УДК 656.2:004.8
JEL Classification: C63, L92, O33, R41

МОДЕЛЮВАННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ЕФЕКТІВ ВПРОВАДЖЕННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

КРАВЧЕНКО Ольга[1], ШКУРЕНКО Ольга[2], КИБЕНКО Андрій[3]
[1] НТУУ «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
https://orcid.org/0000-0002-2258-2828
[2] Національний транспортний університет
https://orcid.org/0000-0002-0460-4800
[3] Національний транспортний університет
https://orcid.org/0009-0000-7082-8194

Сучасні умови розвитку транспортної галузі вимагають пошуку інноваційних рішень, здатних забезпечити підвищення ефективності та стійкості вантажних перевезень. Одним із ключових напрямів є моделювання економічних ефектів впровадження технологій штучного інтелекту. У статті представлено науково-методичний підхід до моделювання економічних ефектів впровадження технологій штучного інтелекту на залізничному транспорті. Показано, що інтеграція інтелектуальних систем у процеси вантажних перевезень сприяє оптимізації логістичних операцій, скороченню затримок та підвищенню ефективності використання інфраструктурних ресурсів. Запропоновано методичний інструментарій, що базується на використанні NLP-моделей із механізмом порогової довіри, який дозволяє формалізувати процес розподілу заявок між автоматичною та ручною обробкою. Розраховано потенційний економічний ефект від скорочення затримок.

Ключові слова: цифровізація, вантажні перевезення, економічний ефект, ефективність, моделювання, залізничний транспорт.

https://doi.org/10.31891/mdes/2026-22-30

Стаття надійшла до редакції / Received 01.10.2026
Прийнята до друку / Accepted 30.10.2026
Опубліковано / Published 12.11.2026

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons CC-BY 4.0

© КРАВЧЕНКО Ольга, ШКУРЕНКО Ольга, КИБЕНКО Андрій

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Використання інструментів штучного інтелекту створюють нові можливості для автоматизації управління рухом поїздів, оптимізації логістичних процесів і прогнозування технічного стану інфраструктури. Проте рівень інтеграції таких технологій у залізничну галузь залишається недостатнім, що обумовлює потребу у системному дослідженні їхніх потенційних застосувань. Відсутність узагальнених методичних підходів до оцінки ефективності використання штучного інтелекту в управлінні транспортними процесами також стає важливою проблемою. Крім того, існують виклики, пов'язані з адаптацією алгоритмів машинного навчання до специфіки залізничних систем, які характеризуються високим рівнем складності та багатофакторністю. Недостатньо розробленими залишаються питання інтеграції інтелектуальних технологій у системи безпеки руху, прогнозування ризиків та управління інфраструктурними ресурсами. Це обумовлює актуальність досліджень визначення напрямків застосування інструментів штучного інтелекту на залізничному транспорті, формуванні науково обґрунтованих рекомендацій щодо їх впровадження та оцінці можливих соціально-економічних ефектів.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Аналіз можливостей і доцільності застосування технологій штучного інтелекту в транспортній сфері та інших галузях національної економіки вже стали предметом значної кількості наукових праць як українських, так і зарубіжних авторів. Так, Богом'я В. та Гудзь А. розглядали вплив інтелектуальних технологій на різні сегменти промисловості та окреслили можливості їх використання у транспортній галузі [1]. Автори наголошують, що штучний інтелект не слід розглядати як універсальний інструмент для вирішення всіх виробничих і побутових проблем; він є дієвим інструментом суттєвого спрощення виконання складних і рутинних завдань. У контексті корпоративного бізнесу Кузьомко В. Ю. та Бурангулова В. С. розглядають технології штучного інтелекту як ефективний інструмент для посилення конкурентних позицій [2]. Вони забезпечують автоматизацію складних процесів, оптимізують обробку великих масивів даних і зменшують навантаження на персонал, звільняючи його від виконання рутинних операцій. Основи впровадження інтелектуальних технологій у залізничному транспорті розглянуті в [3], де акцент

зроблено на організації руху поїздів та удосконаленні інфраструктурного обслуговування.

Можливості використання штучного інтелекту для оптимізації руху громадського транспорту в умовах високої урбанізації розкрито у дослідженні [4], в якому наведено результати прогнозування транспортних заторів, зниження витрат на перевезення та планування оптимальних маршрутів. У статті [5] систематизовано досвід європейських залізничних операторів щодо застосування інтелектуальних систем. Перспективними напрямами визначено управління рухом, технічне обслуговування, контроль безпеки, планування робіт, управління доходами та підвищення якості сервісного обслуговування пасажирів. Окремим напрямом досліджень є розвиток систем штучного інтелекту для керування автономними транспортними засобами [6]. Автори аналізують еволюцію відповідних технологій, досягнутий прогрес та перспективи їх подальшого розвитку, звертаючи увагу на критичні аспекти впровадження.

Загалом наукові праці окреслюють перспективи та проблематику застосування штучного інтелекту для удосконалення транспортних процесів, проте недостатньо дослідженими залишаються питання, пов'язані з обслуговуванням клієнтів, зокрема учасників вантажних перевезень залізничним транспортом, у тому числі відсутній формалізований механізм розподілу заявок між автоматичною та ручною обробкою, чому присвячена стаття, а також визначення економічних ефектів впровадження технологій штучного інтелекту в управління залізничним транспортом.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою статті є дослідження напрямів розвитку та впровадження інструментів штучного інтелекту на залізничному транспорті та розробка науково-методичного підходу до моделювання економічних ефектів впровадження технологій штучного інтелекту.

Методи дослідження. Для досягнення поставленої мети використано комплекс загальнонаукових і спеціальних методів економічного аналізу і моделювання, а саме:

Системний підхід (розгляд процесів цифрової трансформації залізничного транспорту як багаторівневої структури);

Метод узагальнення та абстрагування (формування концептуальних положень інтеграції інтелектуальних систем у критичну транспортну інфраструктуру);

Метод структурно-функціонального аналізу (визначення ролі окремих інструментів штучного інтелекту у формуванні інтегрованої моделі управління вантажними перевезеннями);

Сценарний підхід (розробка трьох варіантів впровадження інтелектуальних технологій);

Економіко-математичне моделювання (оцінювання потенційного економічного ефекту від скорочення затримок, оптимізації логістичних потоків і підвищення ефективності використання інфраструктурних ресурсів).

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ ДОСЛІДЖЕННЯ

Штучний інтелект (ШІ) представляє собою сукупність технологій, що забезпечують здатність комп'ютерних систем і алгоритмів імітувати когнітивні функції людини, зокрема навчання, аналіз, прогнозування та прийняття рішень. Основу ШІ становлять методи машинного навчання, нейронні мережі, обробка природної мови та експертні системи, які дозволяють автоматизувати складні процеси в різних галузях (табл. 1). Завдяки здатності до адаптації та самонавчання, ШІ забезпечує підвищення точності прогнозів, ефективність управлінських рішень і гнучкість реагування на змінні умови середовища. У промисловості та на транспорті технології ШІ використовуються для оптимізації логістичних схем, моніторингу технічного стану об'єктів, управління ризиками та вдосконалення сервісного обслуговування. Інтелектуальні системи здатні обробляти великі обсяги даних у реальному часі, що відкриває нові можливості для цифрової трансформації галузей. Водночас їхнє впровадження потребує врахування етичних, правових та інфраструктурних аспектів, що зумовлює актуальність подальших досліджень.

Аналіз інструментарію ШІ, що є у вільному доступі та пропонується ринком для спрощення та удосконалення підходів ведення бізнесу, дозволив виокремити основні напрямки його використання, які наведені на рис. 1.

Робота з текстами та текстовою інформацією значно спростилась завдяки інструментам штучного інтелекту, які допомагають створювати та редагувати контент. Сервіс Undetectable.ai генерує тексти, схожі на людську мову, Grammarly забезпечує якісний переклад, а Mailjet дозволяє швидко формувати шаблонні відповіді.

Перевірка та удосконалення програмних продуктів. Наступним напрямом застосування інструментів ШІ є оптимізація програмних продуктів та роботи з базами даних. Для вибору оптимальних рішень можна використовувати Crayon, а низку удосконалень пропонують інструменти OpenAI (DALL-E 2, Codex, CLIP, Microscope, Baselines, Gym тощо).

Таблиця 1

Класифікація технологій штучного інтелекту

Категорія технології	Основні функції та застосування	Приклади реалізації
Машинне навчання (ML)	Виявлення закономірностей, прогнозування, класифікація даних	Алгоритми класифікації, регресії, кластеризації
Глибинне навчання (DL)	Обробка складних структур даних, зображень, мовних сигналів	Нейронні мережі, CNN, RNN, трансформери
Експертні системи	Прийняття рішень на основі бази знань і логічних правил	Системи підтримки рішень, діагностичні модулі
Обробка природної мови (NLP)	Аналіз, генерація та переклад текстів, розпізнавання мовлення	Chatbots, системи машинного перекладу
Робототехнічні системи	Автономне управління фізичними об'єктами, сенсорна інтеграція	Промислові роботи, автономні транспортні засоби
Комп'ютерне бачення	Розпізнавання об'єктів, виявлення дефектів, навігація	Системи відеоаналітики, візуальний контроль якості
Гібридні інтелектуальні системи	Комбінування кількох технологій ШІ для комплексного аналізу	Інтелектуальні платформи управління ризиками

Джерело: складено авторами на основі [7-9].



Рис. 1 Напрямки використання інструментів ШІ

Джерело: побудовано авторами.

Опрацювання побутових та нескладних організаційних завдань. У повсякденній діяльності активно застосовуються ШІ-помічники для виконання нескладних організаційних завдань. ChatGPT та Gemini допомагають швидко знаходити інформацію й генерувати відповіді, LivePerson обробляє голосові команди, SurferSEO забезпечує поширення контенту, а Manychat, ChatFuel та Claude підтримують комунікацію та автоматизацію процесів.

Удосконалення логістичних процесів. Інноваційний розвиток транспортної логістики значною мірою залежить від інтеграції інтелектуальних рішень. Систематизований інструментарій ШІ охоплює хмарні платформи управління ланцюгами постачань (Cargoson, Blue Yonder), глобальні системи логістичного менеджменту та митного супроводу (E2open / BluJay TMS), а також цифрові платформи тарифоутворення й закупівлі послуг у реальному часі (Alpega TMS, Freightview, Uber Freight). Їх застосування забезпечує ефективне охоплення всіх ланок діяльності транспортних компаній із мінімізацією впливу людського фактору та збереженням стійкості системи.

Проведений аналіз різних інструментів ШІ показує, що існуючі сьогодні можливості дозволяють охоплювати практично усі сфери виробничої діяльності компанії, мінімізувавши вплив людського фактору без втрати ефективності.

У сфері транспорту, особливо залізничного, можливості впровадження інструментів штучного інтелекту значною мірою визначаються складністю транспортної системи та високими вимогами до її ефективності й безпеки. Використання інструментів штучного інтелекту сприяє підвищенню оптимізації управління рухом поїздів за рахунок адаптивного планування графіків і зменшення ризик затримок. Одним із ключових напрямків є застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування технічного стану інфраструктури та рухомого складу, що дозволить скорочувати витрати на ремонт і підвищити надійність експлуатації. Інтелектуальні системи також використовуються для моніторингу безпеки руху, автоматичного виявлення несправностей і контролю за виконанням регламентних робіт. У логістиці штучний інтелект забезпечує оптимізацію маршрутів перевезень, зниження витрат та підвищення ефективності використання ресурсів. Дослідження показують, що інтеграція інтелектуальних технологій у залізничний транспорт може значно покращити рівень сервісного обслуговування пасажирів і вантажовласників, включаючи автоматизацію процесів взаємодії з клієнтами.

Через специфіку функціонування залізничного транспорту та необхідність забезпечення безперервності процесів перевезення вантажів, у тому числі спеціальних та у міжнародному сполученні, реалізація заходів щодо впровадження алгоритмів ШІ має відбуватися поступово. На рис. 2 представлені перспективні напрямки застосування ШІ в сфері вантажних перевезень на залізничному транспорті.

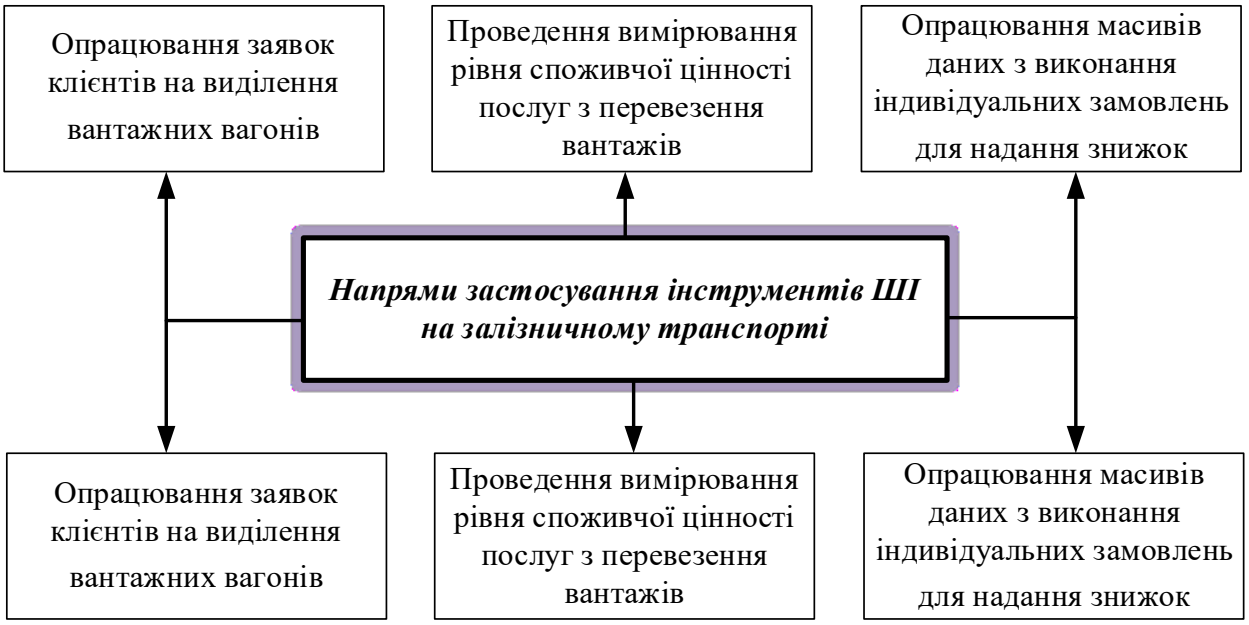


Рис. 2 Напрямки використання інструментів ШІ на залізничному транспорті
Джерело: побудовано авторами.

Опрацювання заявок клієнтів на виділення вантажних вагонів. Наявні в АТ «Укрзалізниця» інформаційні ресурси, пов'язані зі спрощенням процедури подання заявок на виділення вагонів не виключають на певних етапах людського втручання. Це може створювати атмосферу упередженості в процесі прийняття остаточних рішень, призводити до штучних затримок у виділенні замовникам рухомого складу. Ресурси ШІ здатні неупереджено підійти до вирішення цієї задачі.

Проведення вимірювання рівня споживчої цінності послуг з перевезення вантажів. Постійна зміна кон'юнктури ринку транспортних послуг змушує перевізників вантажів проводити дослідження жертв та переваг, з якими зіштовхуються клієнти під час отримання послуг [10]. Це дозволяє своєчасно змінювати умови надання послуг, вносити корективи до раніше прийнятих управлінських рішень, забезпечувати перегляд, удосконалення, оптимізацію виробничих процесів, пов'язаних з транспортуванням вантажів залізничним транспортом. Застосування для вимірювання рівня споживчої цінності окремих показників інструментів ШІ дозволить суттєво прискорити, спростити та удосконалити таку процедуру.

Опрацювання масивів даних з використання індивідуальних замовлень для надання знижок. Одним із перспективних напрямків залучення нових і збереження існуючих клієнтів є пропозиція їм вигідних індивідуальних умов співпраці. Здебільшого така пропозиція базується на більш активному використанні ресурсів АТ «Укрзалізниця», як то окремі типи вагонів, фіксовані обсяги перевезень вантажів, завантаження окремих дільниць роботою тощо. У кінцевому підсумку інформація та звітні дані, які утворюються в процесі такої діяльності, є різноманітними і зберігаються у різних базах. Варто зазначити, що наразі товариство обслуговує одночасно декілька тисяч клієнтів. За допомогою інструментів ШІ наявну у товариства інформацію, що збирається під час господарської діяльності, можна швидко систематизувати та проаналізувати для прийняття відповідних управлінських рішень на майбутнє.

Розгляд і підготовка відповідей щодо «однотипних» запитів і питань, пов'язаних з послугами перевезень вантажів. Досить часто працівники залізниці опрацьовують нескладні однотипні звернення від клієнтів. які стосуються вартості перевезень, контактних даних осіб на залізничних станціях, уточнюючих даних щодо документів тощо. Тобто типову інформацію, яка може бути надана за допомогою ШІ. Це зможе суттєво розвантажити працівників залізниці і мінімізує «людський фактор» в процесі спілкування з клієнтами.

Аналіз статистичної звітності для виявлення нетипових відхилень показників. У процесі обслуговування клієнтів з перевезення вантажів у АТ «Укрзалізниця» утворюються великі обсяги різноманітної технічної, оперативної, статистичної, фінансової інформації і не завжди є можливість своєчасно, особливо в режимі онлайн, виокремити негативні перекоси, особливо якщо для цього необхідно задіяти різні інформаційні блоки. Для сучасних ШІ, з можливістю машинного навчання, таке завдання може бути ефективно вирішене за допомогою алгоритмів класифікації.

Опрацювання наявної в мережі негативної інформації про надані сервісні послуги з перевезення вантажів. Варто зазначити, що негативні піар компанії, які періодично з'являються в ЗМІ і направлені на дискредитацію окремих рішень державного перевізника, можуть суттєво стримувати його розвиток і добросовісну конкуренцію. Тому швидке виявлення в мережі такої інформації шляхом моніторингу інформаційного середовища методом аналізу тональності тексту (Sentiment Analysis) та її спростування завдяки використанню наявних в товаристві даних щодо господарської діяльності неупередженими засобами ШІ дозволить мінімізувати репутаційні ризики.

Отже, застосування інструментів ШІ у сфері вантажних перевезень залізничним транспортом відкриває нові можливості для підвищення ефективності управління та якості сервісного обслуговування. Автоматизоване опрацювання заявок клієнтів на виділення вагонів дозволяє мінімізувати ризики упередженості та скоротити час прийняття рішень. Використання штучного інтелекту для аналізу великих обсягів даних і розробки персоналізованих умов співпраці сприяє залученню нових клієнтів і утриманню існуючих. Інтелектуальні системи можуть швидко оцінювати рівень цінності послуг для споживачів, що дозволяє вчасно коригувати управлінські рішення та оптимізувати виробничі процеси. До того ж, автоматизація відповідей на типові запити клієнтів знижує навантаження на персонал і мінімізує вплив людського фактору. Важливим напрямом є застосування ШІ для аналізу статистичної звітності та виявлення нетипових відхилень показників у режимі реального часу. Окреме значення має використання інтелектуальних технологій для моніторингу та нейтралізації негативної інформації у медіапросторі, що дозволяє підтримувати репутацію компанії та забезпечувати добросовісну конкуренцію. У сукупності ці напрями підтверджують стратегічну важливість інтеграції ШІ у діяльність АТ «Укрзалізниця» як інструменту підвищення ефективності, прозорості та клієнтоорієнтованості залізничних перевезень.

Інтеграція технологій штучного інтелекту у діяльність АТ «Укрзалізниця», зокрема впровадження NLP-моделі в систему обробки заявок, має здійснюватися поетапно, що забезпечить формалізацію процесу взаємодії з вантажовідправниками та дасть можливість кількісно оцінити потенційний економічний ефект від її використання. Запропонований підхід передбачає послідовну реалізацію п'яти етапів (табл. 2), що забезпечують поступовий перехід від суто ручної обробки текстових заявок до гібридної моделі «людина + ШІ», у якій типові операції автоматизуються NLP-модулем, а нетипові або складні випадки залишаються в зоні відповідальності диспетчера.

Ключова відмінність запропонованого підходу від наявних рішень (табл. 1) полягає не лише в застосуванні NLP-моделі для класифікації текстів заявок, а й у вбудованому механізмі порогової довіри (етап 5), який дає змогу гнучко балансувати між рівнем автоматизації та контролем з боку

диспетчера, знижуючи ризик помилкових автоматичних рішень у нетипових ситуаціях. Розкриємо цей механізм детальніше.

Таблиця 2

Етапи методичного підходу до інтеграції NLP-моделі в систему обробки заявок

Етап	Зміст етапу	Ключовий інструмент/метод	Очікуваний результат
1. Попередня обробка тексту заявки	Токенізація, очищення від «шуму», нормалізація одиниць виміру, назв станцій і кодів вантажу	Правила токенізації; довідники нормативно-довідкової інформації (НДІ) АТ «Укрзалізниця»	Приведення довільного тексту заявки до структурованого вигляду
2. Класифікація та вилучення сутностей	Визначення типу заявки (нова, коригування, скарга) і вилучення ключових сутностей (вид вантажу, обсяг, маршрут, бажана дата)	NLP-модель на основі трансформерної архітектури, дообучена на корпусі попередніх заявок	Формалізований запис заявки у вигляді структурованих полів
3. Перевірка повноти та коректності даних	Верифікація обов'язкових полів, звірка з довідниками (коди станцій, тарифні класи)	Правила бізнес-логіки; звернення до НДІ	Автоматичне формування переліку розбіжностей/уточнень для клієнта
4. Оцінка пріоритетності та ризику затримки	Розрахунок скорингового балу заявки з урахуванням завантаженості дільниць, наявності вагонного парку, історичних даних про затримки	Модель машинного навчання (напр., градієнтний бустинг)	Ранжований перелік заявок для диспетчера
5. Ухвалення рішення та зворотний зв'язок	Автоматичне схвалення заявок із високим рівнем довіри моделі; передання складних/сумнівних випадків диспетчеру; журналювання рішень	Поріг довіри моделі (confidence threshold); цикл донавчання (feedback loop)	Скорочення часу обробки типової заявки; накопичення розмічених даних для донавчання моделі

Джерело: розроблено авторами

Механізм порогової довіри (confidence threshold) є центральним елементом запропонованого підходу: саме він визначає, яким чином заявки розподіляються між повністю автоматичною обробкою та обробкою за участю диспетчера. В основі механізму лежить агрегований індекс довіри $C_{conf} \in [0; 1]$, що обчислюється як зважена комбінація трьох складників: (1) імовірнісної оцінки коректності класифікації заявки, яку видає NLP-модель (етап 2); (2) показника повноти й несуперечності даних заявки після звірки з довідниками (етап 3); (3) оцінки скорингової моделі щодо ризику й пріоритетності заявки (етап 4). Такий підхід дає змогу враховувати не лише «впевненість» самої мовної моделі, а й формальну коректність вихідних даних та передбачуваний ризик подальшої обробки.

На відміну від стандартних підходів, які враховують лише ймовірнісну впевненість нейромережі, запропоновано визначати C_{conf} як функцію мультиплікативно-адитивного зважування, в якій коефіцієнт відповідності нормативно-довідковій інформації виступає жорстким бінарним фільтром-модулятором:

$$C_{conf} = K_{db} \cdot \left(\omega_1 P_{NLP} + \omega_2 (1 - S_{risk})\right), \quad (1)$$

де: $P_{NLP} \in [0; 1]$ – імовірнісна оцінка (confidence score) коректності класифікації наміру, що генерується вихідним шаром (Softmax) NLP-моделі на основі трансформерної архітектури (доцільно використовувати архітектури класу mBERT або XLM-RoBERTa, адаптовані під український лінгвістичний корпус);

$K_{db} \in \{0; 1\}$ – бінарний коефіцієнт верифікації даних за нормативно-довідковою інформацією (НДІ). Якщо всі критичні параметри пройшли успішну автоматичну перевірку – $K_{db} = 1$. У разі виявлення суперечностей або відсутності обов'язкових реквізитів – $K_{db} = 0$, що миттєво обнуляє загальний індекс довіри$\left(C_{conf} = 0\right)$ та примусово спрямовує заявку в червону зону для ручного розбору диспетчером, незалежно від рівня впевненості мовної моделі;

$S_{risk} \in [0; 1]$ – нормований скоринговий бал ризику затримки або інфраструктурних обмежень на запланованому маршруті прямування вагона, розрахований за допомогою алгоритмів градієнтного бустингу (на основі історичних даних про завантаженість дільниць, дефіцит тяги чи

рухомого складу). Відповідно, величина $(1 - S_{risk})$ відображає рівень інфраструктурної безпеки виконання заявки;

ω_1, ω_2 – вагові коефіцієнти значущості чинників, що визначаються шляхом за допомогою методу аналізу ієрархій за умови, що $\omega_1 + \omega_2 = 1$. Для базових умов експлуатації в АТ «Укрзалізниця» пропонується встановлювати пріоритет лінгвістичної точності та нормативної коректності: $\omega_1 = 0{,}7$ (вага лінгвістичної точності трансформера) та $\omega_2 = 0{,}3$ (вага інфраструктурного ризику).

Залежно від значення індексу C_{conf} і двох порогових значень – нижнього (θ_{low}) та верхнього (θ_{high}) – заявка потрапляє в одну з трьох зон довіри (табл. 3).

Таблиця 3

Зони довіри в механізмі порогової довіри NLP-моделі

Зона довіри	Умова за індексом C_{conf}	Дія системи	Роль диспетчера
Зелена (висока довіра)	$C_{conf} \geq \theta_{high}$	Автоматичне ухвалення рішення й передання даних до інформаційної системи управління вагонним парком без затримки	Постфактум-контроль (вибіркова перевірка, аудит)
Жовта (середня довіра)	$\theta_{low} \leq C_{conf} < \theta_{high}$	Автоматичне формування рекомендованого рішення з поясненням (переліком ознак, що вплинули на оцінку)	Швидке підтвердження або коригування рекомендації (скорочений цикл перевірки)
Червона (низька довіра)	$C_{conf} < \theta_{low}$	Автоматична рекомендація не формується; заявка позначається як така, що потребує уваги	Повний ручний розгляд заявки диспетчером

Джерело: складено авторами.

Значення порогів θ_{low} і θ_{high} не є фіксованими: вони підлягають періодичному калібруванню за допомогою ROC-аналізу на масиві підтверджених і скоригованих диспетчером рішень, накопичених у циклі зворотного зв'язку (етап 5). Калібрування передбачає пошук компромісу між двома типами помилок – хибним автоматичним схваленням некоректної заявки (помилка I роду) та надлишковим направленням коректних заявок на ручний розгляд (помилка II роду). Оскільки вартість цих помилок є асиметричною (фінансові й репутаційні втрати від помилкового автоматичного рішення, як правило, перевищують втрати від додаткової перевірки диспетчером), пороги встановлюються диференційовано за категоріями заявок: для типових внутрішніх перевезень стандартними вантажами θ_{high} може бути нижчим, тоді як для заявок з підвищеним фінансовим чи регуляторним ризиком (негабаритні, небезпечні або міжнародні вантажі) застосовується консервативніший, вищий поріг.

У міру накопичення розмічених даних і підвищення якості калібрування (наприклад, методами Platt scaling або ізотонічної регресії) довіра до автоматичних рішень моделі зростає, що дає змогу поступово знижувати θ_{high} і розширювати частку заявок, які обробляються в зеленій зоні. Саме ця динаміка (перехід від консервативних порогів на початковому етапі впровадження до менш консервативних на етапі зрілої експлуатації) покладена в основу трьох сценаріїв оцінки економічного ефекту – мінімальний, базовий і максимальний

Мінімальний сценарій відповідає пілотному етапу впровадження інтелектуальної технології, який характеризується встановленням максимально консервативних (жорстких) порогових значень довіри нейромережі з метою мінімізації ризиків хибного автоматичного схвалення некоректних клієнтських запитів. За таких умов система буде працювати в режимі підвищеної обережності

Базовий сценарій відображає етап системного масштабування та стабілізації алгоритмічних рішень, який настає після першого циклу донавчання трансформерної NLP-моделі на основі реальних коригувань та розмічених даних, накопичених від диспетчерського апарату.

Максимальний сценарій описує етап зрілої та повномасштабної експлуатації інтелектуальної платформи, за якої тривала робота контуру зворотного зв'язку та мінімізація лінгвістичних і логічних помилок моделі дозволяють встановити оптимальні, найменш консервативні порогові коефіцієнти.

Оцінка потенційного економічного ефекту від зниження затримок обробки заявок. Одним з основних очікуваних ефектів упровадження запропонованого підходу є скорочення часу обробки

заявки, що безпосередньо впливає на тривалість простою вагонів і, відповідно, на витрати учасників перевізного процесу.

Для проведення сценарного моделювання загальний річний економічний ефект (E) від упровадження розробленого підходу слід розглядати не як усереднену лінійну величину, а як диференційовану суму ефектів, що виникають у кожній із трьох зон довіри (табл. 3):

$$E = N \cdot C \cdot \sum_{j \in (G,Y,R)} \left(\Delta T_j \cdot \alpha_j\right), \quad (2)$$

де: N – загальна орієнтовна кількість вагонозаявок, що обробляються компанією протягом року;

C – тарифна ставка плати за одну вагоно-годину понаднормового простою вантажного вагона;

j – індекс зони довіри системи (*G* – зелена, *Y* – жовта, *R* – червона зона);

α_j – частка заявок, що потрапляють у відповідну *j*-ту зону довіри під час експлуатації системи ($\sum \alpha_j = 1$ або 100%);

ΔT_j – чисте скорочення часу обробки однієї заявки (вагона) у межах конкретної *j*-ї зони порівняно з базовим повністю ручним процесом (год). При цьому для кожної зони величина ΔT_j визначається за такими логічними параметрами:

1) у зеленій зоні *(G)*: $\Delta T_G = T_{manual} - T_{auto} \approx T_{manual}$, оскільки час повністю автоматичного ухвалення рішення й передання даних до ІТ-системи управління парком наближається до нуля ($T_{auto} \to 0$). За експертними оцінками, T_{manual} становить в середньому 5 годин, відповідно $\Delta T_G = 5$ год.

2) у жовтій зоні (*Y*): $\Delta T_Y = T_{manual} - T_{hybrid}$, де T_{hybrid} – час на розгляд автоматично згенерованої рекомендації та її верифікацію диспетчером. Оскільки фахівець не вводить дані вручну, а лише здійснює експрес-підтвердження, тривалість процесу скорочується на \(60\%\), тобто $\Delta T_Y = 3$ год.

3) у червоній зоні (R): $\Delta T_R = 0$, оскільки такі заявки мають найнижчий рівень довіри і повністю спрямовуються на стандартний ручний розгляд диспетчером.

Таким чином, зміна загального економічного ефекту за мінімальним, базовим та максимальним сценаріями (табл. 4) математично зумовлена перерозподілом часток α_j (збільшенням α_G та α_Y за рахунок зменшення α_R) у міру донавчання нейромережі та калібрування порогових значень θ_{low} і θ_{high}.

Значення параметра *C* прийнято на рівні 16 грн за вагоно-годину понаднормового простою – відповідно до чинних ставок плати за користування вантажними вагонами АТ «Укрзалізниця» [11]. Показник *N* розраховано на основі обсягу вантажних перевезень за 2025 рік (161,3 млн т) та середньозваженої вантажопідйомності умовного вагона (65 т): $N \approx 161\,300\,000 / 65 \approx 2\,481\,500$ вагонозаявок на рік.

Значення ΔT безпосередньо пов'язане зі ступенем зрілості механізму порогової довіри, описаного вище: чим менш консервативними стають пороги θ_{low} і θ_{high} та чим більша частка заявок обробляється в зеленій зоні, тим вищим є середнє скорочення часу обробки вагонозаявки. На цій підставі виокремлено три сценарії (табл. 4).

Таблиця 4

Сценарії оцінки інтегрального економічного ефекту від упровадження NLP-моделі

Сценарій	**Розподіл часток заявок за зонами довіри, %**	**Чисте скорочення часу обробки**	**Загальна кількість вагонозаявок (N), од./рік**	**Ставка простою (C), грн/ваг.-год**	**Загальний ефект (E), млн грн/рік**
Мінімальний (пілотний етап)	$\alpha_G = 15$ $\alpha_Y = 25$ $\alpha_R = 60$	$\Delta T_G = 5$ $\Delta T_Y = 3$ $\Delta T_R = 0$	2481500	16	59,6
Базовий (масштабування)	$\alpha_G = 45$ $\alpha_Y = 35$ $\alpha_R = 20$	$\Delta T_G = 5$ $\Delta T_Y = 3$ $\Delta T_R = 0$	2481500	16	131,0
Максимальний (зріла експлуатація)	$\alpha_G = 75$ $\alpha_Y = 15$ $\alpha_R = 10$	$\Delta T_G = 5$ $\Delta T_Y = 3$ $\Delta T_R = 0$	2481500	16	166,8

Джерело: розраховано авторами на основі [11, 12].

Мінімальний сценарій (пілотний етап): консервативні пороги $(\theta_{high} \approx 0{,}95)$ обмежують частку повністю автоматичної обробки (зелена зона) до $\alpha_G = 15\%$, у жовту зону потрапляє $\alpha_Y = 25\%$, а $\alpha_R = 60\%$ заявок проходять стандартну ручну обробку ($\Delta T_R = 0$). Тоді, відповідно до формули (2), підсумковий інтегральний ефект складе 59,6 млн. грн.

Базовий сценарій (масштабування): після першого циклу донавчання моделі та стабілізації порогів $(\theta_{high} \approx 0{,}85)$, частка зеленої зони зростає до $\alpha_G = 45\%$, жовтої – до $\alpha_Y = 35\%$, червоної – скорочується до $\alpha_R = 20\%$. Тоді підсумковий інтегральний ефект складе 131,0 млн. грн.

Максимальний сценарій (зріла експлуатація): мінімізація помилок моделі дозволяє встановити оптимальні пороги $(\theta_{high} \approx 0{,}75)$. Зелена зона охоплює $\alpha_G = 75\%$, жовта – $\alpha_Y = 15\%$, червона – лише $\alpha_R = 10\%$. Інтегральний ефект складе 166,8 млн грн.

Отже, навіть за консервативного (мінімального) сценарію, коли автоматизованим без затримок ухваленням рішень (зелена зона) охоплено лише 15% найпростіших заявок, потенційний економічний ефект від упровадження NLP-моделі становить 59,6 млн грн на рік. За базового сценарію, у міру оптимізації порогів та збільшення частки автоматичної обробки до 45%, річний ефект зростає до 131,0 млн грн. У разі переходу до максимального сценарію (етап зрілої експлуатації із залученням 75% заявок до загального контуру автоматизації) чистий економічний ефект досягає 166,8 млн грн на рік. Наведені розрахунки доводять високу фінансову та операційну доцільність цифровізації бек-офісних процесів управління вагонним парком.

Окрему увагу при впровадженні запропонованого підходу слід приділити забезпеченню інформаційної безпеки, оскільки залізничний транспорт належить до об'єктів критичної інфраструктури держави. Автоматизована обробка текстових заявок у «зеленій зоні» створює потенційні ризики вразливості системи до специфічних кіберзагроз, зокрема так званих «змагальних атак» (*Adversarial Attacks*). Такі атаки полягають у навмисному внесенні прихованих лінгвістичних або символьних спотворень у текст клієнтської заявки з метою штучного маніпулювання вихідними результатами роботи алгоритму (наприклад, для несанкціонованого отримання найвищого пріоритету чи приховання недозволеного типу вантажу при високому балі C_{conf}. Для нівелювання зазначеної деструктивної загрози, архітектура інтеграції NLP-моделі в інформаційне середовище АТ «Укрзалізниця» повинна в обов'язковому порядку містити контур попередньої змагальної фільтрації та бути інтегрованою із загальнокорпоративними системами виявлення кіберзагроз (IDS).

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Впровадження інструментів штучного інтелекту на транспорті, зокрема залізничному, сприяє значному підвищенню якості наданих послуг та економічних ефектів. Це досягається за рахунок автоматизації обробки запитів від клієнтів, а також здійсненню аналізу великих масивів даних. Використання штучного інтелекту також знижує вплив людського фактору, покращує ефективність виробничих процесів і дозволяє своєчасно виявляти аномалії у статистичних даних. Дослідження, проведені з використанням методологічного підходу до інтеграції моделей обробки природної мови в систему управління заявками, засвідчили, що потенційний економічний ефект від скорочення затримок може варіюватися в діапазоні від 59,6 до 166,8 мільйонів гривень на рік, залежно від обраного сценарію автоматизації, що підтверджує економічну доцільність подальшого впровадження подібних рішень.

Подальші дослідження у сфері застосування ШІ на залізничному транспорті доцільно спрямувати на кілька ключових напрямів. По-перше, актуальною є розробка моделей прогнозування технічного стану рухомого складу та інфраструктури, що дозволить своєчасно виявляти несправності й знижувати витрати на ремонт. По-друге, варто поглибити дослідження інтеграції інтелектуальних систем у диспетчерське управління рухом поїздів, зокрема для адаптивного планування графіків та мінімізації затримок. По-третє, слід інтенсифікувати впровадження інструментів для аналізу великих масивів статистичних і фінансових даних з метою виявлення нетипових відхилень та оптимізації управлінських рішень у режимі реального часу. Також важливим завданням є дослідження ризиків і розробка систем кібербезпеки, які забезпечать захист даних та надійність функціонування інтелектуальних систем у критичній транспортній інфраструктурі.

Декларація щодо використання інструментів штучного інтелекту. *В ході підготовки статті було використано інструменти генеративного штучного інтелекту (ChatGPT-4, OpenAI, 2025) для цілей пошуку та узагальнення літератури та покращення структури/логіки статті. Жоден текст, згенерований за допомогою штучного інтелекту, не використовувався без критичного редагування. Автори несуть повну відповідальність за науковість, точність та цілісність контенту.*

ЛІТЕРАТУРА:

1. Богом'я В. О., Гудзь А. Ю. Штучний інтелект: сучасний стан і перспективи застосування. Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони. 2023. Т. 46, № 1. С. 13–17. DOI: https://doi.org/10.33099/2311-7249/2023-46-1-13-17
2. Кузьомко В. Ю., Бурангулова В. С. Можливості використання штучного інтелекту в діяльності сучасних підприємств. Економіка та суспільство. 2021. № 32. DOI: https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-32-67
3. Ghofrani F., He Q., Goverde R.M., Liu X. Recent applications of big data analytics in railway transportation systems: A survey. *Transportation Research Part C*. 2018. No. 90. Pp. 226–246. DOI: https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.03.010
4. Veres M., Moussa M. Deep Learning for Intelligent Transportation Systems: A Survey of Emerging Trends. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2019. No. 21. Pp. 3152–3168. DOI: https://doi.org/10.1109/TITS.2019.2929020
5. Холод М., Колісніченко Н., Саханєнко С. Європейський досвід цифровізації транспортних систем: імплементація для залізничного транспорту України. *Теоретичні та прикладні питання державотворення*. 2023. Вип. 30. С. 171–181. DOI: https://doi.org/10.35432/tisb302023341099
6. Goldi S., Tripti Th., Rishabh K. AI-Driven Autonomous Vehicles: A Comprehensive Review of Innovations, Challenges, and Future Pathways. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*. 2025. Vol. 13. Pp. 1688–1697. DOI: https://doi.org/10.22214/ijraset.2025.74275
7. Janiesch C., Zschech P., Heinrich K. Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*. 2021. 31(3). Pp. 685–695. DOI: https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.05314
8. Wu X., Sahoo D., Hoi St. C. H. Recent Advances in Deep Learning for Object Detection. *Neurocomputing*. 2020. Vol. 396. Pp. 39-64. DOI: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.01.085
9. Любимов М., Педченко Н., Бадран О., Штефан В. Сутність і класифікація штучного інтелекту в контексті можливості його використання в управлінні підприємством. *Актуальні питання у сучасній науці. Серія «Економіка»*. 2025. № 4(34). С. 93–103. DOI: https://doi.org/10.52058/2786-6300-2025-4(34)-93-103
10. Маліцький В., Кизим Ю. Підходи до формування споживчої цінності послуги використання вантажних вагонів. *Review of transport economics and management*. 2025. 12(28). С. 77–81. DOI: https://doi.org/10.15802/rtem2024/313456
11. Ставки плати за користування вантажними вагонами АТ «Укрзалізниця» (для усіх типів вагонів). *Урядовий портал*. URL: https://www.kmu.gov.ua/npas/9684633
12. Вантажні перевезення «Укрзалізниці» за 2025 рік знизилися на 8%. *Центр транспортних стратегій*. URL: https://cfts.org.ua/news/2026/01/28/vantazhni_perevezennya_ukrzaliznitsi_znizilisya_na_8_u_2025_rotsi_85700

REFERENCES:

1. Bohomya, V. O., & Hudz, A. Y. (2023). Shtuchnyi intelekt: suchasnyi stan i perspektyvy zastosuvannia [Artificial intelligence: Current state and prospects of application]. *Suchasni Informatsiini Tekhnolohii u Sferi Bezpeky ta Oborony*, *46*(1), 13–17. https://doi.org/10.33099/2311-7249/2023-46-1-13-17 [in Ukrainian].
2. Kuzyomko, V. Y., & Burangulova, V. S. (2021). Mozhlyvosti vykorystannia shtuchnoho intelektu v diialnosti suchasnykh pidpryiemstv [Opportunities for using artificial intelligence in the activities of modern enterprises]. *Ekonomika ta Suspilstvo*, (32). https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-32-67 [in Ukrainian].
3. Ghofrani, F., He, Q., Goverde, R. M., & Liu, X. (2018). Recent applications of big data analytics in railway transportation systems: A survey. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies, (90),* 226–246. https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.03.010 [in English].
4. Veres, M., & Moussa, M. (2019). Deep learning for intelligent transportation systems: A survey of emerging trends. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, (21),* 3152–3168. https://doi.org/10.1109/TITS.2019.2929020 [in English].
5. Kholod, M., Kolisnichenko, N., & Sakhanienko, S. (2023). Yevropeiskyi dosvid tsyfrovizatsii transportnykh system: implementatsiia dlia zaliznychnoho transportu Ukrainy [European experience of digitalization of transport systems: Implementation for the rail transport of Ukraine]. *Teoretychni ta Prykladni Pytannia Derzhavotvorennia*, (30), 171–181. https://doi.org/10.35432/tisb302023341099 [in Ukrainian].

6. Goldi, S., Tripti, Th., & Rishabh, K. (2025). AI-driven autonomous vehicles: A comprehensive review of innovations, challenges, and future pathways. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, (*13*), 1688–1697. https://doi.org/10.22214/ijraset.2025.74275 [in English].
7. Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, *31*(3), 685–695. https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.05314 [in English].
8. Wu, X., Sahoo, D., & Hoi, S. C. H. (2020). Recent advances in deep learning for object detection. *Neurocomputing*, (*396*), 39–64. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.01.085 [in English].
9. Liubymov, M., Pedchenko, N., Badran, O., & Shtefan, V. (2025). Sutnist i klasyfikatsiia shtuchnoho intelektu v konteksti mozhlyvosti yoho vykorystannia v upravlinni pidpryiemstvom [The essence and classification of artificial intelligence in the context of the possibility of its use in enterprise management]. *Aktualni Pytannia u Suchasnii Nautsi. Seriia «Ekonomika»*, *4*(34), 93–103. https://doi.org/10.52058/2786-6300-2025-4(34)-93-103 [in Ukrainian].
10. Malitskyi, V., & Kyzym, Y. (2025). Pidkhody do formuvania spozhyvchoi tsinnosti posluhy vykorystannia vantazhnykh vahoniv [Approaches to the formation of consumer value of the service of using freight cars]. *Review of Transport Economics and Management*, *12*(28), 77–81. https://doi.org/10.15802/rtem2024/313456 [in Ukrainian].
11. Government Portal. *Stavky platy za korystuvannia vantazhnymy vahonamy Ukrzaliznytsi (dlia usikh typiv vahoniv)* [Rates of fee for the use of freight wagons of JSC «Ukrzaliznytsia» (for all types of wagons)]. https://www.kmu.gov.ua/npas/9684633 [in Ukrainian].
12. Center for Transport Strategies. (2026, January 28). *Vantazhni perevezennia «Ukrzaliznytsi» za 2025 rik znyzylysia na 8%* [Freight transportation of «Ukrzaliznytsia» in 2025 decreased by 8%]. https://cfts.org.ua/news/2026/01/28/vantazhni_perevezennya_ukrzaliznitsi_znizilisya_na_8_u_2025_rotsi_85700 [in Ukrainian].

MODELING THE ECONOMIC EFFECTS OF IMPLEMENTING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES IN RAIL TRANSPORT

KRAVCHENKO Olha[1], SHKURENKO Olga[2], KYBENKO Andrii[2]
[1] National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»
[2] National Transport University

The current state of the transport sector necessitates the search for innovative solutions aimed at improving the efficiency and sustainability of freight transportation. A key area of focus is modeling the economic effects of implementing artificial intelligence technologies. The purpose of the research is to explore the directions of development and implementation of artificial intelligence tools in rail transport and to develop a scientific and methodological approach to modeling the economic effects of their application. To achieve the purpose of the article, a set of general scientific and specialized methods of economic analysis and modeling was applied (system approach, method of generalization and abstraction, structural-functional analysis, scenario approach, economic-mathematical modeling). A methodological toolkit is proposed, based on an NLP model with a confidence threshold mechanism that formalizes the allocation of requests between automated and manual processing. Three application scenarios are examined, with the potential economic impact assessed for each. The minimal scenario corresponds to the pilot phase of implementing the intelligent technology, characterized by conservative confidence thresholds and limited automation, which allows for cautious evaluation of benefits. The basic scenario reflects the stage of systemic scaling and the stabilization of algorithmic solutions following the retraining of the NLP model, ensuring more reliable integration into operational processes and demonstrating measurable improvements in efficiency. The maximal scenario describes the stage of mature, full-scale operation of the intelligent platform, where automation becomes dominant, human intervention is minimized. The practical significance of the developed methodological approach to modeling the economic effects of implementing artificial intelligence technologies in rail transport lies in its potential application to enhancing the freight transport management system – particularly through reducing delays, optimizing logistics flows, and improving the efficiency of infrastructure resource utilization.

Keywords: digitalization, freight transportation, economic effect, efficiency, modeling, rail transport.