

Висновок. Отже, спеціальність J8 «Автомобільний транспорт» пропонує стабільні кар'єрні перспективи, поєднуючи інженерію та сучасні технології. Випускники є затребуваними фахівцями з експлуатації, технічного обслуговування, ремонту автомобілів, а також організації перевезень.



Рисунок 1 – Проходження навчальної практики здобувачами вищої освіти спеціальності J8 «Автомобільний транспорт» Вінницького національного технічного університету



Рисунок 2 – Виставка «Ретро по-Вінницьки»

Перелік посилань

1. Варюхно С. Г., Михайлова М. Є., Сосіда В. В., Іванов В. І. Аналіз стану безпеки дорожнього руху в Україні в контексті реалізації стратегії підвищення рівня безпеки дорожнього руху. *Автошляховик України. Науково-виробничий журнал*. 2025. 3 (284). 9–16.
2. Бруннер Х., Лірс Х., Макаров В. А., Макарова Т. В. До необхідності та можливості зниження аварійності на автомобільних дорогах регіону України. *Автошляховик України. Науково-виробничий журнал*. 2025. 3 (284). 17–25.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ОЦІНЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ СТАБІЛЬНОСТІ КОЛІСНИХ МАШИН У ПРОЦЕСІ ПОТОЧНОГО ТЕХНІЧНОГО КОНТРОЛЮ

д-р техн. наук, доцент Молодан Андрій Олександрович
аспірант Соколовський Олег Валентинович
Харківський національний автомобільно-дорожній університет

Ефективність експлуатації колісних машин істотно залежить не лише від справності окремих вузлів, а й від здатності транспортного засобу

зберігати передбачувані динамічні властивості, керованість і стійкість у змінних умовах руху. На практиці погіршення функціональної стабільності формується поступово під дією сукупності чинників: варіації дорожнього зчеплення, зміни навантаження, нерівномірності режимів роботи силової установки, зносу елементів ходової частини, відхилень у роботі гальмівної системи та рульового керування. У більшості випадків традиційний технічний контроль фіксує вже наявне відхилення параметра від допустимого рівня, але не дає достатньої інформації для завчасного виявлення тенденції до втрати функціональної стабільності. Саме тому перспективним напрямом є перехід від епізодичної діагностики до безперервного аналітичного супроводу технічного стану на основі інтелектуальної обробки даних [1–3].

Для задач автомобільного транспорту особливу цінність мають ті підходи, які дозволяють одночасно враховувати параметри технічного стану, поточний режим експлуатації та приховані змінні руху, що не вимірюються безпосередньо штатними засобами. У сучасних дослідженнях такий підхід реалізується через поєднання методів state estimation, засобів бортового моніторингу, OBD-орієнтованої аналітики та алгоритмів машинного навчання, здатних виявляти слабко виражені закономірності у часових рядах експлуатаційних параметрів [3–6]. Для колісних машин це відкриває можливість перейти від оцінювання окремих несправностей до інтегрального аналізу ризику погіршення динамічної поведінки транспортного засобу в реальних умовах використання.

Метою роботи є формування підходу до інтелектуального оцінювання та прогнозування функціональної стабільності колісних машин за даними поточного технічного контролю. На відміну від підходів, у яких аналіз здійснюється за одиничними параметрами, запропоновано розглядати функціональну стабільність як узагальнений стан системи «машина – середовище – режим руху», що змінюється у часі та може бути описаний інтегральним показником. Такий показник доцільно формувати на основі сукупності контрольованих і розрахункових величин, серед яких: швидкість руху, поздовжнє та поперечне прискорення, частота обертання коліс, частота обертання колінчастого вала, навантаження двигуна, температура робочих середовищ, параметри гальмування, характер рульових впливів, коди діагностичних несправностей та швидкість зміни цих параметрів у часі.

Інформаційну основу такого підходу складають дані бортових систем спостереження, OBD-II, CAN-повідомлень, а також сигнали додаткових вимірювальних каналів. Важливо, що навіть за обмеженого набору прямих вимірювань можливо відновлювати інформативні змінні стану, зокрема оцінки бічного ковзання, запасу курсової стійкості, відхилення від номінальної траєкторії руху та індикаторів узгодженості між діями водія і реакцією машини. Для цього доцільно застосовувати комбіновані спостерігачі, побудовані на базі модифікованих алгоритмів Калмана, рекурсивних процедур ідентифікації та адаптивного уточнення параметрів

моделі [3–5]. У результаті формується не набір розрізнених сигналів, а впорядкований вектор ознак, придатний для подальшого інтелектуального аналізу.

Запропонований підхід передбачає три послідовні етапи. Перший етап пов'язаний із підготовкою даних: синхронізацією часових рядів, усуненням шумових компонентів, нормалізацією параметрів та побудовою похідних ознак, чутливих до початкових проявів деградації. На другому етапі здійснюється оцінювання поточного рівня функціональної стабільності шляхом об'єднання діагностичних параметрів у єдиний інтегральний індекс. Його зміна дозволяє характеризувати не лише факт погіршення технічного стану, а й швидкість наближення системи до небезпечної зони експлуатації. На третьому етапі формується прогностична модель, яка використовує історію зміни інтегрального індексу та структуру вектора ознак для короткострокового або середньострокового передбачення подальшого стану машини.

Для побудови такої моделі можуть використовуватися методи градієнтного бустингу, опорних векторів, рекурентні нейронні мережі та LSTM/GRU-архітектури, орієнтовані на аналіз часових послідовностей. Їх перевага полягає у здатності працювати з нелінійними залежностями та виявляти комбінації параметрів, які окремо можуть не свідчити про загрозу, але в сукупності вказують на зростання ризику втрати функціональної стабільності [2, 7]. Водночас для транспортних застосувань залишається актуальною проблема малих і нерівномірно розмічених вибірок, тому особливої уваги потребує відбір ознак, адаптація моделей до умов обмеженої навчальної вибірки та використання гібридних схем, у яких фізична інтерпретованість поєднується з гнучкістю алгоритмів машинного навчання.

Науковий інтерес запропонованого підходу полягає в тому, що об'єктом оцінювання виступає не окрема несправність і не одиничний динамічний параметр, а загальний рівень функціональної стабільності колісної машини як інтегрована характеристика її поточного стану. Це дозволяє поєднати задачі технічної діагностики, контролю динаміки руху та прогнозування деградаційних процесів в єдиній інформаційній моделі. Практична цінність такого рішення полягає у можливості використання прогностичного індексу функціональної стабільності в системах підтримки прийняття рішень щодо технічного обслуговування, у бортових інформаційно-діагностичних комплексах та у цифрових моделях транспортних засобів. У сучасних дослідженнях саме інтеграція моніторингу, прогностичної аналітики та технології digital twin розглядається як одна з найбільш перспективних основ підвищення безпеки і ефективності експлуатації транспортних систем [6–8].

Таким чином, інтелектуальне оцінювання та прогнозування функціональної стабільності колісних машин у процесі поточного технічного контролю є науково й практично обґрунтованим напрямом для подальших

досліджень у межах спеціальності 274 «Автомобільний транспорт». Реалізація такого підходу дозволяє своєчасно виявляти приховані тенденції до погіршення динамічної поведінки транспортного засобу, зменшувати імовірність розвитку відмов, раціоналізувати технічне обслуговування та підвищувати експлуатаційну безпеку. Подальша робота має бути спрямована на експериментальне формування репрезентативної бази експлуатаційних даних, уточнення структури інтегрального показника та перевірку прогностичних моделей на реальних зразках колісних машин.

Перелік посилань

- 1 Liu D., Peng L., Zhao Z. A review of intelligent methods of health assessment technology. *Intelligence & Robotics*. 2023. Vol. 3, No. 3. P. 355–373. DOI: 10.20517/ir.2023.16.
- 2 Li C., Li S., Feng Y., Gryllias K., Gu F., Pecht M. Small data challenges for intelligent prognostics and health management: a review. *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57. Art. 214. DOI: 10.1007/s10462-024-10820-4.
- 3 Wang X., Chen T., Wang R., Lu J., Dou G. Review of State Estimation Methods for Autonomous Ground Vehicles: Perspectives on Estimation Objects, Vehicle Characteristics, and Key Algorithms. *Sensors*. 2025. Vol. 25, No. 13. Art. 3927. DOI: 10.3390/s25133927.
- 4 Chen Y., Huang Y., Song Z. Vehicle State Estimation by Integrating the Recursive Least Squares Method with a Variable Forgetting Factor with an Adaptive Iterative Extended Kalman Filter. *World Electric Vehicle Journal*. 2024. Vol. 15, No. 9. Art. 399. DOI: 10.3390/wevj15090399.
- 5 Li Q., He H., Chen X., Gao J. Learning-Based Vehicle State Estimation Using Gaussian Process Regression Combined with Extended Kalman Filter. *Journal of the Franklin Institute*. 2024. Vol. 361, No. 9. Art. 106907. DOI: 10.1016/j.jfranklin.2024.106907.
- 6 Michailidis E. T., Panagiotopoulou A., Papadakis A. A Review of OBD-II-Based Machine Learning Applications for Sustainable, Efficient, Secure, and Safe Vehicle Driving. *Sensors*. 2025. Vol. 25, No. 13. Art. 4057. DOI: 10.3390/s25134057.
- 7 Errezgouny A., Chater Y., Barranco González C. D., Cherkaoui A. An integrated deep learning approach for predictive vehicle maintenance. *Decision Analytics Journal*. 2025. Vol. 16. Art. 100597. DOI: 10.1016/j.dajour.2025.100597.
- 8 Yalavarthy U. R. S., Kumar N. B., Vijay Babu A. R., Narasipuram R. P., Padmanaban S. Digital twin technology in electric and self-navigating vehicles: Readiness, convergence, and future directions. *Energy Conversion and Management: X*. 2025. Vol. 26. Art. 100949. DOI: 10.1016/j.ecmx.2025.100949.