

**ТЕЗИ СТЕНДОВИХ ДОПОВІДЕЙ ТА ВИСТУПІВ
УЧАСНИКІВ КОНФЕРЕНЦІЇ**

**HIGHLIGHTS OF REPORTS AND PRESENTATIONS OF
PARTICIPANTS TO THE CONFERENCE**

elements, lessons learned, and research agenda // Computers & Education. – 2020. – Vol. 147. – 103778.

УДК 330.565.(477)

О.М. Харламова¹

¹ *Український державний університет залізничного транспорту (м. Харків)*

БАР'ЄРИ МАСШТАБУВАННЯ РІШЕНЬ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ: ТЕХНІЧНІ, ОРГАНІЗАЦІЙНІ ТА ЕКОНОМІЧНІ АСПЕКТИ

BARRIERS TO THE SCALPING OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE SOLUTIONS IN RAIL TRANSPORT: TECHNICAL, ORGANIZATIONAL AND ECONOMIC ASPECTS

Штучний інтелект (ШІ) стає одним із ключових напрямів розвитку залізничного транспорту. Йому приписують здатність забезпечити автономне керування поїздами, прогнозне технічне обслуговування та оптимізацію операційних процесів. Потенціал таких рішень пояснюється високою складністю залізничних систем, значними обсягами даних і потребою підвищення ефективності за обмежених ресурсів.

Однак, попри значну увагу до теми та численні пілотні проекти, масштабне впровадження ШІ у галузі відбувається повільно. Технічні, організаційні, фінансові й культурні бар'єри залишаються суттєвими перешкодами для переходу від експериментальних ініціатив до системного використання технологій. Це зумовлює необхідність дослідження реальних факторів, що стримують інтеграцію штучного інтелекту в залізничні перевезення.

Інтерес до впровадження технологій штучного інтелекту (ШІ) у залізничну галузь зумовлений очікуваннями щодо їхнього впливу на ефективність і безпеку перевезень. Основні напрями передбачуваного застосування охоплюють:

- прогнозне технічне обслуговування для раннього виявлення відмов і запобігання збоям у роботі обладнання;
- автономні та напіваавтономні системи керування, спрямовані на підвищення безпеки, точності руху та пропускної спроможності;

- оптимізацію планування та управління ресурсами з метою більш повного використання інфраструктури;
- покращення клієнтського досвіду через надання інформації в реальному часі, динамічне ціноутворення та персоналізовані сервіси.

Технічна здійсненність таких рішень підтверджується результатами пілотних проектів і експериментальних досліджень. Зокрема, за даними McKinsey & Company [1], у світовій залізничній галузі ідентифіковано понад 20 активних прикладів використання ШІ — від аналізу геометрії колій до автоматизованого складання графіків роботи персоналу. Водночас технічна доцільність не гарантує практичної готовності: перехід від лабораторних випробувань до промислової експлуатації залишається складним і багаторівневим процесом.

Залізничний сектор накопичує значні обсяги даних, проте їхня готовність для навчання моделей штучного інтелекту обмежена. Ефективне використання даних потребує їх широкої доступності, очищення від помилок і дублікатів, детального маркування, синхронізації між потоками сенсорів, коректного зв'язку з активами та репрезентативності для всіх умов експлуатації. Недостатня якість даних часто гальмує проекти, особливо при інтеграції з багаторічними операційними технологіями.

Інфраструктура залізниці відрізняється довговічністю та високою капіталомісткістю, а системи сигналізації та управління мають індивідуальні конфігурації, що створює гетерогенне середовище. Впровадження штучного інтелекту у критично важливі для безпеки процеси вимагає обґрунтування безпеки, лабораторних випробувань, «тіньового» режиму та регуляторного схвалення. Прикладом складної інтеграції є багаторічне впровадження системи позитивного керування поїздами (PTC) [2] у США, яке демонструє поєднання нового програмного забезпечення з широким спектром застарілих систем і обладнання.

Прогнозне обслуговування (Predictive Maintenance) використовує сенсорні дані та алгоритми машинного навчання для раннього виявлення потенційних відмов і запобігання дефектам. Реальна експлуатація ускладнюється рідкісністю збоїв, різною швидкістю старіння активів, сезонними коливаннями та специфікою маршрутів. Хибнопозитивні сигнали марнують ресурси та порушують планове обслуговування. Моделі, ефективні у лабораторних умовах, потребують регулярного оновлення якісними даними для підтримання продуктивності.

Впровадження штучного інтелекту потребує значних інвестицій у сенсорні системи, периферійні обчислення, кваліфікованих спеціалістів та програми управління змінами. У консервативній галузі витрати повинні бути підкріплені чітким аналізом рентабельності (ROI), що часто контрастує з маркетинговим тоном постачальників.

Безпека залишається критичною. Алгоритми, що впливають на сигналізацію, гальмування або диспетчеризацію, підлягають найвищим регуляторним стандартам. Незрілі рамки сертифікації та невирішене питання відповідальності змушують операторів використовувати алгоритми у консультативних ролях, уникаючи повністю автоматизованого прийняття рішень.

Існує також розрив між маркетинговими анонсами постачальників і операційними термінами операторів. Пілотні проєкти часто презентуються як «перші у світі», тоді як масштабування на рівні мережі залишається повільним і дорогим. Це створює завищені очікування та ризик розчарування [3].

Штучний інтелект у залізничному секторі стикається з технічними, фінансовими та регуляторними викликами. Ключові бар'єри — низька готовність даних, складна інтеграція зі старими системами, обмежена масштабованість прогнозного обслуговування та високі інвестиційні витрати. Безпека і відповідальність залишаються критичними. Досягнення практичної ефективності вимагає системного підходу, який включає стандартизацію даних, регулярне оновлення моделей та інтегроване планування масштабування рішень.

1. Raphaëlle Chapuis et al (2024). The journey toward AI-enabled railway companies. [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://transport.ec.europa.eu/artificial-intelligence-transport>. — (дата звернення: 15.09.2025)

2. Positive Train Control (PTC). [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://railroads.dot.gov/research-development/program-areas/train-control/ptc/positive-train-control-ptc>. — (дата звернення: 01.10.2025).

3. Sambhavi Gopalakrishnan (2025). AI in Railways: Transforming Maintenance with Predictive Analytics. [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://vlinkinfo.com/blog/ai-in-railways>. — (дата звернення: 28.09.2025)

УДК 681.518.5:004.891.3

канд. техн. наук В.Ш. Хісматулін, В.Р. Пелех
Український державний університет залізничного транспорту (м. Харків)

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ'ЄКТІВ

APPLICATION OF FUZZY LOGIC METHODS TO ANALYSE THE TECHNICAL CONDITION OF OBJECTS

У реальних завданнях рішення про технічний стан об'єктів, отримане на основі показань датчиків, не завжди можна класифікувати як суворо істинні чи неправдиві — вони знаходяться десь між частково істинними та частково неправдивими. З урахуванням цього положення доцільно розглянути методи оцінки технічного стану, засновані на нечіткій логіці. При прийнятті рішення нечітка логіка надає вхідним даним можливі варіанти, забезпечуючи, на відміну булевої логіки, гнучке міркування (рис. 1).

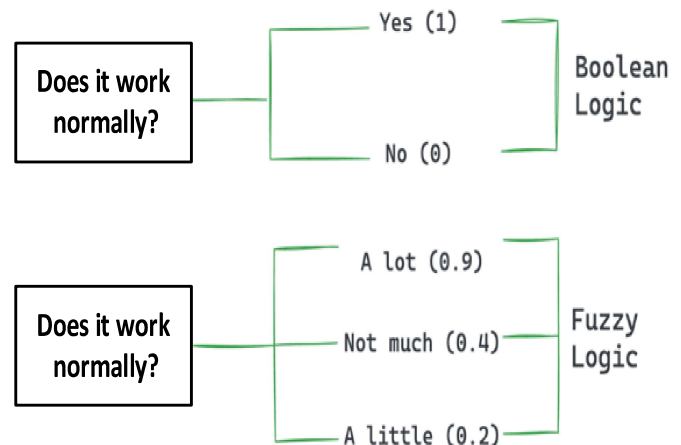


Рисунок 1

Нечітка логіка дозволяє приймати рішення в умовах невизначеності, неоднозначності та неточних даних. З цією метою вводиться концепція нечітких множин, які відрізняються від класичних множин тим, що допускають часткове членство, а не суворе включення чи виняток. Облік ступеня належності, представленого значеннями від 0 до 1, виконується з допомогою функцій належності. Використовуючи нечіткі множини, функції належності та системи нечіткого виведення (дефазифікації), нечітка логіка забезпечує структуру для обробки неточної інформації та прийняття рішень.

Для оцінки можливості застосування такого підходу розроблено алгоритм прийняття рішення про технічний стан двигуна (status) з оцінкою за 10-бальною шкалою з рівнями, що взаємно перекриваються: