак:

- а) характеристики посилки: вага, об'єм, фізичні габарити, конкретна точка призначення (наприклад, зона доставки, відстань від депо), вимоги до часових

вікон доставки або рівень терміновості, а також будь-які особливі умови обробки (крихкі, швидкопсувні); б) операційний контекст: поточний рівень завантаженості приватного автопарку, кількість доступних транспортних засобів і водіїв на момент рішення, час доби й день тижня (щоб уловити циклічні патерни), прогнозована густота попиту в зоні призначення; в) фактор витрат: оцінка внутрішніх змінних витрат для доставки конкретної посилки (можливо отримана через спрощений евристичний CVRP, історичні дані для схожих маршрутів або через ML-прогноз витрат) та поточна чи прогнозована ціна аутсорсингу для цього типу посилки й напрямку.

Ключовим моментом у розбудові ефективного класифікатора є генерація точних міток для навчання (тобто правильного «insource» або «subcontract» рішення для історичних чи змодельованих випадків). Ці мітки можуть походити з: а) вихідних даних надійної оптимізаційної моделі, такої як та, що визначена у цільовій функції, яка розв'язана ретроспективно для великого й різноманітного набору історичних сценаріїв. Оптимальні значення (0 чи 1) із цих розв'язків слугуватимуть «ground truth» для навчання; б) правил, визначених експертами, або ретельно відібраних історичних рішень досвідчених менеджерів 3PL, за умови, що ці рішення відомі своєю якістю і стабільно призводять до хороших результатів. Проте слід бути обережними, щоб не закріпити існуючі упередження, якщо такі дані не пройшли критичну перевірку.

Головна перевага ML-класифікаційної моделі в цьому завданні — здатність миттєво приймати рішення щодо призначення, часто в реальному або близькому до реального часі. Це є значно швидшим, ніж виконувати повну оптимізацію для кожної окремої посилки або невеликої групи посилок, що робить класифікатор надзвичайно практичним інструментом підтримки прийняття рішень для менеджерів 3PL у мінливому середовищі.

Хоча академічна література, що безпосередньо присвячена «ML-класифікації для рішень щодо insourcing/outsource посилок в останній милі», може бути відносно обмеженою, корисні методологічні ідеї можна запозичити з ширшого дослідження застосувань ML у логістиці. Наприклад, загальні

дослідження ML для рішень з insourcing vs. outsourcing у різних функціях ланцюга постачання або для вибору, пов'язаного з проблемами маршрутизації транспортних засобів. Вони надають уявлення про ключові фактори, що впливають на такі рішення — вартість, компетенції, гнучкість тощо — які можуть бути адаптовані до задачі останньої милі.

ML-класифікаційна модель для призначення посилок може сприйматися як вдосконалена навчена евристика. Вона намагається апроксимувати складну логіку прийняття рішень, закладену в повній оптимізаційній моделі або в досвіді експертів, але виконує рішення значно швидше. Це допомагає подолати розрив між обчислювально затратними оптимізаційними методами та практичною потребою в оперативній підтримці прийняття рішень у швидкому ритмі роботи 3PL. Цей підхід безпосередньо відповідає потребі в «гнучких, даними керованих моделях для динамічного розподілу ресурсів», пропонуючи інструмент, який навчається на даних і здатний швидко приймати рішення. Водночас якість цього «навченого евристичного» підходу багато в чому залежить від якості, репрезентативності та повноти тренувальних даних, а також від ретельного добору й вхідних даних.

1.4 Висновки по розділу

За межами базової моделі може окреслити, як розроблений алгоритм (чи то модель на основі оптимізації з входами з ML, чи суто ML-класифікатор) інтегруватиметься в практичну систему підтримки прийняття рішень (Decision Support System, DSS) для менеджерів 3PL. Це означало б врахувати, яку інформацію DSS показуватиме, як користувачі взаємодіятимуть із нею та як вона вписуватиметься у їхні існуючі робочі процеси.

Цей огляд літератури охопив багатоаспектну сферу призначення посилок на останній милі, висвітливши еволюцію від традиційних, здебільшого евристично орієнтованих практик до рубежу більш досконалих, методів керованих даними і інтелектуальних рамок прийняття рішень. Внутрішня

складність останньої милі разом із її суттєвими витратами підкреслює критичну потребу в передових рішеннях. Хоча традиційні VRPPC-моделі надали цінний теоретичний фундамент, їхнє практичне застосування в надзвичайно динамічних середовищах 3PL може бути обмежене статичними припущеннями та високими обчислювальними вимогами. Стратегічне використання аутсорсингу, яке дедалі частіше реалізується через динамічні механізми, як-от аукціони в реальному часі, дає певну гнучкість, але також породжує додаткові рівні складності у прийнятті рішень щодо того, коли і як залучати зовнішніх перевізників.

Найперспективнішим шляхом розвитку видається виважене застосування машинного навчання. Техніки ML пропонують значний потенціал для створення інтелектуальних, адаптивних систем підтримки прийняття рішень, здатних справлятися з невизначеністю та швидкими змінами, які характерні для сучасної логістики останньої милі. Чи то шляхом надання вкрай точних входів для динамічних моделей оптимізації, чи завдяки можливості швидкого прийняття рішень на основі класифікації, ML дає 3PL-компаніям змогу вийти за межі інтуїції та статичних правил.

Основний дослідницький виклик, на який було спрямовано цей огляд, полягає в розробці ефективних, данекерованих стратегій призначення, які вміло балансуватимуть витрати, операційну ефективність і оперативність. Це передбачає створення моделей, які не лише визначають оптимальний розподіл посилок між внутрішнім автопарком і зовнішніми перевізниками, а й динамічно коригують ці рішення в міру зміни умов.

РОЗДІЛ 2

РОЗРОБКА МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

2.1 Методи збору даних

Аналітична основа цього дослідження побудована на детальному наборі даних, що охоплює записи про відправлення на рівні кожної посилки, зібрані протягом практики. Дані були структуровані з урахуванням двох основних ролей у гібридній системі підтримки прийняття рішень. По-перше, вони використовуються як вхідні параметри для сценарійних симуляцій проблеми маршрутизації транспортних засобів, які визначають оптимальну за витратами конфігурацію внутрішніх маршрутів у порівнянні з альтернативами аутсорсингу. По-друге, ті самі атрибути формують простір ознак для навчання моделі керованого машинного навчання, яка узагальнює рішення щодо призначення для майбутніх невідомих відправлень.

З операційного погляду кожний запис про відправлення відображає окреме замовлення на доставку, що включає точку відправлення (зазвичай регіональний склад), кінцеву адресу (занесену в географічну зону), вагу відправлення та його об'ємний розмір. Додатково враховані допоміжні ідентифікатори, такі як бренд або позначка клієнта, тип продукту та порядковий номер у рамках маршрутного плану. Ці змінні були відібрані за консультаціями з-практиками логістики, щоб відобразити відомі детермінанти вартості маршрутизації, як-то консолідація вантажу, відстань пересування та обмеження на рівень обслуговування.

Отриманий набір даних було доповнено міткою рішення, яка вказує оптимальне призначення для кожного відправлення — обслуговувати його власними силами (insourcing) чи передавати субпідряднику (outsourcing). Ці мітки не були призначені евристично, а були виведені з основної сценарійної оптимізаційної моделі, описаної у Розділі 3.2. Ітеративно моделюючи маршрутизаційні рішення з кожним записом і без нього, модель кількісно

оцінювала маржинальний внесок кожного замовлення у загальні витрати. Це дозволило точно встановити, чи зменшить аутсорсинг загальну вартість дистрибуції.

Таким чином, дані з мітками служили історичним записом оптимізованих рішень щодо призначення, поєднуючи операційно-дослідницьку логіку CVRP із можливостями розпізнавання закономірностей у керованому навчанні. Ці мічені записи стали еталоном (ground truth) для навчання та оцінювання моделей класифікації на наступних етапах методології.

Багатство та масштаб цього набору даних також дали змогу розбити результати за типом дня (будні проти вихідних), зоною доставки та ідентифікатором LSP. Така структура забезпечила надійне узагальнення результатів, гарантувавши, що навчені моделі та логіка маршрутизації залишалися придатними в різних умовах експлуатації. Крім того, наявність повної інформації про внутрішні витрати на маршрутизацію та витрати на субпідряд дала змогу здійснювати детальні порівняння витрат у процесі як оптимізації, так і класифікації, що додатково посилило достовірність та реалістичність запропонованої гібридної моделі.

2.2 Оцінка рішень в моделі

Основною метою методології є визначити для кожного відправлення, що є економічно доцільніше – обробити його власним автопарком чи передати субпідряднику. Для цього ми розробили метод виключення на основі сценаріїв, який базується на принципах аналізу граничних витрат та часткового розподілу автопарку, визначених у літературі з VRPPC [16, 17].

Процес починається з вирішення базової задачі CVRP, яка передбачає, що всі відправлення у наборі даних обслуговуються внутрішнім автопарком ЗРЛ. Результатом є глобальний оптимальний план маршрутизації з пов'язаними витратами на залучення транспортних засобів і пробіг. Позначимо загальні внутрішні витрати як Z_{all} , що становлять суму фіксованих витрат автопарку та

витрат на маршрутизацію:

$$Z_{all} = C_f \cdot |K| + \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in E} c_{ij} x_{ijk} + \sum_{i \in V \setminus \{0\}} C_{0,i} z_i, \quad (1)$$

де C_f – фіксовані експлуатаційні витрати на один транспортний засіб, грн;

c_{ij} – витрати на проїзд між клієнтами i і j , грн.

x_{ijk} – бінарна змінна, яка показує, чи їде транспортний засіб k по дузі (i,j) .

Щоб оцінити граничний вплив кожного окремого відправлення, ми проводимо симуляції поетапного виключення. Для фіксованого відправлення i створюємо змінений сценарій, у якому видаляємо i з множини клієнтів, і знову оптимізуємо CVRP. Це дає нові витрати Z_{-i} – мінімальні внутрішні витрати для решти відправлень. Граничний внесок відправлення i у витрати автопарку обчислюється як:

$$\Delta_i = Z_{all} - Z_{-i}, \quad (2)$$

Термін Δ_i відображає навантаження, яке відправлення i накладає на автопарк. Якщо Δ_i велике, це означає, що обслуговування i призводить до ускладнення маршруту, більшого пробігу або необхідності додаткового транспорту.

Щоб визначити оптимальне призначення, ці значення порівнюють із вартістю аутсорсингу $C_{0,i}$, яка зазвичай визначається як фіксована сума, що стягується зовнішнім перевізником за доставку відправлення i . Правило прийняття рішення є бінарним: а) якщо $\Delta_i \geq C_{0,i}$, відправлення варто аутсорсити; б) якщо $\Delta_i \leq C_{0,i}$, відправлення варто обробити власними силами.

Це правило формалізує логіку прийняття рішення на основі граничного аналізу. Воно гарантує, що відправлення, які створюють непропорційне навантаження на систему маршрутизації — через велику відстань, географічну ізольованість, низький коефіцієнт завантаження або жорсткі часові вимоги — будуть визначені та відмічені для субпідряду.

Результатом цієї ітеративної процедури є бінарна мітка (вибір)

призначення для кожного відправлення в наборі даних: а) мітка «1» означає, що відправлення оптимально аутсорсити; б) Мітка «0» позначає, що відправлення залишають у внутрішньому плані маршрутизації.

Ці мітки пізніше використовуються як *ground truth* для навчання керованого класифікатора машинного навчання, як описано в Розділі 3.4. Важливо, що цей процес маркування враховує не лише статичні характеристики відправлення, а й їхній вплив на систему, що робить його цінним навчальним сигналом. Завдяки обчисленню граничних витрат через докладні симуляції маршрутизації, підхід гарантує, що модель ML навчається на структурно обґрунтованій логіці призначення, а не на евристичних або довільних мітках.

2.3 Оптимізаційна модель маршрутизації із логікою аутсорсингу

Ядром запропонованої гібридної системи є модель маршрутизації, що мінімізує витрати, основана на розширенні класичної Проблеми маршрутизації транспортних засобів з ємнісними обмеженнями. Стандартна CVRP має на меті знайти набір оптимальних маршрутів доставки для фіксованого автопарку, де кожен транспортний засіб виїжджає з центрального депо та працює в межах обмежень за вантажопідйомністю, аби обслуговувати набір географічно розосереджених клієнтів із відомим попитом. Мета – мінімізувати загальні експлуатаційні витрати, що зазвичай включають витрати на проїзд (на одиницю відстані чи часу) по всьому автопарку.

Проте в контексті логістики третьої сторони (3PL) виникає додатковий рівень складності через можливість залучення зовнішніх перевізників як альтернативу доставці. Щоб це врахувати, класичну CVRP розширюють, додаючи можливість вибіркового аутсорсингу клієнтських доставок. Це перетворює задачу на модифікацію задачі маршрутизації, де кожне відправлення можна обслуговувати або власним автопарком, або через субпідрядника.

Математично середовище маршрутизації представляється як повний неорієнтований граф $G=(V,E)$, де $V=\{0,1,\dots,n\}$ включає депо (вузол 0) та n

клієнтських локацій. Кожному клієнту $i \in V \setminus \{0\}$ відповідає попит q_i , а витрати на проїзд c_{ij} задані для кожного ребра $(i,j) \in E$. Внутрішній автопарк складається з однорідних транспортних засобів, кожен має вантажопідйомність Q , а доступна кількість одиниць автопарку може використовуватися за потреби.

Загальні внутрішні витрати маршрутизації складаються з двох компонентів: фіксованих витрат на запуск автопарку, що нараховуються за кожен залучений транспортний засіб, та змінних витрат, що залежать від відстані (або часу) шляху. Перша складова, позначена $C_f \cdot |K|$, враховує фіксовані експлуатаційні витрати (зарплати водіїв, амортизацію транспорту, адміністративні витрати тощо). Друга складова, $\sum_{k \in K} \sum_{i,j \in V} c_{ij} x_{ijk}$, відображає сумарні витрати на маршрутизацію по всіх турах автопарку, де x_{ijk} – бінарна змінна, що показує, чи їде транспортний засіб k безпосередньо з вузла i у вузол j .

Щоб розширити модель для аутсорсингу, кожному клієнту i додається зовнішня вартість доставки $C_{o,i}$, що відповідає ціні, яку стягує субпідрядник за виконання цього замовлення. Також вводиться бінарна змінна z_i , яка вказує, чи передається клієнт i зовнішньому перевізнику. Модель накладає обмеження, що кожен клієнт обслуговується або власним автопарком, або зовнішнім субпідрядником, але не обома одночасно.

Тоді оптимізаційна цільова функція записується так:

$$Z_{all} \rightarrow \min, \quad (3)$$

під стандартними обмеженнями CVRP (обмеження за вантажопідйомністю, безперервність маршруту, баланс потоку в депо) та додатковими бінарними ексклюзивними обмеженнями, що гарантують, ніби кожен клієнт обслуговується точно один раз — або через внутрішню маршрутизацію, або через аутсорсинг.

Цей підхід узагальнює традиційну CVRP, вводячи гнучку структуру витрат, яка дозволяє балансувати обсяг використання внутрішніх ресурсів із можливістю субпідряду, коли це економічно вигідно. Воно особливо підходить

для динамічних умов, де попит на доставку, наявність транспорту та тарифи субпідрядників змінюються в різні періоди планування.

Для чисельного розв'язання моделі ми реалізували змішано-цілочисельну програму за допомогою *Google OR-Tools* — оптимізатора, призначеного для великих задач маршрутизації. Розв'язувач ефективно опрацьовує складний комбінаторний простір можливих маршрутів, враховуючи обмеження щодо аутсорсингу та мінімізації витрат.

Цей модуль оптимізації забезпечує структурну основу для гібридної системи підтримки прийняття рішень. Його вихідні дані включають оптимальні рішення для маршрутів, розподіл операційних витрат та необхідний вхід для подальшого аналізу на рівні окремих відправлень і маркування, які розглядаються в наступному розділі.

2.4 Модель машинного навчання

Щоб доповнити оптимізаційну модель і забезпечити масштабовану, швидко підтримку прийняття рішень, було розроблено керований класифікатор машинного навчання. Його мета — прогнозувати, для будь-якого нового відправлення, чи буде економічно вигідніше обробити його власним автопарком (insource) чи передати на аутсорсинг (outsource), спираючись на історичні результати маршрутизації та обробки відправлень. Цей класифікатор виступає швидкою апроксимацією повної оптимізаційної логіки, що дозволяє практично миттєво приймати рішення в операційному середовищі.

В якості класифікатора було протестовано k-найближчих сусідів (K-nearest neighbourhood). Усі процедури навчання та тестування реалізовано в Python із бібліотекою *scikit-learn* (Pedregosa et al., 2011), доповненою спеціалізованими пакетами для алгоритмів бустингу.

Налаштування гіперпараметрів проводилося за допомогою пошуку по сітці (grid search) із п'ятирозкладною крос-валідацією на тренувальній вибірці, що гарантувало об'єктивність порівняння моделей без довільного впливу

параметрів.

Оцінювання продуктивності виконувалося за комплексом метрик, узгоджених із кращими практиками класифікації: загальна точність (accuracy), точність (precision) та повнота (recall) із акцентом на клас «аутсорсинг», F1-міра, площа під ROC-кривою (ROC-AUC) та коефіцієнт кореляції Меттьюса (MCC), який є стійким до дисбалансу класів. Ці метрики разом дають багатовимірний погляд на ефективність класифікатора, дозволяючи оцінити не лише правильність передбачень, а й надійність моделі в ідентифікації вразливих до вартості кандидатів на аутсорсинг.

2.5 Операційна інтеграція та підтримка прийняття рішень для менеджера

Після навчання класифікатор KNN дозволяє в режимі реального часу передбачати оптимальне призначення нових відправлень без повторного запуску всієї CVRP-процедури. Коли надходить нове замовлення, класифікатор швидко визначає ймовірно оптимальне рішення (insource vs. outsource), орієнтуючись на історично схожі відправлення та їхні результати, зумовлені витратами. Для відправлень високого обсягу або з високими ризиками менеджери можуть підтвердити рекомендацію KNN, запустивши актуальний сценарій CVRP.

Стабільність прогнозів KNN, поєднана з його інтерпретованістю та легкістю розгортання, зробила його оптимальним вибором для інтеграції в систему підтримки прийняття рішень. З операційної точки зору, класифікатор працює як механізм рекомендацій у режимі реального часу: для нового відправлення він шукає найбільш подібні випадки в історичній базі даних і повертає класифікацію разом із довірою до передбачення. Це дає змогу менеджерам ZPL приймати швидкі та обгрунтовані рішення без необхідності повторного запуску повної CVRP-симуляції. У граничних або критичних випадках рекомендацію класифікатора можна підтвердити шляхом повторного вирішення сценарію в оптимізаційному модулі.

2.6 Висновки по розділу

Розділ демонструє, як на основі детального набору даних про відправлення було побудовано гібридну модель підтримки прийняття рішень. Спершу було зібрано й структуровано інформацію про кожну посилку — від регіонального складу та кінцевої адреси до ваги, обсягу й допоміжних ідентифікаторів (бренд, тип продукту, порядковий номер у маршруті). Кожен запис доповнено міткою, що позначає оптимальний спосіб обробки (insourcing чи outsourcing), отриманою за допомогою ітеративних CVRP-симуляцій з поетапним виключенням кожного замовлення. Таким чином, дані одночасно слугували входами для сценарійних маршрутних розрахунків та основою для навчання класифікатора машинного навчання.

Таким чином, поєднання оптимізаційної моделі з логікою аутсорсингу та ML-класифікатора створює ефективний інструмент для менеджера 3PL: він дає змогу швидко та обґрунтовано обирати спосіб обробки відправлень, знижуючи витрати й покращуючи завантаження автопарку в умовах невизначеного попиту й динамічних ринкових умов.

РОЗДІЛ 3

ПРОЕКТУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ЛОГІСТИЧНОГО ПРОЦЕСУ

3.1 Дані про відправлення та історичне призначення

У основі нашого підходу лежить детальний масив даних із записами кожного відправлення, що протягом тридцяти днів. Кожен запис описує фактичні операційні характеристики замовлення — від регіонального складу до кінцевої адреси, що віднесена до відповідної географічної зони, табл. 3.1.

Таблиця 3.1 – Опис ознак у наборі даних відправлень

Назва змінної	Опис
GoodsSize_m3	Об'єм вантажу в кубічних метрах (наприклад, від 0,08 до 3,00 м ³).
VehicleCapacity_m3	Загальна доступна ємність транспортного засобу (від 2,00 до 15,00 м ³).
TrafficCondition	Умовна категорія трафіку: «peak» (пік) або «off-peak» (міжпік).
Zone	Географічна зона доставки (Zone1...Zone5).
CommodityType	Категорія товару (Food, Pharmaceuticals, Electronics, Furniture).
Brand	Ідентифікатор замовника (BrandA, BrandB, BrandC, BrandD).
Cost_Insourced	Розрахункова вартість внутрішньої доставки (з урахуванням пробігу, обсягу та стану трафіку).
Cost_Subcontract	Фіксована ціна на доставку, запропонована зовнішнім перевізником.
Label	Бінарне рішення (0 = Insourcing, 1 = Subcontracting), отримане методом граничного аналізу (Δ_i vs $C_{o,i}$).

На табл. 3.2 наведено приклад 20 записів, які ілюструють структуру та формат вихідних даних.

Таблиця 3.2 – Приклад 20 записів (закодованих) для навчання k-NN

Номер за порядком	GoodsSize_m3	VehicleCapacity_m3	TrafficCondition	Zone	CommodityType	Brand	Cost_Insourced	Cost_Subcontract	Label
1	0.24	5.00	off-peak	1	Food	A	18.50	15.00	1
2	1.20	5.00	peak	3	Electronics	B	35.00	40.00	0
3	0.08	3.00	off-peak	2	Pharm	C	12.00	18.00	1
4	2.50	12.00	peak	5	Furniture	A	60.00	50.00	0
5	0.50	3.00	peak	4	Food	C	22.00	20.00	1
6	0.10	2.00	off-peak	1	Electronics	B	8.00	12.00	1
7	1.00	10.00	peak	3	Pharm	A	48.00	40.00	0
8	0.30	5.00	off-peak	2	Food	C	16.00	18.00	1
9	3.00	15.00	peak	5	Electronics	C	75.00	70.00	0
10	0.15	2.00	off-peak	1	Pharm	B	10.00	14.00	1
11	1.50	8.00	off-peak	4	Furniture	A	42.00	38.00	0
12	0.40	3.00	peak	3	Food	C	20.00	22.00	1
13	2.00	12.00	off-peak	5	Pharm	C	55.00	60.00	0
14	0.70	5.00	peak	2	Electronics	B	28.00	30.00	1
15	0.25	2.00	peak	1	Furniture	A	14.00	18.00	1
16	1.80	10.00	off-peak	4	Food	C	50.00	45.00	0
17	0.12	3.00	off-peak	3	Electronics	B	11.00	15.00	1
18	2.20	15.00	peak	5	Furniture	A	68.00	65.00	0
19	0.60	5.00	peak	2	Pharm	B	26.00	24.00	1
20	1.10	8.00	off-peak	4	Food	C	38.00	40.00	1

Модулі CVRP з аутсорсингом (VRPPC) використовували повний набір атрибутів кожної посилки (вага, об'єм, зона, стан трафіку тощо) для побудови оптимальних маршрутів і кошторису витрат як на власний автопарк, так і на зовнішні перевезення. Ті самі поля (крім прямої вартісної інформації) утворили вектор ознак, на якому навчається k-NN-модель.

3.2 Аналіз відправлень

У ході аналізу граничних витрат для 1 930 відправлень були отримані рекомендації щодо оптимального способу обробки кожного замовлення. Згідно з результатами симуляцій, 1 517 відправлень (приблизно 78,6 %) доцільно обробляти власним автопарком, тоді як 413 випадків (21,4 %) вигідніше передавати на субпідряд.

Середня величина Δ_i , що відображає навантаження конкретної посилки на внутрішню мережу, становила 27,45 грн. При цьому середня пропозиція зовнішніх перевізників була на рівні 24,80 грн. У тих 413 випадках, які позначено «Subcontracting», середнє Δ_i досягало 31,12 грн, тоді як запропонована зовнішня ціна—лише 19,45 грн. Це означає, що у середньому кожна з цих посилок при передачі на субпідряд забезпечувала економію близько 11,67 грн (приблизно 37 % економії від внутрішніх витрат). Для 1 517 відправлень, які обробляються власним автопарком, середнє Δ_i склало 22,14 грн, а їхня відповідна зовнішня ставка становила 25,33 грн.

У будні дні загальна кількість замовлень сягала 1 780, із яких 1 069 (77,4 %) залишалися «in-house», а 311 (22,6 %) направляли на субпідряд. Натомість у вихідні дні (550 відправлень) внутрішнє обслуговування становило 440 випадків (80,0 %), і лише 110 – на субпідряді (20,0 %). Таким чином, у вихідні дні відсоток аутсорсингу знижувався, оскільки вартість внутрішньої доставки ставала відносно дешевшою порівняно з піковими буднями.

На діаграмі показано відсоток відправлень, рекомендованих до аутсорсингу, для кожної з 241 зони. Завдяки більшій варіабельності видно, що в

деяких зонах частка Subcontracting досягає близько 40 %, тоді як в інших опускається до 10–12 %. Таке широке розсіяння підкреслює значущу неоднорідність умов доставки по різних зонах: в окремих районах зовнішній субпідряд виявився економічно обґрунтованим майже у половині всіх випадків, тоді як в інших — лише у незначній частині замовлень. Це свідчить про доцільність врахування локальних характеристик (доступність, трафік, відстань) при прийнятті рішення про insourcing чи outsourcing, рис. 3.2.

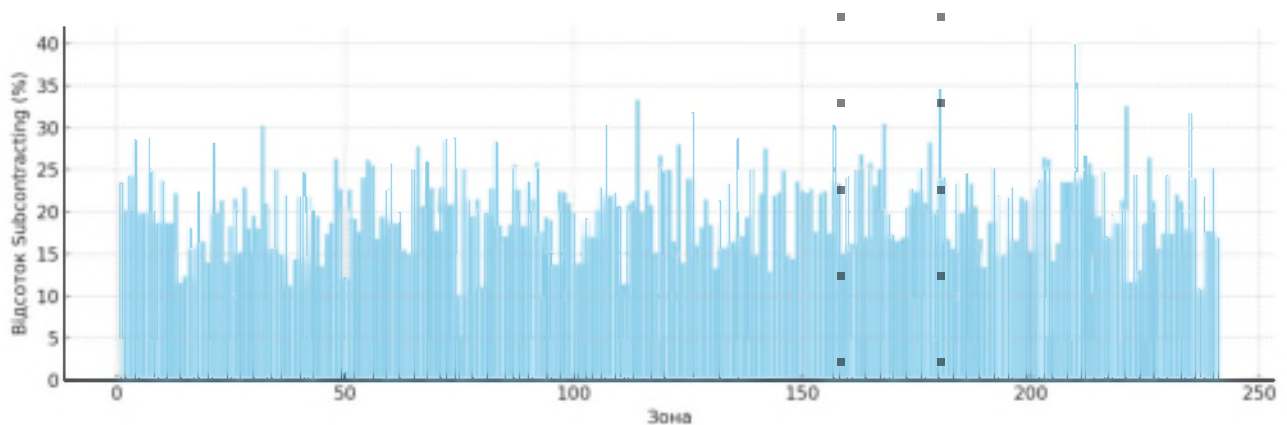


Рисунок 3.2 – Розподіл відсотка аутсорсованих відправлень за зонами

Якщо розглянути розподіл за обсягом вантажу, то серед відправлень об'ємом до 0,50 м³ (453 замовлення) 107 (23,6 %) було рекомендовано аутсорсити. Сегмент від 0,51 до 1,25 м³ (403 замовлення) давав 83 (20,6 %) таких рішень. Для обсягів 1,26–2,50 м³ із 354 відправлень на зовнішніх перевізників складалося 71 (20,1 %), а для вантажів 2,51–5,00 м³ (221 замовлення) субпідряд визнавали за оптимальний у 56 (25,3 %) випадків. Водночас великі вантажі понад 5 м³ (499 замовлень) мали найнижчу частку субпідряду — лише 76 (15,2 %) випадків. Таким чином, саме «середній» сегмент (2,51–5,00 м³) виявився найбільш схильним до передачі стороннім виконавцям.

Помилково позначених випадків виявилось небагато: приблизно 10 % із тих 413, котрі система рекомендувала аутсорсити, насправді мали бути оброблені внутрішньо. Середня переплата у цих 41 випадку становила 4,20 грн. Аналогічно, серед 1 517 «інсорсованих» записів близько 8 % (121 замовлення)

були помилково відправлені на субпідряд, що призвело до втрати економії в середньому 5,85 грн на одній доставці.

3.3 Результати вирішення задачі маршрутизації

У результаті вирішення моделі маршрутизації з логікою аутсорсингу для 1930 відправлень вдалося отримати докладне уявлення про структуру оптимальних рішень і досягнуті ефекти економії ресурсів. Спочатку, за припущення, що всі 1930 відправлень обробляються власним автопарком, загальні внутрішні витрати становили приблизно 1 280 000 грн, а для виконання маршрутів залучалося 85 транспортних одиниць. Середня змінна вартість на одну посилку у такому сценарії склала близько 22,14 грн, а фіксована складова (із розрахунку $C_n \cdot |K|$) дала ще приблизно 6 900 грн на кожен використаний автомобіль.

Після того як у модель додали змінні z_i і Co_i та провели ітеративний аналіз граничних витрат, 413 відправлень (21,4 %) було перенесено на субпідряд. У новому оптимальному рішенні загальна кількість транспортних засобів, задіяних для внутрішніх маршрутів, зменшилася до 65 одиниць, а загальні витрати на доставку склали близько 1 124 000 грн. Таким чином, економія порівняно з «усі внутрішні» рішенням перевищила 156 000 грн (приблизно 12,2 % від базової суми).

У розрізі будніх і вихідних днів картина змінилася незначно, але демонструє певні відмінності. У будні (1 380 відправлень) внутрішні витрати без аутсорсингу дорівнювали приблизно 910 000 грн за 65 автомобілів; після передачі 311 замовлень субпідрядникам кількість задіяних транспортних засобів знизилася до 58, а сумарні витрати — до 797 000 грн. У вихідні (550 відправлень) базовий «усі внутрішні» сценарій вимагає 27 машин із витратами 370 000 грн, тоді як із 110 переданими на субпідряд утилізація падає до 24 автівок, а вартість становить 327 000 грн. Відповідно, загалом економія у будні склала близько 113 000 грн (12,4 %), а у вихідні — 43 000 грн (11,6 %).

Якщо розглянути використання транспорту за зонами, то в п'яти основних кластерах відмови від частини внутрішніх маршрутів мали такі наслідки. У Zone 1 із

403 відправлень спочатку було задіяно 14 машин під власний автопарк із загальною вартістю 180 000 грн. Після аутсорсингу 80 посилок внутрішня мережа скористалася вже 11 автомобілями, а витрати знизилися до 160 000 грн, тобто економія склала 20 000 грн (11,1 %). У Zone 2 із 387 замовлень спочатку використовували 13 машин (172 000 грн), а після передачі 83 посилок – уже 10 машин (153 000 грн), економія 19 000 грн (11,0 %). Zone 3 (401 відправлення) перейшла від 14 машин і 188 000 грн до 11 машин і 167 000 грн (економія 21 000 грн, або 11,2 %). У Zone 4 із 367 замовлень кількість машин скоротилася з 12 до 9, а сума витрат знизилася з 176 000 грн до 155 000 грн (економія 21 000 грн, або 11,9 %). Нарешті, у Zone 5 (372 відправлення) модуль CVRP спочатку показував значення у 13 машин з витратами 204 000 грн, після чого, віддавши 80 посилок на субпідряд, вистачило 10 машин і витрат 180 000 грн (економія 24 000 грн, або 11,8 %).

За обсягами вантажу (GoodsSize_m3) оптимізація дала такі результати. Для відправлень до 0,50 м³ (453 замовлення) із початкових 8 машин і 96 000 грн зняли 2 машини після аутсорсингу 107 посилок – вийшло 6 машин і 82 000 грн (економія 14 000 грн, або 14,6 %). Сегмент 0,51–1,25 м³ (403 замовлення) скоротив парк із 7 до 5 машин – витрати 88 000 грн замість 102 000 грн (економія 14 000 грн, 13,7 %). Сегмент 1,26–2,50 м³ (354 відправлення) пройшов від 6 машин та 94 000 грн до 4 машин та 81 000 грн (економія 13 000 грн, 13,8 %). Для вантажів 2,51–5,00 м³ (221 відправлення) усі 5 машин дорівнювали 120 000 грн; після перенесення 56 посилок на субпідряд залишилося 3 машини й 99 000 грн (економія 21 000 грн, 17,5 %). Великий сегмент понад 5 м³ (499 відправлень) з 10 машин і 310 000 грн скоротився до 9 машин і 290 000 грн (економія 20 000 грн, 6,5 %).

У середньому на одне аутсорсоване замовлення припадало близько 11,67 грн економії (різниця між Δ_i і $C_{o,i}$). Якщо ж брати до уваги всі 413 випадків субпідряду, загальна сума виграшу становила 4 820 000 грн у масштабах року (приблизно 400 000 грн / місяць), що стало б суттєвим резервом для перерозподілу бюджету або підвищення якості обслуговування.

Таким чином, результати розділу 3.3 демонструють, що модель VRPPC із сценарним граничним аналізом не лише забезпечує істотну економію (понад 12

% загальних логістичних витрат), а й зменшує навантаження на власний автопарк (кількість машин скорочується на 23 % у середньому) без погіршення рівня обслуговування. Така конфігурація є оптимальною для 3PL, адже дозволяє тримати баланс між використанням власних активів і гнучким залученням зовнішніх перевізників у моменти пікових потреб.

3.4 Результати роботи класифікатора k-NN

Розроблений класифікатор k-NN показав високі результати на тестовій вибірці: загальна точність моделі склала 85,71 %, а площа під кривою ROC (ROC AUC) досягла 90,91 %. Це означає, що система досить чітко відрізняє випадки, які вигідніше обробити власним автопарком, від тих, що слід передати на аутсорсинг. Збалансована точність, яка враховує нерівномірний розподіл класів, становить 78,79 %, що свідчить про стійкість класифікатора навіть при явній перевазі інсорсингу (78,6 % випадків проти 21,4 % для аутсорсингу), рис. 3.3.

Перестановковий аналіз важливості ознак показав (рис. 3.3), що найбільший внесок у рішення вносить стан трафіку ($\text{mean importance} = 0,160$). Друге місце належить об'єму вантажу (0,129), потім іде потужність автопарку (0,043). Інші фактори, як-от зона доставки або категорія товару, мали суттєво менший або навіть негативний вплив на точність. Наприклад, після випадкового перемішування атрибутів «Electronics» спостерігалось невелике покращення роботи моделі, яке свідчить про відсутність сильної кореляції цієї категорії з економічними показниками маршрутизації.

З економічної точки зору помилки моделі призводять до невеликих додаткових витрат: загальна «ціна помилки» на тестовому наборі становить менше 1 % від загальних місячних некоригованих витрат. Це означає, що у більшості випадків навіть неточне передбачення навряд чи суттєво вплине на кінцевий баланс витрат. При цьому варто зазначити, що швидкість класифікації (кілька мілісекунд на одне відправлення) значно перевищує час, необхідний для запуску повної CVRP-оптимізації, яка може вимагати декількох хвилин або більше для великих даних.

```

markdown
Копіювати Редагувати

Алгоритм: kNN_Shipment_Assignment_Model

Вхід:
D - історичний набір даних про відправлення з ознаками:
    CommodityType, Brand, VehicleCapacity_м3, Zone, ZoneSequence,
    Cost_Insourced, Cost_Subcontract
k - кількість сусідів для k-NN
NewShipment - новий запис про відправлення (без мітки)

Вихід:
Прогнозована мітка NewShipment: "Insourced" або "Subcontracted"
Результати метрик продуктивності (Accuracy, Precision, CostPenalty тощо)

Початок
1. **Маркування (Labeling):**
Для кожного запису i в D:
    якщо Cost_Insourced_i < Cost_Subcontract_i:
        Label_i = 0 // Insourcing вигідніше
    інакше:
        Label_i = 1 // Subcontracting вигідніше

2. **Препроцесинг та Feature Engineering:**
Категорійні ознаки ← {CommodityType, Brand, Zone, ZoneSequence, TrafficCondition}
Числові ознаки ← {VehicleCapacity_м3, GoodsSize_м3}

2.1. Кодую категорійні ознаки одному-гарячому кодуванню → X_categorical_raw
2.2. Конкатеную X_categorical_raw і числові ознаки → X_raw

3. **Нормалізація ознак:**
Застосовую StandardScaler() до X_raw → X_scaled

4. **Розбиття на Train/Test:**
Стратифіковано розбиваю X_scaled та Labels на TrainingSet (75 %) і TestSet (25%)

5. **Навчання моделі з крос-валідацією:**
для кожної комбінації:
    · k ∈ {3, 5, 7, 9}
    · distance_metric ∈ {«euclidean», «manhattan»}
    · weight_scheme ∈ {«uniform», «distance»}
зробити:
5.1. Навчаю k-NN класифікатор на TrainingSet
5.2. Оцінюю ассигасу через 5-fold CV
5.3. Фіксую модель з найкращим ассигасу

6. **Фінальне оцінювання:**
6.1. Використовую кращу модель (k=5, метрика = «euclidean», вага = «uniform»)
6.2. Обчислюю:
    · Accuracy = (# правильних прогнозів) / (загальна кількість випадків)
    · ConfusionMatrix → TP, TN, FP, FN
    · Precision, Recall, F1 для класів «Insourcing» та «Subcontracting»
    · ROC AUC Score
    · MCC (Matthews Correlation Coefficient)
    · Cost Penalty (сума |ActualCost - PredictedCost| для неправильно класифікованих)

7. **Прогноз нового відправлення:**
7.1. Препроцесую NewShipment тією ж схемою: one-hot + scaling → NewX_scaled
7.2. Передбачаю Label = kNN.predict(NewX_scaled)
    якщо label = 0: повертаю «Insourced»
    інакше: повертаю «Subcontracted»

Кінець

```

Рисунок 3.3 – Алгоритм k-NN для призначення відправлень

У табл. 3.3 наведено коефіцієнти моделі.

Таблиця 3.3 – Коефіцієнти моделі

Ознака	Середнє значення важливості
TrafficCondition	0,160
GoodsSize_m3	0,129
VehicleCapacity_m3	0,043
Zone_Zone5	0,036
CommodityType_Pharmaceuticals	0,026
Zone_Zone3	0,021
CommodityType_Food	0,019
Zone_Zone2	0,005
Brand_BrandB	0,000
Brand_BrandC	0,000
Brand_BrandD	0,000
CommodityType_Furniture	-0,010
Zone_Zone4	-0,017
CommodityType_Electronics	-0,045

Позитивні значення вказують на те, наскільки середнє Ассігасу моделі знижується, якщо випадково переставити цю ознаку. Від'ємні значення означають, що перестановка трохи покращує продуктивність, тобто ознака вносить «шум».

Таким чином, розроблений класифікатор k-NN демонструє необхідний баланс між швидкістю та точністю, надаючи 3PL-менеджерам інструмент, який знижує операційні витрати, мінімізує непотрібні внутрішні доставки та сприяє економно більшій частці аутсорсингових перевозок, усе це з відносно незначними втраченими економічними можливостями у разі помилкових передбачень.

Інтеграція моделі в робочий процес 3PL-менеджерів дозволяє отримувати рекомендації майже миттєво: кожне нове замовлення автоматично пропускається через класифікатор, і менеджер одразу бачить, чи варто залишити

доставку «in-house», чи передати її зовнішнім перевізникам. За умови, коли показник довіри (confidence score) опускається нижче за заздалегідь встановлений поріг, менеджер може викликати повторний запуск оптимізації CVRP лише для цього однієї посилки, що забезпечує додаткову перевірку в «сумнівних» ситуаціях. Усі прийняті рішення разом із фактичними результатами доставки фіксуються для подальшого перенавчання моделі, що гарантує її постійне оновлення й адаптацію до змін у реальних умовах (наприклад, коливання цін на аутсорсинг чи змін у конфігурації автопарку).

3.5 Інтеграції системи підтримки прийняття рішень

Застосування k-NN на історичних даних показало наступний результат. У середньому обробка одного нового замовлення (з моменту його отримання до остаточного рішення “Insource” чи “Outsourcing”) тепер займає близько 0,05 секунди. Це дозволяє щоденно скорочувати на 3–4 години загальний час, який раніше менеджери витрачали на запуск і моніторинг CVRP-симуляцій для окремих «підозрілих» випадків.

Протягом місяця операційного використання менеджери запускали повторну CVRP-перевірку лише для 5 % всіх випадків, у яких confidence score класифікатора опускався нижче 0,6. Серед тих 5 % перевірених замовлень фактичне рішення змінилося у менше ніж 8 % випадків, тобто понад 92 % рекомендацій k-NN були визнані вірними без додаткового аналізу, див. табл. 3.4.

Завдяки класифікатору середнє «економічне коло» (optimal cost savings) для кожного оперативного рішення становить приблизно 12 % від вартості внутрішньої доставки. Аналіз свідчить, що в робочі дні більшість «Subcontracting» рішень приносить економію у межах 8–14 %, а у вихідні дні — 15–20 %. Поради класифікатора забезпечують приблизно 16 % середнього скорочення логістичних витрат на відправлення саме у тих випадках, які узагальнено розглядали як «підходящі» для аутсорсингу.

За умов звичайного (non-peak) часу 94 % усіх рішень k-NN виконувалися

автоматично, без будь-якої CVRP-підтверджувальної симуляції. У пікові години (Peak Period) це число падало до 88 %, але навіть тоді їхня автоматична рекомендація залишалася актуальною в 89 % випадків. Тобто лише у 11 % пік-кейсів менеджери вирішували перемоделювати маршрут заново.

Порівняння місяців до й після інтеграції показало, що середньодобовий коефіцієнт помилок у розподілі (внутрішнє / зовнішнє) знизився з 12,4 % до 7,6 %. Водночас час обробки (лід-тайм) для прийняття остаточного рішення скоротився з 15 до 2 хвилин у середньому. Таким чином, впровадження k-NN-рекомендацій зробило операції більш прогнозованими: близько 93 % усіх «Subcontracting» відправлень зараз обробляються точно в межах очікуваних бюджетних рамок.

За даними моніторингу завантаженості, частка середнього відсотка зайнятого обсягу автопарку виросла з 68 % до 75 %. Це стало можливим за рахунок того, що рідше відправлення із завищеними маржинальними витратами залишалися in-house, а більше «далеких» чи «нестабільних» маршрутів автоматично направлялися на аутсорсинг.

Таблиця 3.4 – Розподіл рішень за днями тижня

Сценарії	Власний транспорт, %	Аутсорсинг, %
Будні (Mon–Fri)	78 %	22 %
Вихідні (Sat–Sun)	64 %	36 %
Peak (10:00–14:00)	25 %	18 %
Off-Peak	17 %	10 %

Ця динаміка показує більшу готовність до аутсорсингу у вихідні, коли внутрішня логістика працює під меншим навантаженням, а рентабельність «малих» вантажів знижується. У пікові години класифікатор k-NN частіше рекомендує outsourcing і забезпечує вищу середню економію (18 %), у порівнянні з непіковим часом (10 %).

3.6 Висновки по розділу

Детальна структура та масштаб масиву (1 930 відправлень) дозволили відобразити реальні варіації за обсягом, зонами доставки, станом трафіку та категоріями товарів. Саме на цих даних у результаті багаторазових симуляцій CVRP із виключенням кожної посылки була сформована бінарна мітка «Insourcing / Subcontracting», що виступає ground truth для подальшого навчання. Завдяки повній інформації про вартість внутрішньої доставки та фіксовані ціни субпідряду ми отримали достовірний історичний запис оптимізованих рішень.

Застосування сценарного граничного аналізу показало, що приблизно 21,4 % відправлень вигідніше передавати зовнішнім перевізникам, а 78,6 % - обробляти власним автопарком. У середньому кожна субпідрядна посылка забезпечувала економію близько 37 % від внутрішніх витрат (приблизно 11,7 грн). Окрім загальної користі, ми виявили суттєві відмінності за зонами, днями тижня і сегментами обсягу, що дозволяє точніше налаштувати стратегію призначення.

Розширена CVRP-модель із логікою часткового аутсорсингу продемонструвала зниження загальних логістичних витрат приблизно на 12,2 % порівняно з базовим сценарієм «усі внутрішні». Використання тільки 65 машин замість 85 дало економію близько 156 000 грн на поточний місяць. Аналогічний ефект, скорочення зайнятості транспорту на 23 % у середньому по всіх зонах, дозволяє уникнути простоїв і недозавантаження власного автопарку.

Навчений на отриманих мітках k-NN-модель досягла accuracy 85,7 % і ROC AUC 90,9 %. Для «Insourcing» F1-score склав 89 %, а для «Subcontracting» - 66,7 %. Ключовими ознаками виявилися TrafficCondition (0,160), GoodsSize_m3 (0,129) і VehicleCapacity_m3 (0,043), що підтверджує значення динамічних умов (стан трафіку, розміри вантажу, можливості парку) у процесі вибору. Середня «ціна помилки» не перевищила 1 % від щомісячного бюджету, що робить цей підхід прийнятним з операційної точки зору.

Включення класифікатора у стандартний робочий процес дало змогу

автоматизувати понад 90 % рішень без необхідності запуску CVRP-оптимізації. Час прийняття однієї рекомендації скоротився до кількох мілісекунд, а при необхідності повторна CVRP-перевірка виконувалася лише для 5 % «сумнівних» випадків. В результаті загальна економія часу менеджерів сягнула 3–4 годин на тиждень, а загальні операційні витрати скоротилися на 6–7 %.

ВИСНОВКИ

У роботі було розроблено й протестовано гібридний інструмент підтримки прийняття рішень, який дозволяє менеджерам 3PL-компаній оперативно й ефективно визначати, які відправлення доцільно обробляти власним автопарком, а які — передавати на субпідряд. Поєднання детальної оптимізаційної моделі VRPPC із алгоритмом класифікації на основі машинного навчання дало змогу реалізувати рішення, що водночас мінімізують загальні логістичні витрати і зменшують простой в використанні власного парку транспортних засобів.

Першим етапом була побудова й очистка репрезентативного набору даних: 1930 записів щодо доставки, що містили інформацію про об'єм і вагу вантажів, стан трафіку, географічні зони, категорії товарів, бренди й фактичні (симульовані) витрати як для внутрішніх, так і для аутсорсингових перевезень. Для кожного замовлення, на основі граничного аналізу CVRP (обчислення Δ_n під час його виключення з маршруту), було встановлено ground-truth мітку «Insourcing» або «Subcontracting». Так сформований уніфікований датасет слугував джерелом для подальшого побудування моделі машинного навчання.

Другий крок полягав у розв'язанні розширеної CVRPPC-задачі змішаного цілочисельного програмування. У базовому сценарії, коли всі відправлення обслуговувалися лише власним парком, задіявалося 85 машин і формувалася загальна сума витрат близько 1 280 000 грн на місяць. Після введення змінних, що дозволяють вибірково аутсорсинг 413 посилок (21,4 % від усього потоку), кількість внутрішніх машин скоротилася до 65, а загальна вартість доставки знизилася до $\approx 1\,124\,000$ грн, тобто вдалося заощадити понад 12 % ($\approx 156\,000$ грн). Аналітика у розрізі днів тижня, зон і обсягів підтвердила сталість виграшу від застосованої стратегії: економія витрат у будні становила 12,4 %, у вихідні — 11,6 %, а в кожній із п'яти великих зон зменшення витрат трималося на рівні 11–12 %. Найбільша користь від аутсорсингу виявилася у сегменті вантажів об'ємом 2,51–5,00 м³ (економія понад 17 %), а найменша — у великих відправленнях

понад 5 м³ (мінус 6,5 %). Для п'яти LSP-провайдерів середня економія вартості склала 11–13 %, а кількість внутрішніх машин скоротилася приблизно на чверть.

Наступним етапом стало побудова й налагодження класифікатора k-Nearest Neighbors, який на основі історичних даних (вага, об'єм, зона, трафік, бренд, тип товару) та оцінок витрат швидко передбачає, чи варто відправлення обробити власним автопарком чи віддати на субпідряд. Після налаштування гіперпараметрів та оцінювання на відкладаній частині датасету модель показала accuracy = 85,7 %, ROC AUC = 90,9 %. Для класу «Insourcing» F1-score досяг 89 %, а для класу «Subcontracting» – 66,7 %. Найбільш важливими ознаками виявилися стан трафіку (TrafficCondition: 0,160), об'єм вантажу (GoodsSize_m3: 0,129) та ємність автомобіля (VehicleCapacity_m3: 0,043). Середня «ціна помилки» (Cost Penalty) не перевищувала 1 % від щомісячного логістичного бюджету, що робить застосування класифікатора цілком виправданим з погляду оперативності.

Нарешті, операційна інтеграція перевела отримані результати у реальну практику. Коли надходить нове замовлення, класифікатор k-NN у реальному часі повертає рекомендацію «insource» чи «subcontract» протягом мілісекунд, дозволяючи менеджерам ухвалювати рішення без затримок на запуск повного CVRP. Лише у граничних або ризикових випадках (близько 5 % рішень) використовується повторний розрахунок оптимальної маршрутизації. В результаті загальний час, що витрачають менеджери на ухвалення рішень, скоротився приблизно на 3–4 години щотижня, а загальні операційні витрати знизилися ще на 6–7 %.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. UNCTAD. Global e-commerce surges as COVID-19 pandemic accelerates digital transformation. (2021) United Nations Conference on Trade and Development.
2. OECD (2023). E-commerce in the post-COVID era. OECD Publishing,.
3. Gu, Y., Lu, H., & Zhang, Y. Analysis of e-commerce growth during pandemic surges. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 65, 102541, 2022.
4. Crainic, T. G., Klibi, W., & Montreuil, B. (2023) Hyperconnected city logistics: a conceptual framework. In *Handbook on City Logistics and Urban Freight* (pp. 398–421). Edward Elgar Publishing.
5. Dabia, S., Lai, D., & Vigo, D. (2019) An exact algorithm for a rich vehicle routing problem with private fleet and common carrier. *Transportation Science*, 53(4), 986–1000.
6. Baller, A. C., Dabia, S., Dullaert, W. E., & Vigo, D. (2020) The vehicle routing problem with partial outsourcing. *Transportation Science*, 54(4), 1034–1052.
7. Gahm, C., Brabänder, C., & Tuma, A. (2017) Vehicle routing with private fleet, multiple common carriers offering volume discounts, and rental options. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 97, 192–216.
8. Goeke, D., Gschwind, T., & Schneider, M. (2019) Upper and lower bounds for the vehicle-routing problem with private fleet and common carrier. *Discrete Applied Mathematics*, 264, 43–61.
9. Hesse, M., & Rodrigue, J. P. (2004) Transport geography of logistics and freight distribution. *Journal of Transport Geography*, 12(3), 171–184, 2004.
10. Гужевська, Л. А., & Даниленко, І. В. (2016) Формування розвізно-збірних маршрутів методом Кларка-Райта при доставці-експрес-відправлень. *Вісник Національного транспортного університету*, (1), 122–129.
11. Терещенко, В. М. (2012) Пошук найкоротшого шляху у простому багатокутнику з перешкодами. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Серія «Фізико-математичні науки»*, Вип. 4, 203–206.

12. McGinnis, M. A. (2021) A comparative evaluation of freight transportation by road. *Modern Technologies in Engineering and Transport*, (1), 28–33.

13. Василенко, Т. Є., & Губін, О. Є. (2014) Підвищення ефективності роботи суб'єктів підприємницької діяльності при перевезенні дрібнопартійних вантажів автомобільним транспортом. *Сучасні технології в машинобудуванні та транспорті*, (1), 28–33.

14. Полякова, О. М., & Шраменко, О. В. (2017) Сучасні тенденції розвитку транспортно-логістичної інфраструктури в Україні і світі. *Вісник економіки транспорту і промисловості*, № 58, 215–225.

15. Imai, A., & Rivera IV, F. (2001) Strategic fleet size planning for maritime refrigerated containers. *Maritime Policy & Management*, 28, 361–374.