

УДК 004.8+004.85]:[005.912:656.874

DOI: 10.31673/2412-9070.2023.049835

Д. С. КОВАЛЕНКО, аспірант;

О. В. НЕГОДЕНКО, канд. техн. наук, доцент,

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

АНАЛІЗ ПРАКТИК ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВДОСКОНАЛЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ПРОКЛАДАННЯ МАРШРУТІВ У МІСТІ

На тлі пандемії COVID-19 з 2019-го року, а саме через упровадження жорстких карантинних обмежень на перебування у громадських місцях та загального остраху від поширення вірусу, значно зріс світовий попит на послуги електронної комерції [8–11], зокрема доставляння товарів до дверей. Набув значно ширшого застосування сценарій доставляння товарів із магазину безпосередньо до покупця навіть у межах мікрорайонів міст [9; 10]. Особливо цей показник набув зростання в розвинених країнах. Відповідно, ринок кур'єрських та поштових послуг істотно розширився [12; 13].

Активне використання кур'єрських послуг та послаблення карантинних заходів, що спричинило повернення допандемійних рівнів використання громадського та персонального транспорту, з часом збільшили навантаження на міські дорожні комунікації. І хоча через підвищення світових цін на нафту, а відповідно, підвищення цін на всі види пального, що виробляються з нафти, купівельна спроможність та настрої щодо великих витрат у споживачів падають [14]. Проте попит на кур'єрські і поштові послуги загалом не змінився, оскільки спостерігається тенденція зростання попиту на доставляння продуктів харчування та товарів першої потреби на тлі обмежень, як це було під час пандемії [9]. Окрім того, конкуренція на цьому ринку постійно зростає [15]. Ці чинники ставлять перед постачальниками таких послуг низку викликів, один з яких поліпшення методів та алгоритмів розрахунку маршрутів доставляння в місті, оскільки багато з цих постачальників також покривають доставляння в останній кілометр. Це потрібно передусім для мінімізації супутніх витрат (паливо, технічне обслуговування транспорту тощо) і, відповідно, для створення кращої пропозиції для користувача.

Переважно розрахунок маршруту доставляння є типовою «задачею комівояжера». Більшість наявних алгоритми для розрахунку маршрутів використовують статичні дані. Сьогодні такі розрахунки для доставляння в межах міста можуть швидко застарівати через низку чинників, таких як затори, що можуть бути спричинені різними обставинами, несприятливі погодні явища тощо. Основна проблема класичних алгоритмів це потреба в коригуванні маршрутів «на льоту», що вимагає постійних перерахунків. Класичні алгоритми хоча і намагаються вираховувати оптимальні маршрути ефективно, але є досить повільними, щоб за допомогою їх коригувати маршрути в режимі реального часу.

Одним із шляхів розв'язання питання ефективного розрахунку маршрутів є застосування штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН), а також елементів машинного навчання в коригуванні результатів розрахунків через звичайні алгоритми або і повністю покласти на ШІ прокладання ефективних маршрутів.

У статті дослідження здійснено в контексті C2C-доставляння (Customer to Customer — від клієнта до клієнта) малогабаритних вантажів. Розглянуто можливість покращення розрахунків прокладання ефективного шляху між точками зборів та видачі посилок на одному маршруті. Така схема передбачає збір та доставляння посилок як супутній процес для кур'єра, наприклад у сценарії, коли людина для компенсації власних витрат на дорогу персональним транспортом хоче та може виконати доставляння деяких посилок протягом свого маршруту. Отже, було розглянуто можливості та практику покращення розрахунків таких маршрутів за допомогою ШІ та МН на основі попередніх пов'язаних досліджень.

Ключові слова: штучний інтелект; машинне навчання; доставляння в останній кілометр; логістика; розрахунки в реальному часі; C2C.

ВСТУП

Постановка проблеми. Одним з основних чинників зростання попиту на послуги з доставляння посилок останніми роками є бурхливий розвиток електронної комерції та загальний характер глобалізації її процесів, що зі свого боку характеризується можливістю замовити товар із протилежної точки світу та отримати замовлення в досить стислі терміни. Підвищення попиту на послуги з доставляння природнім чином збільшило навантаження на звичні ланцюги доставляння на всіх рівнях, зокрема на місцевому рівні. У цьому дослідженні не розглядатимуться глобальні ланцюги доставляння, а увагу буде приділено саме доставлянню в останній кілометр [16].

Метою цього дослідження є аналіз сучасних напрацювань та пропозицій щодо застосування ШІ

та МН у розрахунках C2C-доставляння посилок та подальших перспектив розроблень у цьому напрямі.

ОСНОВНА ЧАСТИНА

Пандемія COVID-19 значним чином сприяла зростанню тенденції підвищення попиту на доставляння товарів. Наприклад, набагато зріс попит на доставляння продуктів додому, оскільки більшість країн світу, які було охоплено пандемією, мали значні обмеження щодо відвідування громадських місць та кількості людей у цих місцях, зокрема продуктові магазини [9; 10]. Однією з основних проблем, з якими стикаються користувачі послуг доставляння на місцевому рівні, це час її виконання. Наприклад, в Україні середній час доставляння інтернет-замовлень через фахові

© Д. С. Коваленко, О. В. Негоденко, 2023

служби без урахування часу на оброблення замовлень становить одну добу, що для доставляння в межах країни або області цілком нормальний термін, але в межах міста або населеного пункту для багатьох користувачів це не виправдано довгий термін доставляння.

Одним зі шляхів розв'язання проблеми є впровадження схем сумісного доставляння. Така схема досліджувалась у контексті доставляння замовлень за допомогою дитячих візків у місті Любляна в Словенії в 2022 році [1]. Загалом, схема передбачає, що товари чи посилки будуть доставлятися третіми зацікавленими фізичними особами (водіями таксі, доставниками їжі або ж просто громадянами, які активно використовують персональний транспорт щодня), а сама служба доставляння надає лише посередницькі послуги щодо організації прийняття посилок та призначення їх зацікавленим кур'ерам.

У такій схемі немає сталих маршрутів доставляння, а отже, посередник має організувати таку логістичну систему, яка б була максимально швидкою та гнучкою щодо розрахунку ефективних маршрутів доставляння. Тут можна скористатися наведеними далі двома основними сценаріями.

1. Сумісне доставляння. Зацікавлена особа (далі кур'єр) повідомляє службу доставляння про кінцеву точку, куди прямуватиме. Завдання служби — розрахувати маршрут до цієї точки так, щоб доставити максимальну кількість посилок і водночас не обтяжити кур'єрів занадто довгим маршрутом (що також впливає і на загальну вартість доставляння всіх посилок, оскільки мета доставляння полягає в опрацюванні більшої кількості посилок із меншими супутніми витратами).

2. Пряме доставляння. У цьому сценарії потенційний кур'єр зосереджений лише на доставлянні посилок. Завдання посередника в такому сценарії — постійно прораховувати маршрути від однієї точки збору або видачі до іншої, формуючи «нескінченний» маршрут, який, по суті, в ідеалі є сумою коротких відрізків маршрутів між точками збору/видачі.

В обох сценаріях розрахунки мають базуватися не тільки на координатах точок збору-видачі, а й на інформації про тип транспорту кур'єра, доступну багажну місткість транспорту, тип посилок та їхні габаритні розміри і вагу, умови на дорогах (затори, ремонтні роботи тощо) — все це в реаліях активного трафіку в містах безпосередньо впливає на ефективність та швидкість доставляння такого типу.

Зазначені параметри є нестатичними, що ускладнює процес розрахунку маршруту в разі зміни якогось із параметрів. Тому постає потреба в потужніших обчислювальних ресурсах, а отже,

і в розробленні нових алгоритмів або методів спрощення чи фільтрації вхідних даних для наявних алгоритмів.

У 2022 році стрімкої популярності набув штучний інтелект (ШІ) на основі рішень від OpenAI (ChatGPT, Midjourney тощо), що спонукало багатьох дослідників до пошуків нового застосування ШІ та машинного навчання (МН) у сфері логістики, зокрема для поліпшення логістичних розрахунків. Успіхи OpenAI у розробленні моделей навчання ШІ надають оптимістичний погляд щодо його користі в логістичних розрахунках. Штучний інтелект може бути використаний як для підготовки потрібних даних для розрахунків, теоретично зменшуючи кількість вхідних параметрів за одну ітерацію розрахунків, що зі свого боку зменшить навантаження на обчислювальні потужності, а відповідно, витрати, так і повністю може позбутися потреби в складних алгоритмічних розрахунках, якщо матиме для цього необхідний обсяг даних для навчання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Досліджень та статей, що розглядають питання застосування ШІ та МН у галузі С2С-доставляння, а особливо тих, що безпосередньо пов'язані з дослідженнями, розробленням або поліпшенням логістичних алгоритмів саме для цієї галузі, нині небагато. Це пов'язано з тим, що сама модель сумісного доставляння є досить новою, оскільки, як уже зазначалося, активні дослідження (теоретичні та практичні), стартапи почали з'являтися у період пандемії COVID-19, через зростання попиту на доставляння різних категорій товарів додому. Також можна припустити, що через відносну новизну моделі ще немає базового зразку побудови систем для керування подібною логістикою. Здебільшого робота здійснюється навколо вдосконалення та адаптації наявних алгоритмів, де особливо часто застосовуються вирішення на базі генетичного алгоритму та методів динамічного програмування, наприклад дослідження «Collaborative Mechanism for Pickup and Delivery Problems with Heterogeneous Vehicles under Time Windows» [2], в якому пропонується багатоцільова модель роботи в логістиці, яка застосовує генетичний алгоритм для оптимізації деяких даних, або дослідження «Recent advances in hybrid priority-based genetic algorithms for logistics and SCM network design» [3], де розглядаються досягнення гібридних генетичних алгоритмів на основі пріоритетів для розв'язання проблем багатоетапної логістики.

У дослідженні Bose S. «Self-adaptive Traffic and Logistics Flow Control using Learning Agents and Ubiquitous Sensors» [5] пропонується підхід до керування транспортним трафіком за допомогою

самоадаптивного мікрорівневого контролю. Це досягається за допомогою поєднання Reinforcement Learning (RL) [4] та моделей агентів на основі правил для вибору дій із новою гібридною архітектурою. У статті розглядається загальний підхід до керування транспортними засобами у трафіку за допомогою зовнішніх давачів. Особливу увагу автор звертає на те, що контроль на основі даних від давачів середовища може значно покращити транспортний потік порівняно з навігацією найкоротшим маршрутом, але навчання за RL потребує великої кількості ітерацій, що небажано для використання за реальних умов. Також для ефективного навчання RL необхідна інформація від локальних давачів, давачів середовища та давачів глобального рівня. Згідно з дослідженням до локальних давачів належать GPS, спідометр, давачі напрямку. До давачів середовища належать ті, що вимірюють відстань, а до давачів глобального рівня — ті, що надають інформацію про трафік та затори. Саме поняття давач у статті можна інтерпретувати як джерело інформації, оскільки інформацію про затори можна дістати лише від зовнішньої системи аналізу транспортного потоку, або ж система сама має вміння аналізувати потік для розпізнавання заторів. Загалом, дослідження демонструє можливість побудови навігаційної системи, що була б достатньо ефективною за умов міста. Архітектура рішення має вигляд такої, що цілком може бути адаптована для розроблення систем керування логістикою C2C-доставляння, оскільки для розрахунків ґрунтується на зовнішніх даних (здобутих від давачів), водночас джерела цих даних розмежовані за рівнем охоплення, що дає змогу досить легко екстраполювати цю модель керування для C2C-логістики. Наприклад, джерелом локальних даних може бути смартфон кур'єра, інформацію про напрямок руху можна дістати безпосередньо від кур'єра (розрахувати на основі кінцевої точки маршруту), а джерелом глобальної інформації слугуватиме Google Maps.

У статті Knoll D., Prüglmeier M. та Reinhart G. «Predicting Future Inbound Logistics Processes Using Machine Learning» [6], пропонується підхід прогнозованого керування вхідної логістики в контексті виробничої промисловості, а саме: керування логістикою доставляння компонентів кінцевого продукту до складальної лінії. Оскільки дуже часто процеси на виробництві є повторюваними, це дає можливість зекономити на подальших плануваннях за допомогою впорядкування попереднього досвіду, і, відповідно, отримати можливість прогнозування майбутніх логістичних розрахунків. Для цього пропонується використовувати елементи машинного навчання. У статті визначається, що МН матиме застосування на стратегічному (довготривалому) та тактичному (середньотри-

валому) рівнях планування логістики, оскільки це є важливим для інтеграції в модель навчання всіх бізнес-процесів виробництва, без яких таке планування буде досить сумнівним. Підхід, описаний у статті, націлено на підвищення ефективності логістичних ланцюжків виробництв, тому не може бути застосований у контексті сумісного доставляння. Але ідея передбачення маршруту доставляння на основі минулих розрахунків може мати місце в алгоритмах, спеціалізованих для C2C-логістики. Конкретне застосування ідеї може полягати в аналізі маршрутів, що були раніше прокладені системою, і визначати на основі цього аналізу найбільш ефективні шляхи. Наприклад, у масштабі міста Київ такий алгоритм міг би визначати найбільш ефективні шляхи для того, щоб потрапити з району станції метро «Теремки» в район станції метро «Академмістечко» залежно від часу доби, погодних умов та низки інших факторів, що впливають на завантаженість доріг на цьому маршруті. Як магазини, так і окремі продавці зазвичай мають статичні координати, відповідно такий алгоритм із часом навчиться прокладати маршрути до інших типових точок доставляння без додаткових розрахунків. Отже, цей алгоритм особливо добре працюватиме за умов, коли посередник, окрім самої системи надає інфраструктуру точок отримання-відправлення замовлень (поштомати), між якими і здійснюється доставляння посилок сторонніми кур'єрами. Але потребує досліджень обсяг обчислювальних потужностей для такого алгоритму, оскільки висока вартість останніх може звести нанівець швидкість та ефективність прокладання маршрутів. Також такий алгоритм повинен мати механізми донавчання, для чого потрібно мати окремий багатфакторний алгоритм розрахунку ефективності маршруту.

У статті Bruni M. E., Fadda E., Fedorov S. та Perboli G. «A machine learning optimization approach for last-mile delivery and third-party logistics» [7] стверджується, що неможливо вирішити реалістичні випадки, які можна схарактеризувати як проблему упакування контейнерів зі змінною вартістю та розміром зі стохастичними товарами за допомогою методів точного розрахунку. Натомість пропонується новий евристичний алгоритм на базі МН. У статті пропонується алгоритм, що повністю базуватиметься на МН, та наведено спосіб упровадження МН у складний процес логістики в останній кілометр. Модель МН у цьому алгоритмі застосовує модель навчання, що називається навчання оптимізації (L2O), суть якого полягає в тому, аби навчити алгоритм МН вивчати процес оптимізації на наборі підготовлених навчальних проблем та узагальнити цей процес для можливих нових проблем тестування. Проте, незважаючи на можливий довгий процес навчання

згідно з таким методом, крок висновку потребує незначного часу на обчислення, що уможливорює використання в реальному часі. Варто звернути увагу на те, що цей алгоритм буде випробувано за реальних умов у 2025 році в межах розроблення нового плану логістики і мобільності регіонального уряду П'ємонт у столичній зоні міста Турин (Італія). У контексті поточної статті це дослідження є найбільш цікавим, оскільки пропонує алгоритм, який повністю засновано на МН. Що найважливіше порівняно із дослідженнями, описаними раніше — цей алгоритм може бути застосований на етапі доставляння в останній кілометр. Саме на цій стадії реалізуються схеми C2C-доставляння. Складність розрахунків на цьому етапі характеризується істотно більшою кількістю змінних на відрізках шляху, причому ці відрізки є надкороткими порівняно з глобальними логістичними шляхами, де окупність застосування МН значно вища завдяки ефекту масштабу.

ВИСНОВКИ

Нині поки що існує досить небагато досліджень у галузі розроблення алгоритмів та методів керування логістикою в останній кілометр, а саме сумісним (C2C) доставлянням посилок, заснованих на ШІ та МН. Пов'язано це передусім із тим, що цікавість до галузі сумісного доставляння почала зростати на тлі пандемії COVID-19 внаслідок ускладнень логістичних ланцюгів та великого попиту на послуги з доставляння через карантинні обмеження. З чого можна зробити припущення про те, що сама галузь є новою для досліджень (хоча і концепція це не є новою).

Основною складністю, з якою стикається розрахунок логістики для сумісного доставляння це велика кількість та випадковість параметрів для точного розрахунку маршрутів. Потреба у вираховуванні таких чинників, як затори, погодні умови, вікна доставляння, з'явилась через зростання попиту на послуги з доставляння. А ускладнена логістика міст вимагає більш гнучких підходів для планування доставляння в прийнятні для користувачів терміни.

Роль МН та ШІ в методах і алгоритмах, що пропонуються в більшості з нечисельних досліджень на цю та суміжні теми, зводиться загалом до підготовки даних для алгоритмів точних розрахунків. Тобто, пропонується загальна стратегія, в якій ШІ або нейронна мережа здійснюють початковий відбір даних перед остаточним розрахунком за допомогою інших алгоритмів, наприклад генетичного алгоритму, який краще пристосований для розрахунків у реальному часі, або ж використовувати їх для часткового прогнозування маршрутів на основі минулих розрахунків. У цій статті також пропонуються подібні концептуальні підходи.

Такі гібридні методи застосування МН та ШІ зумовлені тим, що основним обмеженням до застосування МН та ШІ у прямому прогнозуванні маршрутів є нездатність впоратись із жорсткими обмеженнями, що накладають реальні випадки. Питанням залишається точність та повторюваність результатів, а також використання обчислювальних потужностей відповідно до кількості залучених у систему користувачів та масштабу територій, на яких мають проводитись розрахунки маршрутів.

Проте, як показує дослідження «A machine learning optimization approach for last-mile delivery and third-party logistics» [7], перспективи у повному використанні МН та ШІ для прогнозування маршрутів доставляння в останній кілометр є, і це потребує якісно нових методів та підходів до розроблення та навчання нейронних мереж.

Отже, дослідження як на тему гібридних алгоритмів із ШІ та МН, так і повного прогнозування маршрутів за допомогою ШІ та МН для доставляння в останній кілометр мають перспективи. Обидва напрямки, як і розроблення алгоритмів без МН та ШІ для тієї самої мети, будуть корисними і формуватимуть широкий вибір для реалізації стратегій керування логістичними ланцюжками останнього кілометра — у цьому разі переваги одних підходів над іншими визначатимуться привабливістю за низкою критеріїв для конкретного розробника подібної системи.

Список використаної літератури

1. Kervola H., Kallionpää E., Liimatainen H. *Delivering Goods Using a Baby Pram: The Sustainability of Last-Mile Logistics Business Models*. URL:

<https://doi.org/10.3390/su142114031> (22.10.2022 p.)

2. *Collaborative Mechanism for Pickup and Delivery Problems with Heterogeneous Vehicles under Time Windows* / Y. Wang, Y. Yuan, X. Guan [et al.]. URL:

<https://doi.org/10.3390/su11123492> (25.06.2019 p.)

3. *Recent advances in hybrid priority-based genetic algorithms for logistics and SCM network design* / M. Gen, L. Lin, Y. Yun, H. Inoue. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.08.025> (2018 p.)

4. Singh A., Wiktorsson M., Hauge J. B. *Trends In Machine Learning To Solve Problems In Logistics*. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.10.010> (2021 p.)

5. Bosse S. *Self-adaptive Traffic and Logistics Flow Control using Learning Agents and Ubiquitous Sensors*. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.11.013> (2020 p.)

6. Knoll D., Prüglmeier M., Reinhart G. *Predicting Future Inbound Logistics Processes Using Machine Learning*. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.078> (2016 p.)

7. *A machine learning optimization approach for last-mile delivery and third-party logistics* / M. E. Bruni, E. Fadda, S. Fedorov, G. Perboli // URL:

<https://doi.org/10.1016/j.cor.2023.106262> (2023 p.)

8. *Covid-19 Pandemic as Sustainability Determinant of e-Commerce in the Creation of Information Society* / W. Chmielarz, M. Zborowski, J. Xuetao [et al.]. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.501> (2022 p.)

9. *Telecommuting and food E-commerce: Socially sustainable practices during the COVID-19 pandemic in Canada* / J. Music, S. Charlebois, V. Toole, C. Large. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.trip.2021.100513> (2021 p.)

10. *Has COVID-19 accelerated the E-commerce of agricultural products? Evidence from sales data of E-stores in China* / J. Guo, S. Jin, J. Zhao [et al.]. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2022.102377> (2022 p.)

11. *Bilińska-Reformat K., Dewalska-Opitek A. E-commerce as the predominant business model of fast fashion retailers in the era of global COVID 19 pandemics*. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.017> (2021 p.)

12. Kaplan M., Hotle S., Heaslip K. *How has COVID-19 impacted customer perceptions and demand for delivery services: An exploratory analysis*. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2023.02.020> (2023 p.)

13. *A literature review of the main factors influencing the e-commerce and last-mile delivery projects during COVID-19 pandemic* / T. Campisi, A. Russo, S. Basbas [et al.]. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.trpro.2023.02.207> (2023 p.)

14. *What matters for consumer sentiment in the euro area? World crude oil price or retail gasoline price?* / S. Clerides, S. I. Krokida, N. Lambertides, D. Tsouknidis. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105743> (2021 p.)

15. *Ciani A., Mau K. Delivery times in international competition: An empirical investigation*. URL:

<https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2022.103017> (2022 p.)

16. *Hu J., Haddud A. Exploring the Impact of Globalization and Technology on Supply Chain Management: A Case of International E-Commerce Business*. URL:

https://www.researchgate.net/publication/338308216_Exploring_the_Impact_of_Globalization_and_Technology_on_Supply_Chain_Management_A_Case_of_International_E-Commerce_Business

D. Kovalenko, O. Nehodenko

ANALYSIS OF PRACTICES IN APPLYING ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND MACHINE LEARNING TO IMPROVE URBAN ROUTE PLANNING RESULTS

Against the backdrop of the COVID-19 pandemic since 2019, characterized by the implementation of stringent quarantine restrictions in public cities and a general fear of virus transmission, there has been a significant increase in global demand for e-commerce services [8–11], particularly doorstep delivery of goods. The practice of delivering goods directly from stores to doorsteps, even within city neighborhoods, has gained widespread adoption [9; 10], especially in developed countries. Consequently, the market for courier and postal services has substantially grown [12; 13].

The active use of courier services and the relaxation of quarantine measures, leading to a return to pre-pandemic levels of public and personal transport usage, have overtime increased the strain on urban road infrastructure. While the purchasing power and attitudes of consumers toward large expenses have decreased due to rising global oil prices and, accordingly, increased fuel costs [14], the demand for courier and postal services as a whole has remained steady. This is attributed to the growing trend of demand for the delivery of essential food and goods amid restrictions, as was seen during the pandemic [9]. Additionally, competition in this market is continually on the rise [15]. These factors pose a series of challenges for service providers, one of which is improving the methods and algorithms for calculating delivery routes within cities, as many of these providers also cover last-mile delivery. This is primarily necessary to minimize ancillary costs (fuel, vehicle maintenance, etc.) and, consequently, to offer a better proposition to users.

In most cases, the calculation of delivery routes resembles the classic "Traveling Salesman Problem." Most existing algorithms for route calculation rely on static data. Today, such calculations for city deliveries can quickly become outdated due to various factors such as traffic jams caused by various circumstances, adverse weather conditions, and more. The main challenge with classic algorithms is the need for real-time route adjustments, which require constant recalculations. Although classic algorithms efficiently compute optimal routes, they are quite slow when it comes to adjusting routes in real-time.

One solution to address the issue of efficient route calculation is the application of Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) techniques and incorporating ML elements into the adjustment of calculation results through conventional algorithms or fully relying on AI for efficient route planning.

This research is conducted in the context of C2C (Customer to Customer) delivery of small-sized cargo. The possibility of improving the calculation of efficient routes between pick-up and drop-off points on a single route is explored. This scheme involves parcel collection and delivery as an ancillary process for the courier, such as in scenarios where an individual wishes and is able to deliver some parcels along their route to compensate for their personal transportation expenses. Therefore, this study examines the possibilities and practices of enhancing the calculation of such routes using AI and ML based on previous related research.

Keywords: artificial intelligence; machine learning; last-mile delivery; logistics; real-time calculations; C2C.

