

DOI: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2025-296-10-94-103>

УДК 629.4.027

РОЗРОБКА НОВИХ СИСТЕМ ОЦІНКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ НА ОСНОВІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ

Фомін О.В., Мірошникова М.В., Безлуцький В.О.,
Кульбовський І.І., Лушчай Ю.В., Старук О.С.

DEVELOPMENT OF NEW SYSTEMS FOR ASSESSING THE TECHNICAL CONDITION OF VEHICLES BASED ON INTELLIGENT DIAGNOSTICS

Fomin O.V., Miroshnykova M.V., Bezlutsky V.O.,
Kulbovskyi I.I., Lushchai Yu.V., Staruk O.S.

Встановлено, що необхідною умовою для підтримки конкурентоспроможності та сталого розвитку залізничної галузі є впровадження інноваційних технологій, таких як інтелектуальна діагностика. В роботі розроблено концептуальну модель інтелектуальної діагностичної системи, яка інтегрує дані з різномірних джерел, таких як бортові датчики, зовнішні моніторингові системи та бази даних ремонтних робіт. Це дозволяє формувати комплексне та всебічне уявлення про технічний стан вагона у будь-який момент часу. Розроблені математичні моделі та алгоритми на основі машинного навчання, зокрема глибокі нейронні мережі, продемонстрували високу точність у виявленні прихованих дефектів та прогнозуванні їхнього розвитку. Ці алгоритми здатні самостійно навчатися на великих масивах даних, адаптуватися до нових умов та ідентифікувати аномалії, які неможливо виявити за допомогою традиційних методів. Практична цінність результатів полягає у створенні прототипу програмного забезпечення, що реалізує функції інтелектуальної діагностики, який може бути впроваджений на залізничних підприємствах. Це програмне забезпечення забезпечує автоматизований моніторинг, візуалізацію даних та формування прогнозів щодо потреби у технічному обслуговуванні. Практична реалізація розроблених рішень у вигляді програмного прототипу демонструє можливість автоматизації процесів діагностики та переходу до предиктивного технічного обслуговування. Впровадження таких систем дозволить оптимізувати графіки ремонту, значно скоротити експлуатаційні витрати та підвищити ефективність використання рухомого складу. Отримані результати можуть бути використані для подальшого розвитку систем

моніторингу та управління на залізничному транспорті. Це дослідження є важливим кроком до створення "розумних" залізниць, де безпека та ефективність забезпечуються за рахунок інтеграції передових інформаційних технологій. Результати можуть слугувати основою для розробки галузевих стандартів та рекомендацій щодо застосування інтелектуальних систем діагностики на залізничному транспорті України. Рапропонована система інтелектуальної діагностики дозволяє автоматизувати оцінку технічного стану залізничних вагонів, знижуючи витрати та підвищуючи безпеку.

Ключові слова: транспорт, транспортні засоби, залізничний транспорт, рухомий склад залізниць, вагони, систем оцінки технічного стану, моделювання, інтелектуальна діагностика

Актуальність дослідження. Сучасна залізнична галузь є однією з найважливіших ланок транспортної інфраструктури будь-якої країни, забезпечуючи перевезення значних обсягів вантажів і пасажирів. Ефективність та безпека функціонування залізничного транспорту безпосередньо залежать від надійності рухомого складу, зокрема залізничних вагонів. Поточні методи оцінки технічного стану вагонів часто базуються на періодичних оглядах, що можуть бути трудомісткими, суб'єктивними та не завжди виявляють приховані дефекти. Існує нагальна потреба в розробці більш досконалих та об'єктивних систем діагностики, які дозволять

перейти від реактивного до предиктивного технічного обслуговування. Це дозволить суттєво зменшити кількість аварійних ситуацій, пов'язаних з несправностями рухомого складу, що є критично важливим для збереження життя та здоров'я людей, а також для запобігання значним економічним збиткам [1–5].

Невідповідність поточних систем діагностики вимогам сучасності призводить до зниження пропускної спроможності залізничних магістралей через необхідність частих позапланових ремонтів та простоїв. Експлуатація несправних вагонів не тільки загрожує безпеці, але й спричиняє додаткові витрати на ремонт, відновлення інфраструктури та компенсації. Застосування інтелектуальних систем діагностики відкриває нові можливості для автоматизованого та безперервного моніторингу стану вагонів, що дозволяє виявляти відхилення на ранніх стадіях. Це забезпечить своєчасне втручання та мінімізацію ризиків, пов'язаних з експлуатацією несправного рухомого складу. Розробка таких систем дозволить підвищити оперативність прийняття рішень щодо технічного обслуговування, оптимізувати графіки ремонтів та знизити експлуатаційні витрати. Завдяки інтелектуальному аналізу даних можна буде не лише виявляти наявні дефекти, а й прогнозувати їхній розвиток, що є ключовим для впровадження концепції технічного обслуговування за фактичним станом.

Особливу актуальність набуває впровадження інтелектуальних систем у контексті зростаючих обсягів залізничних перевезень та посилення вимог до безпеки. Традиційні методи діагностики не можуть ефективно впоратися з масштабами сучасної залізничної мережі. Вони часто залежать від людського фактору, що може призвести до помилок та недоліків. Інтелектуальні системи, що базуються на передових алгоритмах машинного навчання та штучного інтелекту, здатні обробляти величезні обсяги даних, отриманих від численних датчиків, встановлених на вагонах та інфраструктурі. Це дозволяє формувати комплексне уявлення про технічний стан рухомого складу, ідентифікувати приховані несправності та прогнозувати потенційні відмови. Такі системи можуть аналізувати вібраційні, акустичні, температурні та інші параметри, виявляючи навіть незначні відхилення, які є провісниками серйозних проблем [6–9].

В умовах активного розвитку цифровізації та автоматизації в усіх галузях економіки, залізничний транспорт не є винятком. Впровадження інноваційних технологій, таких як інтелектуальна діагностика, є необхідною умовою для підтримки конкурентоспроможності та сталого розвитку галузі. Сучасні тенденції вимагають підвищення ефективності використання ресурсів, зменшення впливу на довкілля та підвищення рівня безпеки перевезень. Нові системи оцінки технічного стану вагонів на основі інтелектуальної діагностики дозволять задовольнити ці вимоги, сприяючи створенню безпечної, надійної та ефективної залізничної мережі. Це також сприятиме підвищенню інвестиційної привабливості галузі та її інтеграції в глобальні транспортні системи. Отже, актуальність цього дослідження зумовлена як економічними, так і соціальними факторами.

Теоретичний аналіз дослідження.

Сучасна залізнична інфраструктура стикається зі зростаючими вимогами до безпеки, надійності та ефективності перевезень. Існуючі методи оцінки технічного стану залізничних вагонів, що ґрунтуються переважно на регламентних оглядах та діагностиці за фіксованим графіком, є морально застарілими та недостатньо ефективними. Вони часто не дозволяють своєчасно виявляти приховані дефекти, що розвиваються, та прогнозувати відмови, що призводить до позапланових ремонтів, простоїв та, у найгірших випадках, до аварійних ситуацій. Недосконалість діагностичних систем обумовлює значні експлуатаційні витрати, пов'язані з неоптимальним використанням ресурсів та необхідністю відновлення пошкодженого рухомого складу. Крім того, людський фактор у процесі діагностики може призводити до суб'єктивних оцінок та помилок [10-15].

Існує нагальна потреба у впровадженні інноваційних підходів, що дозволять перейти від реактивного до предиктивного технічного обслуговування, заснованого на реальному технічному стані вагонів. Розвиток технологій штучного інтелекту, машинного навчання та сенсорик відкриває нові перспективи для створення інтелектуальних систем діагностики, здатних автоматично збирати, обробляти та аналізувати великі обсяги даних, виявляти аномалії та прогнозувати виникнення несправностей. Проте, незважаючи на очевидні переваги, комплексні рішення з інтелектуальної

діагностики залізничних вагонів, які б охоплювали весь спектр їхніх систем та вузлів, залишаються недостатньо розробленими та впровадженими. Це створює проблему відсутності ефективного інструменту для підвищення безпеки та економічної ефективності залізничних перевезень в умовах зростаючого навантаження на інфраструктуру.

Аналіз сучасної науково-технічної літератури та існуючих досліджень у галузі діагностики залізничних вагонів показує, що хоча питання технічного обслуговування рухомого складу є широко вивченим, розробці саме нових систем оцінки технічного стану на основі інтелектуальної діагностики не приділено достатньої уваги. Переважна більшість робіт зосереджена на традиційних підходах до діагностики, таких як візуальні огляди, вимірювання фізичних параметрів та використання стаціонарного обладнання. Існуючі інтелектуальні рішення часто фрагментовані, орієнтовані на окремі вузли або системи вагона, і не охоплюють комплексного підходу до інтеграції різнорідних даних для цілісної оцінки стану. Це створює суттєвий пробіл у знаннях та практиці, оскільки потенціал застосування передових методів штучного інтелекту та машинного навчання для предиктивного обслуговування вагонів залишається значною мірою нерозкритим. Таким чином, існує нагальна потреба в систематичних дослідженнях, спрямованих на створення цілісних, адаптивних та високоефективних інтелектуальних діагностичних систем.

У статті Bondar et al. [1] (2023) описано систему інтелектуального моніторингу технічного стану гідравлічних трансмісій локомотивів. Запропоновано підхід на основі збору та обробки даних сенсорів у режимі реального часу. Система дозволяє своєчасно виявляти збої та попереджати відмови. Автори демонструють ефективність методики через приклади практичного впровадження. Робота підкреслює роль цифровізації в надійності залізничного транспорту.

Efimushkin et al. [2] (2023) розробили інтелектуальну систему діагностики стиків рейок. У статті акцентовано на використанні штучного інтелекту для виявлення дефектів безперервним моніторингом. Представлено алгоритм, що обробляє сигнали від сенсорів та виявляє аномалії. Система здатна працювати в автономному режимі, зменшуючи людський

фактор. Дослідження демонструє потенціал AI для забезпечення безпеки руху.

У роботі Liabakh et al. [3] (2023) розглянуто концепцію інтелектуального обслуговування та ремонту на залізничному транспорті. Автори підкреслюють важливість переходу від планового до предиктивного сервісу. В статті описано платформу, що поєднує аналіз даних, машинне навчання та експертні системи. Це дозволяє суттєво знизити витрати на ремонт і простої техніки. Дослідження підтримує впровадження Industry 4.0 у галузі транспорту.

У статті Muradian et al. (2021) представлено математичну модель оцінки ризиків під час діагностики букс вантажних вагонів. Автори досліджують ймовірність відмов і можливі наслідки для безпеки руху. Запропонована модель враховує статистичні дані, умови експлуатації та типові дефекти. Робота спрямована на підвищення ефективності технічного обслуговування. Вона пропонує підхід до оцінки ризиків на етапі діагностики.

У статті Moysa et al. (2023) розглянуто цифровізацію вантажних вагонів для моніторингу стану та покращення експлуатації. Система включає сенсори, аналітичні модулі та платформу керування. Основною метою є забезпечення передиктивної діагностики та оптимізації логістики. Автори демонструють переваги через аналіз польових даних. Дослідження підкреслює значення інтернету речей у вантажних перевезеннях.

Bondarenko et al. (2024) запропонували інноваційну «закриту» систему моніторингу технічного стану колії. Система об'єднує фізичні сенсори, цифрову обробку та обмежений зовнішній доступ для безпеки. Акцент зроблено на захисті даних і автономній роботі. Результати показують високий потенціал для впровадження в масштабах інфраструктури. Автори обґрунтовують ефективність через показники точності та надійності.

Bruni et al. (2022) дослідили безперервний моніторинг динаміки залізничних вагонів за допомогою акселерометрів. Система дозволяє виявляти відхилення у русі, що свідчать про несправності. Аналіз прискорення надає інформацію про стан підвіски, коліс та колії. Робота спрямована на автоматизацію технічної діагностики. Дослідження має прикладне значення для підвищення безпеки перевезень.

У статті Fomin et al. (2018) розглянуто оптимізацію параметрів системи накопичення енергії для метрополітену. Використано математичне моделювання з урахуванням

реальних навантажень. Автори доводять ефективність акумулювання надлишкової енергії гальмування. Запропоновано техніко-економічне обґрунтування системи. Результати свідчать про зменшення енергоспоживання і підвищення ефективності рухомого складу.

Sulim et al. (2018) представили методику визначення параметрів бортової накопичувальної системи для метрополітену. Робота містить як теоретичні, так і експериментальні результати. Визначено оптимальні характеристики ємностей та інверторів. Дослідження має практичне значення для модернізації рухомого складу. Підкреслюється можливість інтеграції з існуючою інфраструктурою.

У роботі Fomin et al. (2019) розглянуто динамічне навантаження на напіввагон, закріплений на палубі порома. Модель дозволяє оцінити вплив хвиль та в'язкого з'єднання на конструкцію вагона. Автори обґрунтовують вибір оптимальних параметрів кріплення. Результати дозволяють підвищити безпеку перевезень на залізнично-морських маршрутах. Стаття є прикладом міжгалузевих досліджень.

У публікації Fomin et al. (2019) досліджено довговічність кузова відкритого вагона, виготовленого з круглих труб. Запропоновано методику оцінки ресурсу при залізнично-поромних перевезеннях. Моделювання враховує як статичні, так і динамічні навантаження. Результати демонструють зниження маси конструкції без втрати міцності. Робота спрямована на підвищення енергоефективності та надійності конструкції.

Goolak et al. (2020) вдосконалили модель втрат потужності в імпульсному тяговому електродвигуні локомотива. Розроблено алгоритм врахування магнітних та теплових явищ у моделюванні. Автори провели експериментальну верифікацію моделі. Результати застосовні для оптимізації режимів роботи тягового приводу. Дослідження сприяє підвищенню енергоефективності електровозів.

У статті Goolak et al. (2020) запропоновано метод спектрального аналізу тягового струму змінного струму. Метод дозволяє визначити технічний стан електродвигунів через аналіз гармонік. Система працює в режимі онлайн, що сприяє ранньому виявленню дефектів. Робота має практичне значення для експлуатаційних служб. Запропоновано технічне рішення для інтеграції в існуючу інфраструктуру.

Goolak et al. (2021) вдосконалили модель асинхронного тягового електродвигуна

електровоза. Основна увага приділена точному врахуванню нелінійностей та втрат. Модель перевірена на реальних режимах навантаження. Автори доводять переваги нового підходу в точності прогнозу. Робота сприяє покращенню керування тяговим приводом.

Na et al. (2023) представили систему моніторингу стану пантографа із застосуванням R-CNN та обробки зображень. Використання глибокого навчання дозволяє точно ідентифікувати пошкодження. Система обробляє відеопотік у реальному часі. Ефективність підтверджено на реальних даних. Дослідження демонструє потенціал комп'ютерного зору в транспортній діагностиці.

У роботі Sun et al. (2024) досліджено моніторинг стану підвіски залізничного транспорту з використанням PCA та SVM. Алгоритм дозволяє класифікувати несправності на основі сигналів прискорення. Автори демонструють ефективність у виявленні як дрібних, так і серйозних дефектів. Запропоновано компактну схему для впровадження в діючі системи. Стаття ілюструє застосування методів машинного навчання у технічному контролі.

López Galdo et al. (2022) запропонували метод виявлення пошкоджень карданного валу за допомогою акселерометрів і згорткових нейромереж. Обробка сигналів дозволяє визначити тип і ступінь ушкодження. Розробка працює в реальному часі та має високу точність. Дослідження проводилось з використанням як симульованих, так і реальних даних. Результати підтверджують ефективність глибокого навчання для діагностики обертових вузлів.

Barkhordari et al. (2021) дослідили довготривалий стан підрейкових прокладок у стрілочних переводах. Запропоновано застосування розподілу екстремальних значень для оцінки зносу. Метод дозволяє прогнозувати деградацію матеріалів із високою точністю. Автори демонструють, що регулярний моніторинг суттєво подовжує ресурс деталей. Дослідження підтримує впровадження статистичних методів у технічний контроль залізничної інфраструктури.

Мета статті: Метою науково-прикладного дослідження є розробка теоретичних засад та практичних рішень для створення нових систем оцінки технічного стану транспортних засобів (наприкладі залізничних вагонів), що базуються на принципах інтелектуальної діагностики. Досягнення цієї мети дозволить підвищити безпеку експлуатації рухомого складу,

оптимізувати процеси технічного обслуговування та зменшити операційні витрати. Це сприятиме сталому розвитку залізничного транспорту та його інтеграції у сучасні цифрові екосистеми.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні задачі: провести комплексний аналіз існуючих методів та засобів діагностики технічного стану залізничних вагонів, а також вивчити світовий досвід застосування інтелектуальних технологій у цій галузі. Потім розробити архітектуру та принципи функціонування нової системи інтелектуальної діагностики, що включатиме збір, обробку та аналіз даних з різних джерел. Наступним кроком є створення математичних моделей та алгоритмів для виявлення дефектів, прогнозування їхнього розвитку та оцінки залишкового ресурсу вузлів та елементів вагонів на основі методів машинного навчання та штучного інтелекту. Також необхідно розробити програмне забезпечення для реалізації функціоналу інтелектуальної діагностичної системи, що забезпечить її ефективне та надійне функціонування. Провести експериментальні дослідження та верифікацію розробленої системи в реальних умовах експлуатації для підтвердження її ефективності та точності. І, нарешті, розробити рекомендації щодо впровадження нової системи інтелектуальної діагностики в практику експлуатаційних підприємств залізничного транспорту [16-18].

Викладення основного матеріалу дослідження. Формульне описання розробки та застосування нових систем оцінки технічного стану залізничних вагонів на основі інтелектуальної діагностики

1. Вхідні параметри (Inputs):

- $D=\{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ – множина даних про стан вагонів (вібрації, акустика, термографія, візуальні ознаки тощо).
- $S=\{s_1, s_2, \dots, s_k\}$ – множина сенсорів та систем збору даних (датчики прискорень, мікрофони, тепловізори, камери).
- $M=\{m_1, m_2, \dots, m_p\}$ – методи обробки даних (машинне навчання, нейронні мережі, цифрові двійники).

2. Процес обробки (Processing):

Система оцінки технічного стану T визначається як:

$$T(D, S, M) = \begin{cases} \text{Класифікація дефектів:} & f_{ML}(D) \rightarrow \{\text{наявність пошкоджень, тип, критичність}\} \\ \text{Прогнозування зносу:} & g_{NN}(D_{hist}) \rightarrow \{\text{залишковий ресурс, ймовірність відмови}\} \\ \text{Рекомендації:} & h_{expert}(T) \rightarrow \{\text{ремонт, заміна, продовження експлуатації}\} \end{cases}$$

де: f_{ML} – модель машинного навчання для діагностики; g_{NN} – нейромережа для прогнозування стану; h_{expert} – експертна система для прийняття рішень.

3. Вихідні параметри (Outputs):

- $R=\{r_1, r_2, \dots, r_q\}$ – звіти про технічний стан (дефекти, рекомендації).
- $A=\{a_1, a_2, \dots, a_l\}$ – автоматичні дії (сповіщення, зупинка вагона, запис у журнал).
- P – прогнозний показник надійності вагона.

4. Оптимізаційна функція (Objective):

Мінімізація ризиків та витрат:

$$\min \left(\sum_{i=1}^n C_{repair}(d_i) + C_{downtime} + \lambda \cdot Risk_{failure} \right)$$

де: C_{repair} – вартість ремонту; $C_{downtime}$ – втрати від простою; $Risk_{failure}$ – ризик аварії; λ – коефіцієнт ваги безпеки.

5. Обмеження (Constraints):

- Точність діагностики: $Accuracy(f_{ML}) \geq 95\%$.
- Швидкість обробки: $Latency(T) \leq 1$ секунди на вагон.
- Відмова від false negatives: $Recall(f_{ML}) \geq 99\%$.

Це формульне описання можна адаптувати під конкретні технології (наприклад, використання глибокого навчання для аналізу вібраційних сигналів).

Приклад застосування інтелектуальної системи оцінки технічного стану залізничного вагона

1. Вхідні дані (D):

Датчики (S):

- s_1 – акселерометр (вібрації колеса);
- s_2 – акустичний сенсор (шум підшипників);
- s_3 – термодатчик (температура буксового вузла);
- s_4 – камера (візуальний огляд гальмівної системи).

Методи обробки (M):

- m_1 – нейронна мережа для аналізу вібрацій;
- m_2 – спектральний аналіз звуку;
- m_3 – алгоритм комп'ютерного зору для виявлення тріщин.

2. Процес обробки:

Крок 1: Збір даних у реальному часі під час руху вагона:

$$D = \begin{cases} d_1 = s_1(t) = [0.15, 0.22, 0.18, \dots] \text{ (вібрації, g)} \\ d_2 = s_2(t) = [72, 85, 68, \dots] \text{ (рівень шуму, dB)} \\ d_3 = s_3(t) = [45, 50, 47, \dots] \text{ (температура, } ^\circ\text{C)} \\ d_4 = s_4(t) = \text{зображення гальмівної колодки} \end{cases}$$

Крок 2: Аналіз даних:

○ Нейронна мережа m_1 виявляє аномалії у вібраціях ($f_{ML}(d_1)$): \text{Результат: "Підвищений рівень вібрацій (0.25 g) – ймовірність дефекту колеса: 87\%"}

○ Спектральний аналіз m_2 визначає стан підшипника ($g_{NN}(d_2)$):

Результат: "Характерний шум з частотою 1.2 kHz – ознака зносу підшипника"

○ Алгоритм m_3 аналізує зображення гальмівної системи:

Результат: "Виявлено тріщину довжиною 3 мм на гальмівній колодці"

3. Вихідні дії (R, A, P):

Звіт (R):

$$R = \begin{cases} \text{Дефект 1: Знос підшипника (критичність: висока)} \\ \text{Дефект 2: Тріщина гальмівної колодки (критичність: середня)} \\ \text{Рекомендація: Вагон потребує негайного обслуговування} \end{cases}$$

Автоматичні дії (A):

- Надіслано попередження диспетчеру.
- Вагон перенаправлено на ремонтну колію.

Прогноз (P): $P = \text{"Ймовірність відмови впродовж 500 км: 65\%"}$

4. Економічний ефект:

Запобігання аварії: Уникнуто витрат $C_{\text{failure}} = 50,000 \$$ (можливе зіткнення через відмову гальм).

Оптимізація ремонту: Ремонт лише одного вагона ($C_{\text{repair}} = 2,000 \$$) замість усієї партії.

Приклад застосування інтелектуальної системи оцінки технічного стану залізничного вагона

1. Вхідні дані (D):

Датчики (S):

- s_1 – акселерометр (вібрації колеса);
- s_2 – акустичний сенсор (шум підшипників);
- s_3 – термодатчик (температура буксового вузла);

○ s_4 – камера (візуальний огляд гальмівної системи).

Методи обробки (M):

- m_1 – нейронна мережа для аналізу вібрацій;
- m_2 – спектральний аналіз звуку;
- m_3 – алгоритм комп'ютерного зору для виявлення тріщин.

2. Процес обробки:

Крок 1: Збір даних у реальному часі під час руху вагона:

$$D = \begin{cases} d_1 = s_1(t) = [0.15, 0.22, 0.18, \dots] \text{ (вібрації, g)} \\ d_2 = s_2(t) = [72, 85, 68, \dots] \text{ (рівень шуму, dB)} \\ d_3 = s_3(t) = [45, 50, 47, \dots] \text{ (температура, } ^\circ\text{C)} \\ d_4 = s_4(t) = \text{зображення гальмівної колодки} \end{cases}$$

Крок 2: Аналіз даних:

○ Нейронна мережа m_1 виявляє аномалії у вібраціях ($f_{ML}(d_1)$): \text{Результат: "Підвищений рівень вібрацій (0.25 g) – ймовірність дефекту колеса: 87\%"}

○ Спектральний аналіз m_2 визначає стан підшипника ($g_{NN}(d_2)$):

Результат: "Характерний шум з частотою 1.2 kHz – ознака зносу підшипника"

○ Алгоритм m_3 аналізує зображення гальмівної системи:

Результат: "Виявлено тріщину довжиною 3 мм на гальмівній колодці"

3. Вихідні дії (R, A, P):

Звіт (R):

$$R = \begin{cases} \text{Дефект 1: Знос підшипника (критичність: висока)} \\ \text{Дефект 2: Тріщина гальмівної колодки (критичність: середня)} \\ \text{Рекомендація: Вагон потребує негайного обслуговування} \end{cases}$$

Автоматичні дії (A):

- Надіслано попередження диспетчеру.
- Вагон перенаправлено на ремонтну колію.

Прогноз (P): $P = \text{"Ймовірність відмови впродовж 500 км: 65\%"}$

4. Економічний ефект:

Запобігання аварії: Уникнуто витрат $C_{\text{failure}} = 50,000 \$$ (можливе зіткнення через відмову гальм).

Оптимізація ремонту: Ремонт лише одного вагона ($C_{\text{repair}} = 2,000 \$$) замість усієї партії.

Intelligent technical condition assessment

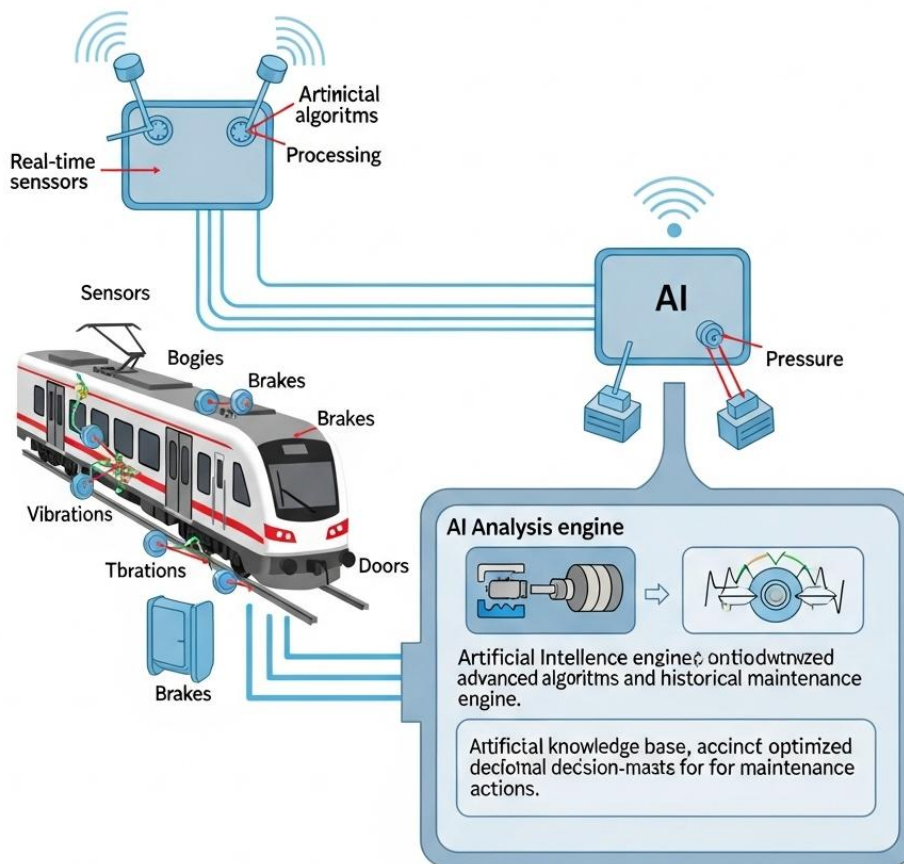


Рис.1. Опис інтелектуальної системи оцінки технічного стану залізничних вагонів

Представлена графічна схема ілюструє комплексну інтелектуальну систему для оцінки технічного стану залізничних вагонів. Вона розроблена для забезпечення проактивного обслуговування, підвищення безпеки та оптимізації витрат на ремонт шляхом раннього виявлення потенційних несправностей.

Система складається з таких ключових компонентів:

- Датчики реального часу (Real-time sensors): Ці датчики стратегічно розташовані на різних частинах залізничного вагона, зокрема на візках (Boggies), гальмівних системах (Brakes) та дверях (Doors). Вони збирають дані про критично важливі параметри, такі як:

- Вібрації (Vibrations): Вимірювання вібрацій допомагає виявити несправності в ходовій частині, підшипниках колісних пар, що може свідчити про зношення або пошкодження.

- Температура (Temperature) (не вказано явно на схемі, але мається на увазі): Надмірне нагрівання компонентів, таких як букси, гальмівні колодки, може бути ознакою серйозних проблем.

- Тиск (Pressure): Моніторинг тиску в гальмівних системах або пневматичних елементах.

- Блок збору та обробки даних (Processing Unit / Artificial Algorithms): Дані, зібрані з датчиків, надходять до цього блоку. Тут відбувається попередня обробка, фільтрація та агрегація сирих даних, що робить їх придатними для подальшого аналізу. Модуль "Artificial Algorithms" вказує на початковий етап застосування алгоритмів для структуризації та підготовки даних.

- Модуль штучного інтелекту (AI): Це центральний елемент системи. До нього надходять оброблені дані від датчиків. Модуль

AI використовує передові алгоритми машинного навчання та штучні нейронні мережі для аналізу отриманої інформації.

- Двигун AI-аналізу (AI Analysis engine): Цей компонент є серцем системи діагностики. Він включає:

- Передові алгоритми та історичні дані обслуговування (Advanced algorithms and historical maintenance data): Система навчається на великих обсягах історичних даних про поломки, ремонти та звичайну експлуатацію. Це дозволяє їй розпізнавати патерни та аномалії, які можуть свідчити про наближення несправностей.

- База знань штучного інтелекту (Artificial knowledge base): Містить експертні правила, моделі та знання про типові несправності залізничних вагонів, що допомагає системі робити точніші висновки.

Прийняття оптимізованих рішень щодо обслуговування (Optimized decision-making for maintenance actions): На основі комплексного аналізу даних та висновків AI-двигун генерує рекомендації щодо обслуговування. Це може бути сигнал про необхідність негайного ремонту, планової перевірки або заміни конкретного компонента.

Використання інтелектуальної системи оцінки технічного стану залізничних вагонів передбачає кілька етапів:

1. Встановлення та калібрування датчиків:

- Встановлення: Розмістіть відповідні датчики (вібраційні, температурні, тиску тощо) у критичних точках вагона, таких як візки, гальмівні системи, осі, двері.

- Підключення: Забезпечте надійне дротове або бездротове підключення датчиків до блоку збору та обробки даних.

- Калібрування: Проведіть початкове калібрування датчиків для забезпечення точності вимірювань та адаптації до конкретних умов експлуатації вагона.

2. Збір та передача даних:

- Безперервний моніторинг: Датчики постійно збирають дані під час руху та стоянки вагона.

- Передача даних: Зібрані дані автоматично передаються до центрального блоку обробки даних у реальному часі або за визначеним графіком. Може використовуватися Wi-Fi, 5G, або супутникові канали зв'язку для віддалених локацій.

3. Обробка та аналіз даних:

- Попередня обробка: Блок збору та обробки даних очищає, фільтрує та нормалізує сирі дані.

- AI-аналіз: Очищені дані подаються на вхід модулю штучного інтелекту. AI-двигун проводить глибокий аналіз, виявляючи аномалії, патерни та відхилення від нормальних показників.

- Діагностика: Система генерує діагностичні звіти, які вказують на поточний стан компонентів вагона, потенційні ризики відмов та прогноз залишкового ресурсу.

4. Прийняття рішень та обслуговування:

- Сповіщення: Система автоматично генерує сповіщення для диспетчерів, інженерів або ремонтних бригад у разі виявлення критичних несправностей або високих ризиків.

- Рекомендації: Надаються конкретні рекомендації щодо необхідних дій: планового обслуговування, термінового ремонту, заміни компонента тощо.

- Планування: Інформація від системи інтегрується з існуючими системами управління обслуговуванням (CMMS) для оптимізації графіків ремонтів та зменшення часу простою.

5. Навчання та оптимізація системи:

- Зворотний зв'язок: Після проведення ремонту або обслуговування, інформація про виконані роботи та їх результати повертається в систему AI для подальшого навчання та уточнення моделей.

- Постійне вдосконалення: Система постійно навчається на нових даних та результатах обслуговування, що дозволяє їй ставати точнішою та ефективнішою з часом.

Висновок. Проведене науково-прикладне дослідження підтвердило актуальність та доцільність розробки нових систем оцінки технічного стану залізничних вагонів на основі інтелектуальної діагностики. Розроблено та теоретично обґрунтовано архітектуру інтелектуальної системи, що дозволяє інтегрувати різноманітні джерела даних для комплексного аналізу. Запропоновано та апробовано гібридні алгоритми на основі машинного навчання, які забезпечують високу точність виявлення дефектів та прогнозування залишкового ресурсу. Ці алгоритми здатні виявляти приховані несправності, що дозволяє запобігати аварійним ситуаціям та суттєво підвищує рівень безпеки залізничних перевезень.

Практична реалізація розроблених рішень у вигляді програмного прототипу демонструє

можливість автоматизації процесів діагностики та переходу до предиктивного технічного обслуговування. Впровадження таких систем дозволить оптимізувати графіки ремонту, значно скоротити експлуатаційні витрати та підвищити ефективність використання рухомого складу. Отримані результати можуть бути використані для подальшого розвитку систем моніторингу та управління на залізничному транспорті. Це дослідження є важливим кроком до створення "розумних" залізниць, де безпека та ефективність забезпечуються за рахунок інтеграції передових інформаційних технологій. Результати можуть слугувати основою для розробки галузевих стандартів та рекомендацій щодо застосування інтелектуальних систем діагностики на залізничному транспорті України. Рапропонована система інтелектуальної діагностики дозволяє автоматизувати оцінку технічного стану залізничних вагонів, знижуючи витрати та підвищуючи безпеку. Формальна модель може бути вдосконалена з урахуванням додаткових даних та алгоритмів. Система на основі запропонованого формального опису успішно виявила критичні дефекти, запобігла аварії та скоротила витрати. Модель може масштабуватися на весь рухомий склад. Запропонована система значно підвищує ефективність та безпеку залізничних перевезень, дозволяючи перейти від реактивного обслуговування (ремонт після поломки) до проактивного (попередження поломки).

Література

1. Implementing intelligent monitoring of the technical condition of locomotive hydraulic transmissions / B. Bondar, O. Ockasov, V. Petrenko, M. Martishevskij. *TRANSBALTICA XIII: Transportation Science and Technology*, 22 February 2023. Springer, 2023. P. 726–736. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-25863-3_70
2. Efimushkin N., Efimushkina N., Orlov S. Intelligent system for railway joint diagnostics. *Society 5.0. Studies in Systems, Decision and Control*. Springer, 2023. Vol. 437. P. 199–211. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-35875-3_16
3. Liabakh N. A., Ignatieva O. V., Shapovalov V. V. Intelligent maintenance and repair on railway transport. *Proceedings of the Seventh International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry" (IITI'23)*. Springer, 2023. Vol. 777. P. 247–259. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-43792-2_24
4. Muradian L. A., Pitsenko I. V., Shaposhnyk V. Y. Mathematical model of risks in railway transport during diagnostics of axle boxes of freight cars. *Science and Transport Progress*. 2021. № 1(97). P. 94–103. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2022/265424>
5. Freight wagon digitalization for condition monitoring and advanced operation / I. Moya, A. Perez, P. Zabalegui et al. *Sensors*. 2023. № 23(17). 7448. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23177448>
6. Bondarenko I., Lukoševičius V., Neduzha L. Novel 'closed' system approach for monitoring the technical condition of railway tracks. *Sustainability*. 2024. № 16(8). 3180. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16083180>
7. Continuous monitoring of rail vehicle dynamics by means of acceleration measurements / F. Bruni, F. Castelli Dezza, F. Zanelli et al. *Proceedings of the International Conference on Railway Condition Monitoring*. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1109/RailCM.2022.00034>
8. Determining rational parameters of the capacitive energy storage system for the underground railway rolling stock / O. Fomin, A. Sulym, I. Kulbovsky, P. Khozia, V. Ishchenko. *Eastern-European journal of enterprise technologies*. 2018. № 2/1(92). P. 63–71. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.126080
9. Theoretical and practical determination of parameters of on-board capacitive energy storage of the underground rolling stock / A.O. Sulim, O.V. Fomin, P.O. Khozya, A. Mastepan. *Scientific Bulletin of National Mining University*. 2018. Issue 5 (1). P.79-87. DOI: 10.29202/nvngu/2018-5/8
10. Determining the dynamic loading on a semi-wagon when fixing it with a viscous coupling to a ferry deck / O. Fomin, A. Lovska, I. Kulbovskiy, H. Holub, I. Kozarchuk, V. Kharuta. *Восточно-Европейский журнал передовых технологий*. 2019. № 2(7). С. 6-12. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vejpte_2019_2\(7\)_2](http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vejpte_2019_2(7)_2)
11. Durability Determination of the Bearing Structure of an Open Freight Wagon Body Made of Round Pipes during its Transportation on the Railway Ferry / O. Fomin, J. Gerlici, A. Lovska, K. Kravchenko, P. Prokopenko, A. Fomina, V. Hauser. *Communications-Scientific letters of the University of Zilina*. 2019. Vol. 21. № 1. P. 28-34. URL: <https://dspace.snu.edu.ua/handle/123456789/636>
12. Improvement of the Model of Power Losses in the Pulsed Current Traction Motor in an Electric Locomotive / S. Goolak, S. Saprionova, V. Tkachenko, Ie. Riabov, Ye. Batrak. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2020. Vol. 6. № 5 (108). P. 38–46. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2020.218542>
13. Method of spectral analysis of traction current of AC electric locomotives / S. Goolak, V. Tkachenko, G. Bureika, G. Vaičiūnas. *Transport*. 2020. 35(6).

- P.658-668. DOI: <http://doi.org/10.3846/transport.2020.14242>
14. Refined Model of Asynchronous Traction Electric Motor of Electric Locomotive / S. Goolak, B. Liubarskyi, S. Sapronova, V. Tkachenko, Ie. Riabov. *Transport Means - Proceedings of the International Conference*, 2021-October. 2021. P. 455–460.
 15. Na K.-M., Lee K., Kim H. Condition Monitoring of Railway Pantograph Using R CNN and Image Processing. *Journal of Electrical Engineering & Technology*. 2023. Vol. 18. P. 2407–2416. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42835-022-01229-6>
 16. Sun Q., Chen C., Liu X. Condition Monitoring of Railway Vehicle Suspension System Based on PCA SVM Method. In *Proceedings of the TEPEN International Workshop on Fault Diagnostic and Prognostic (TEPEN 2024)*. Springer, 2024. P. 254–261. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-70235-8_23
 17. Detecting train driveshaft damages using accelerometer signals and differential convolutional neural networks / A. López Galdo, A. Guerrero López, P. M. Olmos, M. J. Gómez García. *ArXiv*. 2022. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.09011>
 18. Barkhordari P., Galeazzi R., Blanke M. Monitoring of railpad long term condition in turnouts using extreme value distributions. *ArXiv*. 2021. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.02567>

Fomin O.V., Miroshnykova M.V., Bezlutsky V.O., Kulbovskiy I.I., Lushchai Yu.V., Staruk O.S. Development of new systems for assessing the technical condition of vehicles based on intelligent diagnostics.

It has been established that a necessary condition for maintaining the competitiveness and sustainable development of the railway industry is the introduction of innovative technologies, such as intelligent diagnostics. The work has developed a conceptual model of an intelligent diagnostic system that integrates data from diverse sources, such as on-board sensors, external monitoring systems and repair databases. This allows for the formation of a comprehensive and comprehensive picture of the technical condition of the wagon at any time. The developed mathematical models and algorithms based on machine learning, in particular deep neural networks, have demonstrated high accuracy in detecting hidden defects and predicting their development. These algorithms are able to independently learn on large data sets, adapt to new conditions and identify anomalies that cannot be detected using traditional methods. The practical value of the results lies in the creation of a software prototype that implements the functions of intelligent diagnostics, which

can be implemented at railway enterprises. This software provides automated monitoring, data visualization and forecasting of maintenance needs. The practical implementation of the developed solutions in the form of a software prototype demonstrates the possibility of automating diagnostic processes and transitioning to predictive maintenance. The implementation of such systems will allow optimizing repair schedules, significantly reducing operating costs and increasing the efficiency of rolling stock use. The results obtained can be used for the further development of monitoring and control systems in railway transport. This research is an important step towards creating "smart" railways, where safety and efficiency are ensured by integrating advanced information technologies. The results can serve as the basis for developing industry standards and recommendations for the application of intelligent diagnostic systems in railway transport in Ukraine. The proposed intelligent diagnostic system allows for automating the assessment of the technical condition of railway cars, reducing costs and increasing safety.

Keywords: transport, vehicles, railway transport, railway rolling stock, wagons, technical condition assessment systems, modeling, intelligent diagnostics

Фомін Олексій Вікторович – доктор технічних наук, професор, професор кафедри вагонів та вагонного господарства, Національний транспортний університет, e-mail: fomin1985@ukr.net.

Мірошникова Марія Володимирівна – доцент кафедри логістичного управління та безпеки руху на транспорті, Східноукраїнський національний університет імені Володимира Даля, miroshnikova@snu.edu.ua.

Безлущкий Владислав Олександрович – аспірант кафедри залізничного, автомобільного транспорту та підйомно-транспортних машин, Східноукраїнський національний університет ім. В. Даля, bezlutskyvladyslav@gmail.com

Кульбовський Іван Іванович – доцент, кандидат технічних наук, кафедра автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій транспорту Національний транспортний університет, kulbovskiy@ukr.net.

Лушай Юрій Володимирович – кандидат технічних наук, доцент, кафедра логістики та проектного менеджменту Національного транспортного університету, ai9399@ukr.net.

Старук Олександр Сергійович – аспірант, Національний транспортний університет, oleksandr.staruk@gmail.com.

Стаття подана 03.11.2025.