

Міністерство освіти і науки України
Український державний університет залізничного транспорту



ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТРАНСПОРТНІ ТЕХНОЛОГІЇ

VI МІЖНАРОДНА НАУКОВО-ТЕХНІЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ

ПРОГРАМА КОНФЕРЕНЦІЇ



ITT2025

УКРАЇНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ЗАЛІЗНИЧНОГО
ТРАНСПОРТУ

**Тези доповідей 6-ої міжнародної
науково-технічної конференції**

«ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТРАНСПОРТНІ ТЕХНОЛОГІЇ»

Харків 2025

6-а міжнародна науково-технічна конференція «Інтелектуальні транспортні технології», Харків, 24–26 листопада 2025 р.: Тези доповідей. – Харків: УкрДУЗТ, 2025. – 300 с.

Збірник містить тези доповідей науковців вищих навчальних закладів України та інших країн, підприємств транспортної та машинобудівної галузей за чотирьма напрямками: розвиток інтелектуальних технологій при управлінні транспортними системами; транспортні системи та логістика; інтелектуальне проектування та сервіс на транспорті; функціональні матеріали та технології при виготовленні та відновленні деталей транспортного призначення.

© Український державний університет
залізничного транспорту, 2025

ЦИФРОВА ТРАНСФОРМАЦІЯ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЯ ЗАЛІЗНИЧНОГО ТРАНСПОРТУ

DIGITAL TRANSFORMATION AND INTELLECTUALIZATION OF RAIL TRANSPORT

*Канд. техн. наук А.О. Ковальов, аспіранти Р.А. Пурій, Ю.В. Прохоренко
Український державний університет залізничного транспорту (м. Харків)*

*A. Kovalov PhD (Tech.), R. Purii, Y. Prokhorenko postgraduate
Ukrainian State University of Railway Transport (Kharkiv)*

Оптимізація управління рухом є найскладнішим, але й найперспективнішим напрямом інтелектуалізації залізниць. Тут спостерігається чітка еволюція методів від класичних до найсучасніших.

Класичні методи оптимізації, такі як змішане цілочисельне лінійне програмування (Mixed Integer Linear Programming, MILP), довели свою ефективність у задачах статичного планування. Вони використовуються для побудови робастних, тобто стійких до невеликих збурень, розкладів руху. За допомогою MILP можна оптимізувати мінімальні допустимі проміжки між поїздами (headways) або знайти оптимальний спосіб вставки додаткових поїздів у вже існуючий графік з мінімальним впливом на інших учасників руху [1]. Однак головним недоліком таких методів є їхня висока обчислювальна складність, що робить їх малопридатними для прийняття рішень у режимі реального часу.

Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) є значно більш гнучким підходом, що розглядається як надзвичайно перспективний метод для динамічного управління рухом (train dispatching). В рамках цієї парадигми, програмний "агент" (система управління) вчиться приймати оптимальні рішення (наприклад, змінити порядок проходження поїздів, обрати інший маршрут) шляхом взаємодії з середовищем (симулятором залізничної мережі). На основі отриманих "винагород" або "штрафів" за свої дії, агент поступово формує стратегію, що дозволяє максимізувати загальну ефективність системи в реальному часі [2].

Нейронна комбінаторна оптимізація (Neural Combinatorial Optimization, NCO) є найновішим підходом, що поєднує глибоке навчання (зокрема, архітектуру Transformer, що лежить в основі сучасних великих мовних моделей) для вирішення складних комбінаторних задач. NCO дозволяє знаходити високоякісні рішення для таких завдань, як інтегроване планування в інтермодальних перевезеннях, практично миттєво, враховуючи при цьому велику кількість контекстуальних факторів та невизначеність [3].

Порівняльний аналіз цих методологій наведено в таблиці 1.

Таблиця 1: Порівняння методологій оптимізації для управління залізничним рухом

Методологія	Основний принцип	Тип задач	Переваги	Недоліки
MILP	Математична оптимізація	Статичне планування робастних розкладів	Гарантія знаходження оптимального рішення	Висока обчислювальна складність, негнучкість до змін
RL	Навчання на основі спроб і помилок	Динамічне управління рухом в реальному часі	Адаптивність, висока швидкість реакції	Потреба у великих даних для навчання, складність інтерпретації
NCO	Глибоке навчання для комбінаторних задач	Інтегроване планування в умовах невизначеності	Дуже висока швидкість, урахування складного контексту	Новітня технологія, вимагає значних обчислювальних ресурсів

Аналіз цих напрямів виявляє чітку еволюційну тенденцію. Ранні застосування ШІ, зосереджені на прогнозуванні дефектів, виконували переважно пасивну, інформативну роль: система повідомляла людину про потенційну проблему. Більш просунуті системи, такі як моніторинг безпеки, вже відіграють активну роль, але остаточне рішення все ще залишається за людиною або простою логікою. Найновіші ж підходи, такі як RL та NCO, націлені на те, щоб ШІ сам пропонував або навіть приймав оптимальні операційні рішення в динамічному середовищі. Ця еволюція від предиктивних систем (що відповідають на питання "що станеться?") до прескриптивних (що відповідають на питання "що робити?") означає зростання автономності ШІ. Це, в свою чергу, ставить нові, більш жорсткі вимоги до довіри, інтерпретованості та безпеки цих систем.

- [1] Zhang, Y., et al. (2023). A comprehensive review on the operation and maintenance of railway systems. *Research Square*.
- [2] Elansari, K., Idrissi, A., & Tifernine, H. (2024). Artificial Intelligence in Railway Systems. In *Modern Artificial Intelligence and Data Science 2024* (pp. 391-406). Springer Nature Switzerland.
- [3] Papathanasiou, M., et al. (2020). Artificial Intelligence-Based Surveillance System for Railway Crossing Traffic. *IEEE Sensors Journal*.