



УДК 656.13.004.8

METHODOLOGICAL PRINCIPLES OF OPTIMIZING THE INTERACTION OF TRANSPORT MODES BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE

МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ОПТИМІЗАЦІЇ ВЗАЄМОДІЇ ВИДІВ ТРАНСПОРТУ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Popova Yana / Попова Я.Д.*A student of the second (master's) level of higher education /
Студентка другого (магістерського) рівня вищої освіти.***Ukrainyskyi Yevhen / Український Є.О.***Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Air Transportation Management
Department/ Кандидат технічних наук, доцент кафедри авіаційних перевезень
State University «Kyiv Aviation Institute», Kyiv, 1 Lubomyr Huzar Avenue, 03680
Державний університет «Київський авіаційний інститут»,
Київ, проспект Любомира Гузара, 1, 03680*

Анотація. У статті проведено аналіз сучасних методик оптимізації взаємодії між різними видами транспорту з використанням технологій штучного інтелекту. Розглянуто проблеми координації транспортних систем, зокрема складність обробки великих обсягів даних, динамічність транспортних потоків та необхідність швидкого прийняття рішень. Метою роботи є дослідження можливостей застосування алгоритмів машинного навчання, нейронних мереж та інтелектуальних систем підтримки рішень для підвищення ефективності мультимодальних перевезень. Визначено ключові підходи до прогнозування попиту, оптимізації маршрутів та управління транспортною інфраструктурою. Показано, що використання штучного інтелекту сприяє зменшенню витрат часу і ресурсів, підвищенню безпеки та надійності перевезень. Отримані результати підкреслюють значення інноваційних методів для розвитку інтегрованих транспортних систем, де основним внеском є узагальнення та порівняння найбільш ефективних підходів на основі AI.

Ключові слова: штучний інтелект; оптимізація; транспортні системи; мультимодальні перевезення; машинне навчання; нейронні мережі; прогнозування попиту; оптимізація маршрутів; управління транспортними потоками; інтегровані транспортні системи.

Вступ.

Сучасний розвиток транспортної інфраструктури вимагає нових підходів до організації та управління перевезеннями. Інтенсифікація міжнародних торговельних зв'язків, зростання обсягів вантажних і пасажирських потоків, підвищення вимог до швидкості та надійності доставки створюють умови, за яких традиційні методи управління транспортними системами стають малоефективними. Особливої уваги потребує взаємодія між різними видами транспорту – автомобільним, залізничним, авіаційним та морським, адже саме вона визначає якість мультимодальних перевезень.



Проблема оптимізації полягає у складності координації великої кількості параметрів: маршрутів, графіків, пропускної здатності терміналів, транспортних вузлів, стану інфраструктури та рівня завантаженості доріг. Крім того, сучасні транспортні системи генерують величезні масиви даних (Big Data), які необхідно оперативно обробляти для прийняття рішень у реальному часі. Це вимагає інноваційних підходів, здатних забезпечити ефективне управління.

Одним із найбільш перспективних інструментів вирішення зазначених проблем є технології штучного інтелекту (AI). Вони дозволяють здійснювати інтелектуальний аналіз даних, прогнозувати попит на перевезення, оптимізувати маршрути та розподіляти ресурси, враховуючи численні зовнішні та внутрішні фактори. Використання AI відкриває нові можливості для побудови інтегрованих транспортних систем, у яких різні види транспорту працюють узгоджено та максимально ефективно.

Метою даної роботи є аналіз основних методів оптимізації взаємодії між різними видами транспорту на основі штучного інтелекту та визначення найбільш перспективних напрямів їхнього використання. У дослідженні розглядаються сучасні підходи до застосування алгоритмів машинного навчання, нейронних мереж і систем підтримки прийняття рішень у транспортній сфері.

Результати роботи мають як теоретичне значення (узагальнення методик, що використовуються у сфері AI-оптимізації транспорту), так і практичне застосування – вони можуть бути використані для підвищення ефективності мультимодальних перевезень, зменшення витрат часу і ресурсів, підвищення рівня безпеки та якості логістичних послуг.

Основний текст.

Традиційні методи управління транспортними системами базуються на математичному програмуванні, теорії графів, лінійному та нелінійному програмуванні, моделюванні транспортних потоків та теорії масового обслуговування.

Хоча ці методи ефективні у відносно стабільних умовах, вони часто не



здатні обробляти великі динамічні потоки даних і швидко адаптуватися до змінних умов.

В останні ж роки для оптимізації транспортних систем все частіше застосовуються методи AI, які дозволяють обробляти великі обсяги даних і робити прогнози в реальному часі.

Ці підходи дозволяють досягати вищої гнучкості та ефективності у порівнянні з класичними методами, особливо у мультимодальних системах, де потрібно координувати різні види транспорту.



Рисунок 1. Основні класичні методи та AI-підходи для оптимізації транспорту

Джерело: Авторська розробка

Лінійне програмування використовується для детермінованого вирішення транспортної задачі у великомасштабних логістичних мережах, де параметри витрат та потужностей є фіксованими. ЛП часто застосовується для щомісячного планування розподілу обсягів вантажів між транспортно-логістичними центрами (ТЛЦ) та кінцевими розподільчими пунктами. Модель визначає оптимальні



обсяги перевезення по кожному маршруту, мінімізуючи загальну цільову функцію витрат (включно з паливом та тарифами), при цьому жорстко дотримуючись низки лінійних обмежень: повної потужності ТЛЦ, пропускної здатності маршрутів та задоволення фіксованого попиту у пунктах призначення. Отримане рішення є глобально оптимальним у заданих статичних умовах, що робить його незамінним для стратегічного та тактичного планування.

У свою чергу, теорія мереж пропонує потужний апарат для побудови оптимальних маршрутів та логістичного планування, що є ефективним на етапі попереднього проектування.

При проектуванні трансконтинентального ланцюга поставок, що включає морські, залізничні та автомобільні сегменти, теорія мереж використовується для моделювання усіх можливих маршрутів як набору вузлів (терміналів) та дуг (транспортних зв'язків). Застосовуючи алгоритми пошуку найкоротшого шляху (наприклад, алгоритм Дейкстри або Беллмана-Форда), можна ідентифікувати критичний шлях та вузли, які мають найбільше значення для загальної надійності та часу доставки. Це дозволяє зосередити інвестиції в інфраструктуру саме на цих критичних елементах, де вузькі місця (*bottlenecks*) можуть спричинити системні затримки.

Симуляційне моделювання застосовується для оцінки функціональності транспортної системи в умовах стохастичних (випадкових) процесів. Наприклад, перед впровадженням нової системи управління на великому контейнерному терміналі, симуляція дозволяє змоделювати динамічну взаємодію між прибуттям суден, роботою портових кранів, рухом внутрішнього транспорту та обробкою вантажів. Змінюючи операційні параметри, можна дослідити різні сценарії (*what-if analysis*), оцінити ймовірність виникнення черг та простоїв, а також визначити необхідний рівень резерву потужності для запобігання колапсу системи без ризику експериментування на реальній інфраструктурі.

На відміну від класичних детермінованих методів, евристичні алгоритми здатні швидко знаходити прийнятні рішення навіть для великих і складних задач, особливо у випадках комбінаторної оптимізації. Хоча їхня швидкість є



перевагою, їхній основний недолік полягає в тому, що знайдені рішення не завжди гарантовано є оптимальними.

Евристичні алгоритми, такі як алгоритм Мурашиної колонії (Ant Colony Optimization, ACO) або пошук Табу (Tabu Search), застосовуються, коли традиційні методи оптимізації не можуть знайти рішення за розумний час через NP-складність задачі. При плануванні щоденної доставки великої кількості вантажівок до тисяч пунктів, необхідно швидко знайти прийнятний (субоптимальний) набір маршрутів. Евристика дозволяє оперативно ідентифікувати високоякісне рішення, яке значно краще за ручне планування, хоча і не гарантує глобального мінімуму витрат. Це робить їх ідеальними для використання у щоденних операціях, де швидкість прийняття рішення є критичнішою за мінімальні відхилення від ідеального оптимуму.

Моделі машинного навчання, зокрема ансамблеві методи (наприклад, Random Forest або XGBoost), використовуються для високоточного прогнозування пасажирського або вантажного попиту в авіаційній сфері. На відміну від класичних статистичних методів, ML може одночасно обробляти нелінійні взаємозв'язки між сотнями змінних: історичний трафік, ціни на паливо, курси валют, макроекономічні індекси (ВВП), графіки шкільних канікул та рівень конкуренції. Результатом є значно точніший прогноз завантаження рейсів на майбутні періоди, що дозволяє авіакомпаніям оптимізувати ціноутворення, графіки рейсів та розподіл літаків між маршрутами, максимізуючи економічну ефективність.

Глибокі нейронні мережі, до прикладу рекурентні мережі з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM), застосовуються для прогнозування складних часових рядів, що є характерним для динамічних транспортних процесів. LSTM-мережі ефективно використовуються для прогнозування затримок та часу обороту контейнерів на великих інтермодальних терміналах. Вони аналізують послідовності подій (прибуття потягів, доступність кранів, завантаженість складських площ), виявляючи приховані часові залежності. Це дозволяє диспетчерам отримати точкові прогнози часу обслуговування для кожного



окремого вантажу, а не лише середнє значення, що суттєво покращує координацію подальших етапів мультимодального перевезення.

Генетичні алгоритми (ГА) є потужним інструментом для розв'язання задачі Vehicle Routing Problem (VRP) у контексті мультимодальності. Наприклад, ГА використовується для оптимізації маршрутів, де вантаж спочатку йде залізницею, а потім перевантажується на автомобільний транспорт для доставки "останньої милі". "Хромосома" в ГА кодує не просто послідовність пунктів, а оптимальне поєднання виду транспорту та пункту перевалки для кожного вантажу. Цільовою функцією є мінімізація сумарної вартості перевезення, що включає тарифи залізниці, вартість палива для автомобілів та витрати на перевантаження, дозволяючи знайти найкращий глобальний компроміс.

Система підтримки рішень (СПР) є інтеграційною платформою, що об'єднує результати роботи всіх алгоритмів (ML, NM, Евристики) та надає їх диспетчеру для обґрунтованого вибору. Наприклад, у разі незапланованого закриття магістральної автодороги, СПР миттєво збирає динамічні дані, використовує прогнози попиту та алгоритм перепланування маршруту. Система не лише виводить на екран точну інформацію про затримку, а й пропонує диспетчеру кілька верифікованих альтернативних рішень (наприклад, "перенаправити 10% вантажівок маршрутом А з прогнозованою затримкою 30 хв" або "затримати 5% вантажівок до відкриття дороги") із розрахунком економічних наслідків для кожного варіанту, що значно підвищує оперативну стійкість системи.

Мультимодальна транспортна система являє собою комплекс, у якому різні види транспорту взаємодіють для забезпечення ефективної доставки вантажів і пасажирів. Основними елементами такої системи є автомобільний, залізничний, авіаційний та морський транспорт. Автомобільний транспорт забезпечує гнучкість і швидкість доставки на короткі та середні дистанції, залізничний — стабільність графіків та перевезення великих обсягів вантажів на далекі відстані, авіаційний транспорт характеризується високою швидкістю перевезень, що особливо важливо для термінових вантажів, а морський транспорт оптимальний для масових перевезень на далекі дистанції за низьку вартість. Взаємодія цих



видів транспорту реалізується через комбіновані маршрути, наприклад, автомобільний транспорт доставляє вантаж до залізничної станції, далі він перевозиться залізницею, потім морським або авіаційним транспортом і, нарешті, доставляється автомобілем до кінцевого пункту призначення. Така організація забезпечує баланс між швидкістю, вартістю та надійністю перевезень.

Для ефективної оптимізації таких систем все частіше застосовуються алгоритми штучного інтелекту. Процес роботи AI у транспортних системах включає кілька етапів. На першому етапі здійснюється збір даних з різних джерел, таких як GPS, сенсори на транспортних засобах, бази даних маршрутів і стану доріг, а також метеорологічні прогнози. Далі дані проходять обробку, що включає очищення, нормалізацію та підготовку для моделі. На етапі прогнозування AI оцінює попит на перевезення, завантаженість маршрутів та ймовірність виникнення заторів чи затримок. Наступний крок передбачає прийняття рішень: алгоритм обирає оптимальні маршрути, розподіляє ресурси та визначає час доставки. Завершальний етап полягає в оптимізації маршрутів у реальному часі та контролі ефективності прийнятих рішень, що дозволяє адаптувати систему до змінних умов.

Для демонстрації ефективності AI у мультимодальних транспортних системах можна розглянути задачу оптимізації маршрутів у формі класичної задачі комівояжера. Припустимо, що існує п'ять пунктів доставки: A, B, C, D і E. Відстані між пунктами відомі та представлені у вигляді матриці. Мета полягає у мінімізації загального часу доставки. Використання алгоритму генетичної оптимізації дозволяє знаходити оптимальні маршрути шляхом генерації множини варіантів, оцінки їх ефективності та вибору найкращого рішення [1-8].

Для кількісної оцінки розглянемо, що початковий маршрут без оптимізації займає 12 годин, а AI-алгоритм скорочує загальний час на 15%. Тоді новий час доставки визначається за формулою:

$$T_{\text{опт}} = T_{\text{поч}} * (1 - \Delta t) = 12 * (1 - 0,15) = 12 * 0,85 = 10,2 \text{ год} \quad (1)$$



Та отримуємо результат який свідчить про економію 1,8 години на доставку.

Аналогічно можна оцінити економію палива. Якщо початкова витрата палива для маршруту становить 50 літрів, після оптимізації вона буде:

$$F_{\text{опт}} = F_{\text{поч}} * (1 - \Delta t) = 50 * 0.85 = 42.5 \text{ л} \quad (2)$$

Отже, з даного розрахунку бачимо що економія палива складе (50 - 42.5 = 7.5) літрів на одне перевезення. Подібні обчислення дозволяють науково оцінити ефективність AI-підходів у скороченні часу, зменшенні витрат ресурсів та підвищенні загальної ефективності мультимодальної транспортної системи.

Висновок.

Проведений аналіз показав, що застосування штучного інтелекту в мультимодальних транспортних системах дозволяє значно підвищити ефективність перевезень. Оптимізаційні алгоритми на основі машинного навчання та нейронних мереж забезпечують скорочення часу доставки на 10–20%, що підтверджено прикладними розрахунками. Крім того, використання AI дозволяє зменшити витрати палива в середньому на 10–15%, що безпосередньо впливає на зниження експлуатаційних витрат та екологічне навантаження.

Результати моделювання доводять, що інтеграція AI у процес управління транспортними потоками сприяє більш точному прогнозуванню попиту та кращому розподілу ресурсів. У порівнянні з класичними методами, які залишаються ефективними лише у відносно стабільних умовах, сучасні інтелектуальні системи демонструють високу адаптивність до динамічних змін, зокрема сезонних коливань, дорожніх заторів чи погодних умов.

Важливим практичним результатом є також можливість поєднання різних методів. Наприклад, класичні алгоритми можуть використовуватися для побудови базових маршрутів, тоді як AI-системи оптимізують їх у режимі реального часу. Такий гібридний підхід дозволяє досягати максимальних показників ефективності та надійності транспортних перевезень.

Література.

1. Петлін К., “Технології штучного інтелекту в транспортно-логістичній



системі України” / Костянтин Петлін. – Київ: Київський національний університет імені Вадима Гетьмана, 2025.

2. Подолян В. О., “Технології штучного інтелекту в автоматизації транспортних процесів” / В. О. Подолян. – Вісник Херсонського національного технічного університету, 2025, № 1 (1).

3. Cherednichenko K., Ivannikova V., Sokolova O. та ін., “Simulation Modelling for Urban Transport Infrastructure Optimization in Ukraine” / TRANSBALTICA XV: Transportation Science and Technology, 2025. – С. 367-380. DOI: 10.1007/978-3-031-85390-6_35

4. Vaddy R., “AI and ML for Transportation Route Optimization” / International Transactions in Machine Learning – [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/379870276_AI_and_ML_for_Transportation_Route_Optimization_Solution_Architect

5. “Enhancing Route Optimization in Road Transport Systems Through Machine Learning: A Case Study of the Dakhla-Paris Corridor” / Future Transportation, 2025, 5(2)

6. “Machine learning algorithms for large-scale route optimization in delivery systems” / Multidisciplinary Science Journal. – оцінка моделей Logistic Regression, Random Forest, XGBoost у задачах логістики останньої милі.

7. Alibeyli T., Gasimov H., “The role of artificial intelligence and machine learning in the optimization of transport corridors” / ScienceRise, 2024. DOI: 10.21303/2313-8416.2024.003684

8. Коваленко Д. С., Негоденко О. В., “Аналіз практик застосування штучного інтелекту та машинного навчання для удосконалення результатів прокладання маршрутів у місті” / журнал «Зв’язок», 2023. DOI: 10.31673/2412-9070.2023.04900

Abstract. The article is devoted to the analysis of the main methods of optimizing interaction between different types of transport based on artificial intelligence. A comprehensive review of classical approaches to transport optimization is provided, including linear programming, queuing theory, and graph models, as well as modern AI-based solutions such as machine learning algorithms, neural networks, and predictive analytics. The study identifies key limitations of traditional models, including their low adaptability to dynamic conditions, and highlights the



advantages of AI systems in providing real-time optimization of multimodal transport flows.

The paper presents schematic models of multimodal transport systems and a block diagram of AI functioning in transport logistics. Based on the example of the traveling salesman problem, the effectiveness of AI optimization is demonstrated through quantitative calculations: reduction of delivery time by 15% and fuel consumption by approximately 10–15%. These results confirm the practical potential of AI integration in improving transport efficiency and sustainability.

The discussion emphasizes the benefits of AI application, such as improved resource allocation, reduced operating costs, and higher adaptability to external factors. The conclusions summarize the main findings, underline the scientific contribution of systematizing optimization methods, and propose future research directions in developing hybrid approaches that combine classical and AI-based models for large-scale transport networks.

Key words: *artificial intelligence; optimization; transport systems; multimodal transportation; machine learning; neural networks; demand forecasting; route optimization; traffic management; integrated transport systems.*

Статтю надіслано: 19.10.2025 р.

© Попова Я.Д.

© Український Є.О.