

Островецький С. В.

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ТРАНСПОРТНІЙ ЛОГІСТИЦІ: КОМПЛЕКСНИЙ ОГЛЯД МОДЕЛЕЙ, МЕТОДІВ І ПРАКТИЧНИХ РІШЕНЬ

Предмет дослідження охоплює теоретичні та прикладні аспекти впровадження технологій штучного інтелекту (ШІ) в процеси транспортної логістики, зокрема математичне моделювання, алгоритмічну оптимізацію та автоматизацію рішень в умовах переходу до Індустрії 5.0. **Мета роботи** полягає в комплексному аналізі сучасних моделей, алгоритмів і практичних рішень на базі ШІ для підвищення ефективності функціонування логістичних мереж. Особливо наголошено на вивченні синергії детермінованих методів, машинного навчання й генеративних моделей. **Завдання:** систематизувати підходи до оптимізації; порівняти ефективність статистичних методів та ML; проаналізувати вплив евристичних алгоритмів на маршрутизацію; розробити структурно-логічну схему взаємодії компонентів цифрового двійника; оцінити потенціал GenAI. **Методи:** системний аналіз, порівняльний аналіз (ARIMA, ETS, LSTM), концептуальне й математичне моделювання (для формалізації архітектури логістичної екосистеми). **Результати.** Систематизовано показники ефективності: доведено, що використання LSTM-мереж знижує похибку прогнозування попиту (MAPE) до 2,3% порівняно з 3,7–4,1% у традиційних методів. Визначено, що застосування CNN для транспортного планування підвищує вчасність доставки до 98%, забезпечуючи економію витрат на рівні 6%. Обґрунтовано доцільність біонічних методів: мурашині алгоритми скорочують витрати палива на 35,25% і час доставки на 30,12%, а генетичні знижують операційні витрати на 4,5%. Розроблено структурно-логічну схему екосистеми "Логістика 5.0", що описує наскрізний потік даних від IoT-сенсорів крізь ML-ядро до генеративного інтерфейсу. Запропоновано математичну формалізацію цієї екосистеми у вигляді упорядкованого кортежу множин і функціональних відображень, що дає змогу розмежувати зони відповідальності алгоритмів прогнозування, оптимізації та генерації рішень. **Висновки.** Обґрунтовано перехід до адаптивних "розумних" мереж. Підтверджено, що інтеграція генеративного ШІ сприяє гуманізації технологій, спрощуючи взаємодію "людина – машина". Доведено економічну доцільність упровадження комплексних ШІ-систем і перспективи використання цифрових двійників для мінімізації ризиків.

Ключові слова: логістика; штучний інтелект; оптимізація; неймережі; прогнозування; маршрутизація; алгоритми; автоматизація.

Вступ

Стрімка цифровізація глобальної економіки [1] й експоненційне зростання обсягів електронної комерції вимагають фундаментального перегляду підходів до управління транспортно-логістичними системами. В умовах високої невизначеності ринку, нестабільності ланцюгів постачання й зростання вимог клієнтів до швидкості доставки традиційні лінійні моделі управління втрачають свою ефективність [2]. Сучасна логістика трансформується в складну екосистему, де критичним фактором успіху стає здатність обробляти великі масиви даних у реальному часі й приймати на їх основі адаптивні рішення.

Забезпечення стійкості та гнучкості логістичних мереж неможливе без упровадження новітніх інформаційних технологій. У цьому контексті штучний інтелект (ШІ) є не просто допоміжним інструментом автоматизації, а ключовим драйвером переходу до концепції "розумної логістики" (*Smart Logistics*) [3] та "Логістики 5.0" [4]. Застосування

методів машинного навчання, нейронних мереж, генетичних алгоритмів і комп'ютерного зору уможливорює розв'язання задач багатокритеріальної оптимізації, що раніше вважалися нерозв'язними через високу обчислювальну складність.

Актуальність теми дослідження зумовлена необхідністю систематизації та аналізу наявних моделей і методів штучного інтелекту для підвищення ефективності транспортної логістики. Упровадження інтелектуальних систем дає змогу мінімізувати операційні витрати, оптимізувати маршрутизацію, підвищити точність прогнозування попиту й забезпечити прозорість ланцюгів постачання. Однак, попри значний прогрес у цій сфері, існує потреба в комплексному огляді практичних рішень і оцінюванні їх реального впливу на ключові показники ефективності логістичних процесів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Проблема застосування штучного інтелекту в логістиці є предметом активних наукових

дискусій [5], які еволюціонують від класичних задач оптимізації до комплексних адаптивних систем. Сучасні дослідження можна класифікувати за трьома основними напрямками: математичне моделювання мереж, алгоритмічна маршрутизація та застосування новітніх методів машинного навчання.

Математичне моделювання та багатокритеріальна оптимізація

Сучасні системи оптимізації в транспортній логістиці базуються на складних математичних моделях, що дають змогу одночасно брати до уваги множинні критерії ефективності (витрати, час доставки, коефіцієнт готовності мережі та живучість системи) [6]. Практичне застосування цих принципів демонструється через моделі оптимізації багаторівневих мереж. Експериментальні дослідження оптимізації маршрутів перевезень у системі замкненої логістики виявили поліноміальну часову складність окресленого підходу [7]. Отримана середня похибка $\bar{\varepsilon} = 0,024$ підтверджує практичну застосовність методу для реальних логістичних завдань, оскільки така мінімальна розбіжність сприяє ефективному масштабуванню математичної моделі на великі логістичні мережі без значних втрат у точності планування [7]. Для формалізованого опису топології мереж використовується структурне подання, що забезпечує систематичний аналіз різних конфігурацій логістичних мереж [7].

Алгоритмічні підходи до маршрутизації

Ключовим завданням транспортної логістики залишається пошук оптимальних маршрутів. Порівняльний аналіз алгоритмів пошуку найкоротшого шляху виявив суттєві розбіжності в їх ефективності [8]. Дослідження п'яти основних алгоритмів (Greedy, Best First Search, Dijkstra, A* та Floyd-Warshall) на прикладі мережі доставки товарних вантажів в Індонезії продемонструвало, що алгоритм A* має найкращі результати за співвідношенням швидкості й точності знаходження валідного маршруту [8]. У розглянутому дослідженні доведено, що, хоча цей алгоритм не завжди є найбільш швидким за абсолютним часом виконання, він гарантує оптимальність знайденого рішення, на відміну від швидших, але менш надійних "жадібних" алгоритмів [8].

Окрему низку досліджень присвячено біонічним методам. Мурашині алгоритми є інноваційним

підходом до логістичного управління [9], що симулюють поведінку мурашок для оптимізації планування маршрутів. Дослідження підтверджують, що імітація поведінки біологічних систем дає змогу суттєво скоротити довжину маршрутів, зекономити витрати палива та зменшити загальний час доставки.

Генетичні алгоритми (ГА) застосовуються в складних системах, зокрема в морській логістиці [10], де система підтримки прийняття рішень містить модулі евристики, оптимізації та симуляції. Наведені результати експериментів для системи з параметрами популяції 20 індивідуумів і 200 поколінь сприяли суттєвому покращенню показників ефективності. Дослідження оптимізації логістики демонструють, що застосування ГА для великомасштабних завдань (наприклад, управління морським флотом) здатне забезпечити значне зниження загальних операційних витрат і уможливити багатомільйонну економію для глобальних корпорацій [11].

Машинне навчання й новітні парадигми

Значна увага в сучасній літературі приділяється інтеграції машинного навчання (ML) у ланцюги постачання. Систематичний огляд [12] визначає ключові напрями застосування ML, виокремлюючи нейронні мережі як домінуючий інструмент. Зокрема в роботі [13] проаналізовано застосування нейромереж для "справедливого планування турів" (Fair Tour Planning), що дає змогу балансувати навантаження між водіями.

Для комплексного розв'язання логістичних задач у сучасних наукових працях виокремлюється низка ключових методів. Серед класичних статистичних підходів можна виокремити ARIMA (інтегровану модель авторегресії – ковзного середнього), яка ефективна для стаціонарних часових рядів. З-поміж методів глибокого навчання (*Deep Learning*) аналізуються LSTM (рекурентні нейронні мережі довгої короткочасної пам'яті), що здатні вловлювати нелінійні довгострокові залежності в прогнозуванні, та CNN (згорткові нейронні мережі), які ефективно працюють з просторовими й топологічними даними. Для задач комп'ютерного зору (наприклад, на складах) досліджується комбінація алгоритму швидкої детекції об'єктів YOLOv4 і системи багатокритеріального трекінгу DeepSort [14].

Окремим вектором є розвиток генеративного штучного інтелекту (GenAI). GenAI відкриває

фундаментально нові можливості з метою покращення операційної діяльності завдяки здатності генерувати синтетичні дані для моделювання ризикових сценаріїв, використання семантичного пошуку для глибокого оцінювання постачальників, підтримки предиктивного обслуговування обладнання й оптимізації взаємодії людини й роботів на складах, хоча й несе певні технічні обмеження [15]. Це корелює з концепцією "Логістика 5.0", яка розглядає синергію людини й штучного інтелекту в контексті сталого розвитку.

Водночас упровадження інтелектуальних систем породжує нові виклики. Дослідники [16] наголошують на необхідності діагностики потенціалу "руйнування вартості" за умови використання ШІ як бізнес-інструменту. Критично важливим є також питання прогнозування ризиків ланцюга постачання [17], де існує компроміс між продуктивністю алгоритмів та їх інтерпретованістю, що вимагає зваженого вибору між моделями типу "чорна скринька" та інтерпретованими деревами рішень.

Екологічні аспекти впровадження ШІ, розглянуті в роботі [18], підтверджують, що інтелектуальна логістика має значний потенціал для зменшення вуглецевого сліду, проте потребує розв'язання проблема енергоспоживання самих обчислювальних систем.

Постановка завдання

Попри значну кількість наукових праць, присвячених окремим аспектам оптимізації перевезень, аналіз останніх досліджень виявив низку нерозв'язаних питань. Більшість наявних підходів зосереджена або на класичних методах дослідження операцій, або на ізольованому застосуванні окремих алгоритмів машинного навчання без їх системного порівняння. Зокрема недостатньо вивченим залишається синергетичний ефект від поєднання традиційних евристичних методів із сучасними технологіями глибокого навчання та комп'ютерного зору в єдиному контурі управління логістикою. Також потребує більш детального дослідження потенціал інтеграції генеративного ШІ для автоматизації прийняття рішень у складних ланцюгах постачання.

Мета роботи полягає в комплексному аналізі сучасних математичних моделей, алгоритмів і практичних рішень на базі штучного інтелекту

для підвищення ефективності функціонування логістичних мереж і ланцюгів постачання.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі *завдання*:

- систематизувати підходи до логістичної оптимізації та виявити ключові розбіжності між детермінованими й адаптивними моделями;
- провести порівняльний аналіз ефективності традиційних методів управління в логістиці та алгоритмів машинного навчання;
- оцінити перспективи й обмеження використання сучасних методів ШІ в логістичних процесах;
- розробити концептуальну модель екосистеми "Логістика 5.0", яка описує наскрізну взаємодію цифрових двійників, алгоритмів прогнозування, оптимізації та генеративного штучного інтелекту в єдиному контурі управління.

Матеріали й методи дослідження

Методологічну основу роботи становить системний підхід до аналізу й узагальнення науково-практичних результатів упровадження технологій штучного інтелекту в транспортну логістику. Дослідження базується на комплексному вивченні наукових праць, галузевих звітів і практичних кейсів, що дало змогу систематизувати наявні рішення й оцінити їх ефективність.

Власне дослідження реалізовано у форматі систематичного огляду й метааналізу емпіричних показників. Процес збору інформації охоплював пошук у міжнародних наукометричних базах за визначеними ключовими словами для публікацій останніх років.

З початкового масиву статей способом застосування жорстких критеріїв долучення (наявність кількісних метрик ефективності алгоритмів, детальний опис архітектури моделей) та вилучення (відсутність емпіричної бази або валідації на реальних логістичних даних) було відібрано ключові праці для глибокого порівняльного аналізу. Це дало змогу сформувати власну доказову базу для математичної агрегації розрізаних показників ефективності різних алгоритмів в єдину порівняльну матрицю впливу.

Для досягнення поставленої мети впроваджено такі методи теоретичного дослідження:

- *бібліометричний аналіз* – для відбору й систематизації джерельної бази, що охоплює сучасні

моделі машинного навчання, алгоритми оптимізації та системи комп'ютерного зору;

- *порівняльний аналіз* – для зіставлення показників ефективності (точність прогнозування, час виконання, економічна вигода) традиційних статистичних методів і алгоритмів на базі нейронних мереж (LSTM, CNN), описаних у фаховій літературі;

- *метод класифікації та групування* – для структурування підходів до логістичної оптимізації за такими напрямками: прогнозування попиту, маршрутизація, управління складом і управління ризиками;

- *синтез і узагальнення* – для формування висновків щодо доцільності переходу від традиційних детермінованих моделей управління до адаптивних інтелектуальних систем.

Окрім аналітичних методів, у роботі застосовано елементи математичного апарату теорії множин і концептуального моделювання. Це дало змогу здійснити математичну формалізацію запропонованої екосистеми "Логістика 5.0" (у вигляді впорядкованого кортежу множин і функціональних відображень) для розмежування зон відповідальності алгоритмів багатокритеріальної оптимізації та нейромережових моделей. Самі ж методи нейромережевого моделювання та евристичної оптимізації в цьому дослідженні є об'єктом метааналізу, результати якого математично агрегуються для об'єктивного порівняння їх ефективності.

Зважаючи на різноманітність логістичних завдань, у дослідженні розглянуто архітектурні принципи інноваційних методів машинного навчання й штучного інтелекту, водночас уникнено надмірної деталізації класичних статистичних підходів і базових алгоритмів пошуку, які слугують переважно детермінованим рівнем (baseline) для порівняння.

Зокрема у сфері прогнозування попиту наголошено на архітектурі рекурентних нейромереж LSTM. Вона розроблена спеціально для розв'язання проблеми зникаючого градієнта й використовує систему контрольних "вентилів" (вхідних, вихідних і забування), що дає змогу моделі вибірково зберігати або відкидати інформацію. Це забезпечує ефективну ідентифікацію нелінійних довгострокових залежностей і прихованих сезонних патернів, з якими не справляються стандартні лінійні моделі.

Для задач просторової оптимізації та транспортного планування розглядаються згорткові нейронні мережі. Принцип їх роботи полягає

у використанні згорткових фільтрів для багатошарової екстракції ознак із топологічних даних. CNN здатні "розуміти" просторову ієрархію транспортної мережі, перетворюючи географічні координати й матриці відстаней у структуровані карти ознак (feature maps).

Щодо алгоритмічних підходів до маршрутизації, то класичні методи пошуку найкоротшого шляху (зокрема алгоритм Дейкстри чи A*) розглядаються лише як статична основа. Натомість основну увагу приділено принципам роботи біонічних методів – мурашиних (ACO) і генетичних алгоритмів (GA). Їх архітектура базується на стохастичній імітації еволюційних процесів і ройового інтелекту. Такий підхід дає змогу уникати збіжності до локального оптимуму й ефективно розв'язувати NP-складні задачі динамічної маршрутизації в умовах постійної зміни зовнішніх факторів.

Для автоматизації складських процесів розглядається синергія методів комп'ютерного зору: YOLOv4 і DeepSort. Принцип роботи YOLO полягає в однопрохідному розділенні зображення на сітку й прогнозуванні обмежувальних рамок з імовірностями класів. Інтеграція з алгоритмом DeepSort доповнює цю архітектуру рекурсивним фільтром Калмана, що допомагає математично прогнозувати кінематичну траєкторію об'єктів і стабільно відстежувати їх навіть під час візуального перекриття в умовах щільного складського трафіку.

Генеративний штучний інтелект розглядається як інструмент високорівневої оркестрації. На основі архітектури трансформерів і великих мовних моделей GenAI здатний генерувати синтетичні дані для моделювання стрес-сценаріїв у ланцюгах постачання, а також здійснювати глибокий семантичний аналіз неструктурованої текстової інформації для динамічного оцінювання надійності логістичних вузлів.

Інформаційною базою дослідження слугували відомості про результати застосування евристичних алгоритмів (генетичних, мурашиних) і моделей глибокого навчання (YOLOv4, DeepSort) у реальних логістичних операціях, отримані з опублікованих емпіричних досліджень і галузевих експериментів [9–11, 14].

Оцінка ефективності була основана на порівнянні кількісних показників, наведених у проаналізованих джерелах. Як наслідок, показники було розмежовано на дві групи: критерії якості

математичних моделей (зокрема середня абсолютна відсоткова похибка – MAPE) та критерії якості їх практичного застосування (скорочення витрат палива й підвищення вчасності доставки). Для комплексного порівняння в роботі проаналізовано такі методи: LSTM – рекурентні нейронні мережі, здатні ідентифікувати нелінійні залежності в довгих часових рядах; ARIMA – класичні статистичні моделі, що базуються на припущенні про стаціонарність ряду; CNN, які дають змогу здійснювати багатопланову екстракцію просторових ознак із топологічних даних; системи комп'ютерного зору, де комбінуються алгоритми детекції об'єктів (YOLOv4) та їх рекурсивного відстеження (DeepSort).

Результати досліджень та їх обговорення

Комплексний аналіз науково-практичних джерел дає змогу констатувати, що інтеграція штучного інтелекту в логістику трансформує галузь із лінійної моделі "постачання – збут" у динамічну екосистему адаптивного управління. Отримані результати доцільно систематизувати за ключовими логістичними завданнями, що дає змогу об'єктивно оцінити ефективність традиційних та інтелектуальних методів.

Прогнозування й планування попиту

Упровадження технологій машинного навчання кардинально змінює підходи до прогнозування в транспортній логістиці. Особливу увагу привертають результати порівняльного аналізу методів прогнозування попиту. Дослідження застосування рекурентних нейронних мереж демонструє їх значні переваги порівняно з традиційними стохастичними методами. Результати експериментів наведені в роботі V. Pasupuleti та співавторів показують, що LSTM-мережі досягають середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) лише 2,3%, що суттєво перевершує показники класичних моделей: ARIMA з 3,7% MAPE та ETS з 4,1% MAPE [19]. Такі результати зафіксували автори під час прогнозування попиту для 12 млн комбінацій "товар – локація" (SKU) за шестимісячний період. Статистична надійність цих результатів підтверджується високим значенням F-статистики 1245,61 за умови $p < 0,001$. Природа такої переваги нейронних мереж над традиційною статистикою криється в архітектурі моделей.

Стохастичні моделі типу ARIMA мають тенденцію згладжувати раптові коливання попиту, сприймаючи їх як статистичний шум, що призводить до систематичної недооцінки потреб у періоди пікових навантажень. Натомість механізм "пам'яті" LSTM дає змогу адаптивно реагувати на складні патерни взаємодії безлічі зовнішніх факторів, мінімізуючи ефект відкладеного дефіциту.

Вибір архітектури рекурентних нейронних мереж, зокрема LSTM, для прогнозування попиту зумовлений їх здатністю до розв'язання проблеми зникаючого градієнта, що є критичним у роботі з довгими часовими рядами в логістиці. На відміну від класичних моделей ARIMA, які базуються на припущенні про стаціонарність ряду, LSTM ефективно ідентифікує нелінійні залежності та сезонні коливання з мінімальною MAPE на рівні 2,3%.

Інфраструктурна підтримка цих технологій для прогнозування попиту реалізується за допомогою платформ TensorFlow, PyTorch і Scikit-learn [20, 21].

Значний потенціал у цій сфері демонструє генеративний штучний інтелект. Його застосування підвищує точність прогнозів, що дає змогу скоротити втрати продажів (lost sales) до 65% і зменшити надлишкові запаси на 20–50% [15]. Наприклад, у фармацевтичній галузі завдяки цьому точність прогнозів зросла на 30%, а відходи простроченої продукції зменшилися на 20% [22]. Висока ефективність GenAI у зниженні втрат продажів пояснюється його здатністю виходити за межі аналізу суто внутрішніх історичних даних. Інструменти генеративного ШІ аналізують глобальні контекстуальні масиви в режимі реального часу, виявляючи приховані кореляції між попитом і зовнішніми подіями, що допомагає превентивно коригувати політику управління запасами.

Оптимізація маршрутизації та транспортне планування

Для завдань транспортного планування доцільність використання згорткових нейронних мереж була обґрунтована в дослідженнях V. Pasupuleti та співавторів [19]. Вони довели, що CNN уможливають здійснення багатопланової екстракції ознак із топологічних даних для оптимізації розподілу ресурсів і виявлення просторових зв'язків у ланцюгах постачання [19]. На думку авторів, інтеграція алгоритмів глибокого

навчання сприяє досягненню 95% точності в прогнозуванні термінів виконання замовлень, що безпосередньо корелює з підвищенням загальної вчасності доставки [19].

На стратегічному рівні транспортного планування згорткові нейронні мережі демонструють високу ефективність порівняно з класичними алгоритмами. Застосування моделі CNN, натренованої на масивному датасеті з 800 тис. записів (зокрема зображення карт маршрутів і географічні атрибути), дало змогу підвищити частку вчасних доставок з історичного середнього показника 94% до 98%. Цей результат має високу статистичну значущість ($t(800) = 23.54, p < 0.001$) і забезпечує середню економію витрат у розмірі 6% на одне відправлення [19]. Для оперативного пошуку найкоротшого шляху алгоритм A* забезпечує оптимальність рішення із середнім часом виконання 7056,67 мс, перевершуючи більш швидкі "жадібні" алгоритми за показниками надійності знайденого маршруту [8]. Суттєві результати отримано також за умови впровадження біонічних евристичних алгоритмів. Використання мурашиних алгоритмів (ACO) для динамічного планування парку транспортних засобів сприяло скороченню витрати палива на 35,25% і часу доставки на 30,12% [9]. Ці показники було агреговано з результатів симуляційного моделювання, проведеного в дослідженні [9] для парку вантажних автомобілів. Генетичні алгоритми (ГА) продемонстрували ефективність у морській логістиці, де стратегічна оптимізація маршрутів флоту сприяла зниженню загальних операційних витрат на 4,5%, що еквівалентно значній економії ресурсів [10, 11]. Сучасні системи динамічного планування й управління автопарком інтегрують телематичні дані (наприклад, системи Galileo) для оптимізації маршрутів у реальному часі з огляду на погодні умови й трафік [20, 24].

Управління складськими операціями та комп'ютерний зір

Системи комп'ютерного зору революціонізують складські операції. Практична система трекінгу [14] довела ефективність комбінації алгоритмів YOLOv4 (для детекції об'єктів) і DeepSort (для їх відстеження). Ця архітектура використовує CNN для розділення зображення на сітку й рекурсивну фільтрацію Калмана для прогнозування стану цілі. Опубліковані

результати, основані на тестуванні систем комп'ютерного зору в умовах щільного складського трафіку, демонструють поріг толерантності ± 20 пікселів для горизонтального центрування, що дає змогу стабільно відстежувати вантажі та об'єкти навіть за умови їх взаємного перекриття. Технічний спектр рішень для автономної роботи на складах також передбачає застосування LiDAR і SLAM для навігації роботизованої техніки, а також гіперспектрального зображення (Hyperspectral Imaging) для автоматизованого контролю якості [23].

У сфері "останньої милі" підтверджено ефективність автономних транспортних засобів і БпЛА (дронів), що сприяє безперервній доставці в режимі 24/7 та знімає обмеження, пов'язані з людським фактором [24].

Комплексне оцінювання ефективності та управління ризиками

Для комплексного оцінювання логістичних мереж використовуються математичні моделі на основі адитивно-мультиплікативних функцій корисності [7], описані формулою

$$P(s) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \mu_i(s) + \sum_{i=1}^m \sum_{j=i}^m \alpha_{ij} \mu_i(s) \mu_j(s) + \dots, \quad (1)$$

де $P(s)$ – загальна функція корисності (ефективності) логістичної мережі; α_i – вагові коефіцієнти значущості окремих критеріїв; $\mu_i(s), \mu_j(s)$ – функції корисності за i -м та j -м критерієм (наприклад, за часом доставки, витратами тощо); α_{ij} – коефіцієнти, що беруть до уваги взаємовплив різних критеріїв.

Цей підхід допомагає математично обґрунтувати взаємовплив множинних параметрів ефективності.

Крім того, ефективним виявився гібридний метод ML з MCDM-агрегацією для оцінювання надійності постачальників [25]. Його висока результативність зумовлена тим, що алгоритми машинного навчання дають змогу динамічно коригувати вагу критеріїв і ефективно управляти в реальному часі багатьма параметрами, що конфліктує. Такий підхід забезпечує значно вищу надійність, гнучкість і об'єктивність оцінювання порівняно з традиційними методами багатокритеріального вибору [25].

У сфері прогнозування й управління ризиками [26] виявлено суттєвий компроміс

між точністю та інтерпретованістю алгоритмів. Як свідчать результати порівняльного аналізу, проведеного в дослідженні [17], метод опорних векторів (SVM) забезпечує високі показники точності ($AP = 0,851$, $F1 = 0,791$, $Recall = 0,973$, $MCC = 0,775$, $Acc = 0,943$), але визначається низькою інтерпретованістю ("чорна скринька"). Водночас дерева рішень, маючи дещо нижчі показники точності ($AP = 0,698$, $F1 = 0,821$, $Recall = 0,823$, $MCC = 0,792$, $Acc = 0,950$), забезпечують кращий баланс і є пріоритетними для задач, де необхідне чітке пояснення прийнятих рішень. Управління ризиками й оброблення великих масивів даних для розв'язання цих завдань ефективно забезпечують спеціалізовані платформи, як-от *Apache Mahout*. Для зниження аварійності в транспортних мережах упроваджуються телематичні моделі й технологія V2X (*Vehicle-to-Everything*), яка сприяє обміну інформацією між учасниками руху та інфраструктурою в реальному часі [26].

Поданий у статті процес порівняння методів базується на систематизації та математичній агрегації розрізаних метрик ефективності, які були опубліковані іншими дослідниками за результатами незалежних тестувань, які вони виконали на реальних масивах логістичних даних. Відсоткові показники ефективності, наведені у зведеній табл. 1, є результатом виокремлення й усереднення цих емпіричних показників.

Оскільки кожен алгоритм тестували автори першоджерел у різних умовах (детальні параметри вибірок, обсяги датасетів, як-от 800 тис. записів для CNN чи 12 млн комбінацій для LSTM, та умови симуляції докладно розкрито у відповідних підрозділах вище), для коректного зіставлення вони були зведені до єдиної бази порівняння. Аналіз передбачав виокремлення ключових критеріїв (KPI) для кожної логістичної задачі (похибка прогнозування, вчасність доставки, економія витрат і середня точність) й агрегації результатів у єдину матрицю впливу. Зведені результати цього літературного метааналізу подано в табл. 1.

Таблиця 1. Ефективність застосування різних класів інтелектуальних алгоритмів у логістиці

Метод	Кількісний результат (значення KPI)	Особливості	Переваги	Недоліки
LSTM	Похибка прогнозування (MAPE) = 2,3%	Рекурентна архітектура для оброблення довгих часових рядів	Висока точність прогнозування попиту порівняно з ARIMA (3,7%)	Висока складність налаштування гіперпараметрів і потреба у великих історичних даних для навчання; висока енергоємність обчислювальних процесів
CNN	Рівень вчасності доставки = 98%	Екстракція ознак із топологічних даних і зображень карт	Зниження витрат на 6% унаслідок оптимізації планування	Потребує великих масивів тренувальних даних
ACO (мурашиний)	Зниження витрат палива: 35,25%	Симуляція біонічної поведінки агентів для пошуку шляхів	Ефективне динамічне планування маршрутів у реальному часі	Значна обчислювальна складність для масштабних мереж
ГА (генетичний)	Зниження операційних витрат: 4,5%	Популяційний пошук на основі механізмів еволюції	Значна економія в стратегічній логістиці	Імовірність збіжності до локального оптимуму
SVM	Середня точність AP = 0,85	Метод опорних векторів для класифікації ризиків	Висока точність прогнозування збоїв у ланцюгах постачання	Низька інтерпретованість рішень ("чорна скринька") порівняно з деревами рішень
YOLO + DeepSort	Толерантність відстеження: ± 20 px	Комбінація детекції об'єктів і рекурсивної фільтрації	Стабільне відстеження вантажів навіть за умови взаємного перекриття	Для повноцінної автономної навігації потребує інтеграції з додатковими сенсорними системами (наприклад, LiDAR)

Наведені в табл. 1 результати засвідчують, що кожен із розглянутих інтелектуальних методів демонструє високу ефективність переважно в розв'язанні вузькоспеціалізованих, локальних задач. Зокрема моделі LSTM оптимізують виключно прогнозування попиту, біонічні алгоритми (ACO, ГА)

орієнтовані на маршрутизацію, а системи комп'ютерного зору (YOLO, DeepSort) – на складський моніторинг. Проте сучасні ланцюги постачання є складними взаємозалежними системами, де ізольована оптимізація одного етапу не здатна забезпечити наскрізну гнучкість усієї мережі. Саме ця

фрагментарність рішень зумовлює об'єктивну необхідність їх системного об'єднання. Подальший аналіз дав змогу розробити комплексну модель, що ілюструє синергетичний ефект від інтеграції цих розрізнених технологій (коли результати комп'ютерного зору й ML-прогнозування автоматично стають вхідними показниками для алгоритмів динамічної маршрутизації) у єдиному контурі управління.

Синергетичний ефект технологій

Дослідження продемонструвало, що максимальний економічний ефект досягається не внаслідок ізольованого впровадження окремих

алгоритмів, а завдяки створенню комплексних екосистем. Поєднання комп'ютерного зору (YOLOv4, DeepSort) для автоматизації складів, генеративного ШІ для управління ланцюгами постачання й ML-алгоритмів для прогнозування створює синергетичний ефект, що є основою концепції "Логістика 5.0". Ринок генеративного ШІ в логістиці демонструє потенціал зростання у 38 разів протягом наступного десятиліття, що підтверджує стратегічну важливість цього напрямку.

Концептуальну модель інтеграції, яка демонструє взаємодію потоків даних та інструментів оброблення в єдиному контурі управління, зображено на рис. 1.

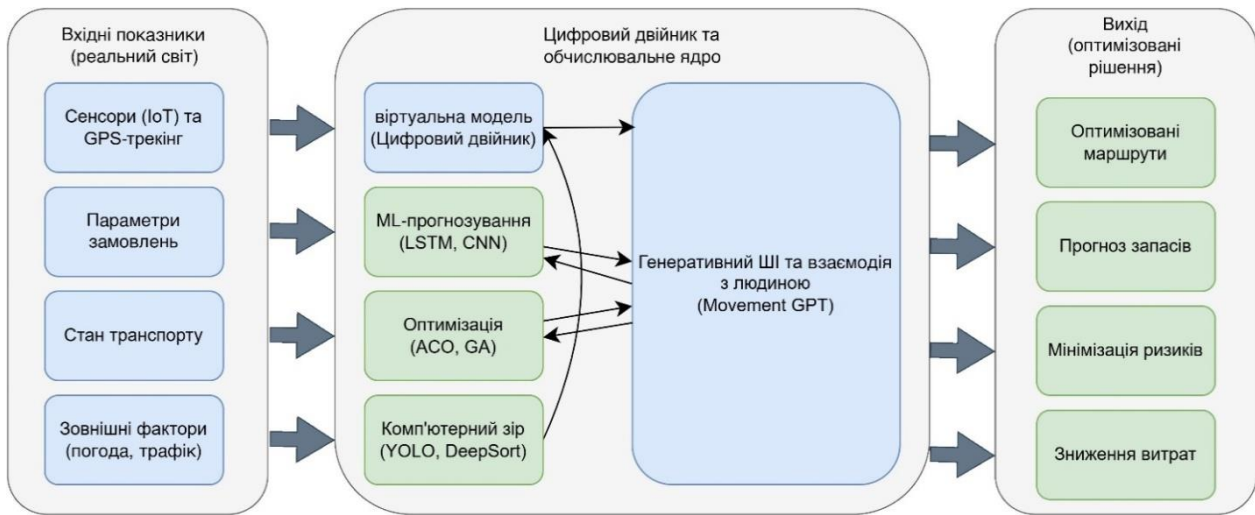


Рис. 1. Структурно-логічна схема екосистеми "Логістика 5.0" на базі синергії ШІ та цифрових двійників

Математична формалізація моделі екосистеми "Логістика 5.0"

Для більш глибокого розуміння природи синергетичних зв'язків, зображених на рис. 1, доцільно формалізувати запропоновану екосистему $S_{L5.0}$ як упорядкований кортеж множин і функціональних відображень. Це дає змогу перейти від концептуального опису до алгоритмічної реалізації моделі управління.

Систему можна подати в такому вигляді:

$$S_{L5.0} = \langle D_{in}, M_{DT}, \Psi_{AI}, R_{out} \rangle, \quad (2)$$

де D_{in} – вектор вхідних показників; M_{DT} – простір станів цифрового двійника; Ψ_{AI} – композиція інтелектуальних операторів; R_{out} – множина управлінських рішень.

Вектор вхідних показників (D_{in}) формується з гетерогенних джерел інформації:

$$D_{in} = \{d_{IoT}, d_{GPS}, d_{order}, d_{env}\}, \quad (3)$$

де d_{IoT} – потокові показники із сенсорів (температура, вібрація, завантаження); d_{GPS} – геопросторові координати; d_{order} – параметри замовлень (обсяг, дедлайни); d_{env} – зовнішні стохастичні фактори (погода, затори), що обробляються модулем комп'ютерного зору (YOLOv4, DeepSort).

Оператор цифрового двійника (M_{DT}) виконує функцію відтворення реального стану системи у віртуальний простір станів V :

$$M_{DT} : D_{in} \rightarrow V(t), \quad (4)$$

де $V(t)$ – матриця стану системи в момент часу t , що містить положення всіх активів і рівень запасів.

Композиція інтелектуальних операторів (Ψ_{AI}) є ядром системи й описується як суперпозиція функцій прогнозування, оптимізації та генерації:

$$\Psi_{AI}(V) = G_{GenAI}(\phi_{pred}(V), \xi_{opt}(V), Q_{human}), \quad (5)$$

де $\phi_{pred}(V)$ – функція прогнозування (реалізується через LSTM/CNN), яка повертає вектор імовірних станів $V(t+1)$; $\xi_{opt}(V)$ – функція евристичної оптимізації (реалізується через ACO/GA), яка знаходить локальний екстремум цільової функції витрат; Q_{human} – запити або обмеження, впроваджені оператором природною мовою; G_{GenAI} – генеративна функція (Movement GPT), яка агрегує результати ϕ та ξ , інтерпретує їх у контексті Q і формує остаточне рішення.

Множина вихідних рішень (R_{out}) є результатом перетворення

$$R_{out} \rightarrow \{r_{route}^*, r_{inv}^*, r_{risk}\}, \quad (6)$$

де r_{route}^* – оптимальний маршрут; r_{inv}^* – скоригований план запасів; r_{risk} – предиктивне попередження про ризик.

Така формалізація допомагає чітко розмежувати зони відповідальності кожного алгоритму: ML-моделі відповідають за зменшення ентропії вхідних показників, евристичні алгоритми – за пошук в просторі рішень, а генеративний ШІ – за семантичну інтеграцію та адаптацію результатів під бізнес-контекст.

Саме наявність компонента G_{GenAI} , що діє як "оркестратор" між жорсткою логікою оптимізації та неструктурованими показниками реального світу, є ключовою відмінністю запропонованої моделі від традиційних автоматизованих систем управління (TMS).

Висновки й перспективи подальшого розвитку

Проведене комплексне дослідження доводить, що інтеграція технологій штучного інтелекту є фундаментальною зміною парадигми управління транспортною логістикою. З огляду на окреслене завдання досягнуто ключових результатів.

1. Систематизовано підходи до логістичної оптимізації: обґрунтовано незворотний перехід від детермінованих лінійних моделей управління до адаптивних "розумних" мереж, здатних до самоорганізації.

2. Проведено порівняльний аналіз статистичних методів і алгоритмів ML: доведено статистично значущу перевагу нейромереж, зокрема LSTM-архітектури, яка знижує похибку прогнозування попиту (MAPE) до 2,3% проти 3,7–4,1% у класичних моделей ARIMA й ETS. Застосування CNN для стратегічного планування підвищує вчасність доставки до 98%.

3. Визначено вплив евристичних алгоритмів на маршрутизацію: встановлено, що мурашині алгоритми скорочують витрати палива на 35,25% і час доставки на 30,12%, а генетичні алгоритми знижують загальні операційні витрати на 4,5%.

4. Розроблено концептуальну модель: сформовано структурно-логічну схему й математичну формалізацію екосистеми "Логістика 5.0", де комп'ютерний зір (YOLOv4) та оптимізаційні алгоритми інтегровані в єдиний контур управління цифровим двійником.

5. Оцінено перспективи використання GenAI: підтверджено, що інтеграція генеративного ШІ спрощує взаємодію "людина – машина", забезпечує гуманізацію технологій і мінімізує системні ризики в ланцюгах постачання.

Перспективи подальшого розвитку

Найбільш перспективним вектором розвитку є конвергенція генеративного ШІ з технологіями цифрових двійників. Це дасть змогу моделювати й оптимізувати логістичні процеси у віртуальному середовищі перед їх фізичною реалізацією, мінімізуючи ризики. Майбутні тренди також передбачають еволюцію бізнес-моделей до форматів Supply Chain as a Service (SCaaS) та Logistics as a Service (Laas).

Виклики й ризики

Крім переваг, аналіз виявив формування нових системних ризиків. Зростання автономності інтелектуальних систем підвищує їх вразливість до кібератак і технічних збоїв. Також існує проблема енергоємності великих мовних моделей і необхідність забезпечення інтерпретованості

("прозорості") алгоритмічних рішень для дотримання етичних норм і соціальної справедливості.

Отже, подальший науковий пошук має зосередитися на розробленні гібридних моделей, які поєднують високу точність нейромереж із прозорістю логічних правил, а також на створенні надійних протоколів кібербезпеки для захисту критичної логістичної інфраструктури.

Конфлікт інтересів

Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який

міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті.

Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних

Рукопис не має пов'язаних даних.

Використання засобів штучного інтелекту

Автори підтверджують, що не застосовували технології ШІ для написання статті.

References

1. UNCTAD. (2024), Digital Economy Report 2024: Shaping an environmentally sustainable and inclusive digital future. United Nations. URL: <https://unctad.org/publication/digital-economy-report-2024>
2. Medvediev, Ye., Popova, Yu., Kovalenko, M. (2023), "Innovative artificial intelligence technologies in social enterprise logistics management", *Economy and Society*, No. 56. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-56-53>
3. Woschank, M., Rauch, E., Zsifkovits, H. (2020), "A Review of Further Directions for Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning in Smart Logistics", *Sustainability*, Vol. 12, Art. 3760. DOI: <https://doi.org/10.3390/su12093760>
4. Skitsko, V. I. (2023), "Logistics 5.0: synergy of artificial intelligence and humans in the context of sustainable development", *Business Inform*, No. 11, pp. 174–179. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2023-11-174-179>
5. Younis, H., Sundarakani, B., Alsharairi, M. (2021), "Applications of Artificial Intelligence and Machine Learning within Supply Chains: Systematic review and future research directions", *Journal of Modelling in Management*. DOI: <https://doi.org/10.1108/JM2-12-2020-0322>
6. Beskorovainyi, V., Draz, O. (2021), "Mathematical Models of Decision Support in the Problems of Logistics Networks Optimization", *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 4 (18), pp. 5–14. DOI: <https://doi.org/10.30837/ITSSI.2021.18.005>
7. Beskorovainyi, V., Kuropatenko, O., Gobov, D. (2019), "Optimization of transportation routes in the system of closed logistics", *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 4 (10), pp. 24–32. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2019.10.024>
8. Wijaya, D. R., Athallah, A., Noor'afina, T. N., Telsoni, P. A., Budiwati, S. D. (2023), "Cargo route optimization using shortest path algorithms: Runtime and validity comparison", *Journal of Computer Science*, Vol. 19, No. 11, pp. 1369–1379. DOI: <https://doi.org/10.3844/jcssp.2023.1369.1379>
9. Sun, H. (2023), "Design logistics management system based on computer algorithm model", *Advances in Artificial Intelligence, Big Data and Algorithms*, IOS Press. DOI: <https://doi.org/10.3233/FAIA230856>
10. Bruzzone, A., Orsoni, A., Mosca, R., Revetria, R. (2002), "AI-based optimization for fleet management in maritime logistics", *Proceedings of the Winter Simulation Conference*, Vol. 2, pp. 1174–1182. DOI: <https://doi.org/10.1109/WSC.2002.1166375>
11. Chen, W., Men, Y., Fuster, N., Osorio, C., Juan, A. A. (2024), "Artificial Intelligence in Logistics Optimization with Sustainable Criteria: A Review", *Sustainability*, Vol. 16, Art. 9145. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16219145>
12. Toorajipour, R., Sohrabpour, V., Nazarpour, A., Oghazi, P., Fischl, M. (2021), "Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review", *Journal of Business Research*, Vol. 122, pp. 502–517. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.009>
13. Sentürk, C., Lindner, H.-G. (2019), "Fair Tour Planning: Managing Parcel Logistics by Neural Networks", University of Würzburg. DOI: <https://doi.org/10.20378/irb-58609>
14. Xie, T., Yao, X. (2023), "Smart Logistics Warehouse Moving-Object Tracking Based on YOLOv5 and DeepSORT", *Applied Sciences*, Vol. 13, No. 17, Art. 9895. DOI: <https://doi.org/10.3390/app13179895>

15. Khlie, K., Benmamoun, Z., Jebbor, I., Serrou, D. (2024), "Generative AI for enhanced operations and supply chain management", *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, Vol. 8, No. 10, Art. 6637. DOI: <https://doi.org/10.24294/jipd.v8i10.6637>
16. Canhoto, A. I., Clear, F. (2020), "Artificial intelligence and machine learning as business tools: A framework for diagnosing value destruction potential", *Business Horizons*, Vol. 63, No. 2, pp. 183–193. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.11.003>
17. Baryannis, G., Dani, S., Antoniou, G. (2019), "Predicting supply chain risks using machine learning: The trade-off between performance and interpretability", *Future Generation Computer Systems*, Vol. 101, pp. 993–1004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.07.059>
18. Gonçalves, R., Domingues, L. (2025), "Artificial Intelligence Driving Intelligent Logistics: Benefits, Challenges, and Drawbacks", *Procedia Computer Science*, Vol. 256, pp. 665–672. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.02.165>
19. Pasupuleti, V., Thuraka, B., Kodete, C. S., Malisetty, S. (2024), "Enhancing Supply Chain Agility and Sustainability through Machine Learning: Optimization Techniques for Logistics and Inventory Management", *Logistics*, Vol. 8, No. 3, Art. 73. DOI: <https://doi.org/10.3390/logistics8030073>
20. Holovina, O. (2023), "Modern technologies in transport logistics management", *International Science Journal of Management, Economics & Finance*, Vol. 2, No. 3, pp. 35–42. DOI: <https://doi.org/10.46299/j.isjmef.20230203.04>
21. Du Plessis, M., Gerber, R., Goedhals-Gerber, L., Eeden, J. (2025), "Shaping the Future of Freight Logistics: Use Cases of Artificial Intelligence", *Sustainability*, Vol. 17, pp. 1–18. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17041355>
22. Maniatis, P. (2025), "The Role of Artificial Intelligence in Supply Chain Management: A Quantitative Exploration of its Impact on Efficiency and Performance", *International Journal of Clinical Case Reports and Reviews*, Vol. 22, No. 4. DOI: <https://doi.org/10.31579/2690-4861/671>
23. Mozumder, M. A. I., Sumon, R. I., Khan, Z., Uddin, S. M. I., Khan, M. O., Kim, H.-C. (2024), "AI-Based Logistics System Overview and a Workflow for Digital Freight Forwarding in Logistics", *2024 International Conference on Advanced Communications Technology (ICACT)*, pp. 295–299. DOI: <https://doi.org/10.23919/ICACT60172.2024.10471983>
24. Adeoye, Y., Onotole, E. F., Ogunyankinnu, T., Aipoh, G., Osunkanmibi, A. A., Egbemhenghe, J. (2025), "Artificial Intelligence in Logistics and Distribution", *World Journal of Advanced Research and Reviews*, Vol. 25, No. 02, pp. 155–167. DOI: <https://doi.org/10.30574/wjarr.2025.25.2.0214>
25. Gidiagba, J. O., Tartibu, L. K., Okwu, M. O. (2025), "A systematic review of machine learning applications in sustainable supplier selection", *Decision Analytics Journal*, Art. 100547. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100547>
26. Balan, G. S., Kumar, V. S., Raj, S. A. (2025), "Machine Learning and Artificial Intelligence Methods and Applications for Post-Crisis Supply Chain Resiliency and Recovery", *Supply Chain Analytics*. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sca.2025.100121>

Received (Надійшла) 13.03.2026

Accepted for publication (Прийнята до друку) 16.04.2026

Publication date (Дата публікації) 29.05.2026

Відомості про авторів / About the Authors

Островецький Сергій Володимирович – Запорізький національний університет, аспірант, Запоріжжя, Україна;
Serhii Ostrovetskyi – Zaporizhzhia National University, Postgraduate Student, Zaporizhzhia, Ukraine;
 e-mail: sergeu.ostrovetskiu.2001@gmail.com
 ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0005-4429-6071>

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN TRANSPORT LOGISTICS: A COMPREHENSIVE REVIEW OF MODELS, METHODS AND PRACTICAL SOLUTIONS

Subject matter covers theoretical and applied aspects of implementing AI technologies in transport logistics, including mathematical modeling, algorithmic optimization, and decision automation in the context of the transition to Industry 5.0. **The Goal** is a comprehensive analysis of modern models, algorithms, and AI-based solutions to improve the efficiency of logistics networks. Particular emphasis is placed on the synergy of deterministic methods, machine learning, and generative models. **The Tasks:** classifying optimization approaches; comparing the efficiency of statistical methods versus ML; analyzing the impact of heuristic algorithms on routing; developing a structural-logical scheme of digital twin interaction; evaluating the potential of GenAI. **Methods:** system analysis, comparative analysis (ARIMA, ETS, LSTM), methods

of conceptual and mathematical modeling (to formalize the architecture of the logistics ecosystem). **Results.** Performance indicators are systematized: it is proved that LSTM networks reduce demand forecasting error (MAPE) to 2.3% compared to 3.7–4.1% for traditional methods. It is determined that applying CNN for transport planning increases delivery timeliness to 98%, ensuring cost savings of 6%. The feasibility of bionic methods is substantiated: ant colony algorithms reduce fuel costs by 35.25% and delivery time by 30.12%, while genetic algorithms reduce operating costs by 4.5%. A structural-logical scheme of the "Logistics 5.0" ecosystem is developed, describing the end-to-end data flow from IoT sensors through the ML core to the generative interface. A mathematical formalization of this ecosystem is proposed as an ordered tuple of sets and functional mappings, allowing to delineate the responsibilities of forecasting, optimization, and decision generation algorithms. **Conclusions.** The transition to adaptive "smart" networks is substantiated. It is confirmed that integrating generative AI contributes to the humanization of technologies by simplifying "human-machine" interaction. The economic feasibility of implementing complex AI systems and the prospects of using digital twins for risk minimization are proven.

Keywords: logistics; artificial intelligence; optimization; neural networks; forecasting; routing; algorithms; automation.

Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Островецький С. В. Застосування штучного інтелекту в транспортній логістиці: комплексний огляд моделей, методів і практичних рішень. *Автоматизовані системи управління та прилади автоматики. 2026. № 2 (189). С. 297–308.* DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.189.297>

Ostrovetskyi, S. (2026), "Application of artificial intelligence in transport logistics: a comprehensive review of models, methods and practical solutions", *Management Information System and Devices*, No. 2 (189), P. 297–308. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.189.297>
