**ІНФОРМАЦІЙНИЙ МОНІТОРИНГ В ЗАДАЧАХ ОРГАНІЗАЦІЇ ПРОГНОСТИЧНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ**

***Грицук В.Ю.***

Харківський національний автомобільно-дорожній університет,

м. Харків, Україна

У будь-якому сучасному ТЗ знаходиться більше 100 датчиків, за допомогою яких можна проводити моніторинг. Завдяки використанню цифрових електронних систем можна постійно відстежувати найважливіші параметри системи (тиск масла, температуру охолоджуючої рідини, рівень вихлопних газів) і повідомляти про відхилення від норми. Коли дані з датчиків відстежуються і виконується моніторинг, то можна спрогнозувати, в якому стані перебуває транспортний засіб [1]. Відповідно, основним завданням системи експлуатації автомобілів є підтримання їхнього технічного стану та надійності на рівні, достатньому для здійснення ними заданих функцій Для правильного ТО необхідно збирати дані про продуктивність, вивчати їх в автономному режимі і при необхідності відправляти транспортні засоби на обслуговування.

В процесі експлуатації багато факторів (рис.1) впливають з часом на технічний стан ТЗ, то в результаті механічного зносу стають наявними пластичні деформації деталей та механізмів. Окрім внутрішніх механізмів унаслідок агресивного впливу середовища відбувається корозійне зношування деталей корпусу, рами, деталей кріплення тощо. Однак для виявлення несправностей, ознаки яких ще не виражені і можуть нагадувати інші проблеми потрібне якісне діагностування та моніторинг систем ТЗ При моніторингу відбувається процес пошуку та ідентифікації несправностей або визначення того, що це за несправність і де вона виникла [2]. Сама ж по собі система для моніторингу буде складатись з системи датчиків та електронних блоків керування, які встановлюються в різних частинах автомобіля, таких як двигун, трансмісія, гальма та шини. Ці датчики безперервно реєструють і реєструють дані про різні параметри ТЗ (температура двигуна, тиск масла, тиск у шинах і рівень палива та інші) [3].

Виходячи з цього, для ефективного відслідковування своєчасного розпізнавання та локалізації несправностей, а також для моніторингу та попередження стану несправності вузлів або допоміжних компонентів необхідна система прогностичного моніторингу [4]. Завдяки цьому буде вирішена проблема формування вибіркової звітності, надання допомоги в прийнятті рішень та інформаційне управління даними про потенційно несправні деталі, які були виявлені вчасно, для підвищення рівня забезпечення автоматизації технічного обслуговування, зменшення різних витрат, спричинених поломками, зменшення ризиків та підвищення ефективності системи керування.

Умови експлуатації

Транспортні, дорожні та кліматичні умови

Експлуатаційні режими роботи ТЗ

Кваліфікація водіїв

Якість експлуатаційних матеріалів

Організація ТО та ремонту

Методи ТО та ремонту

Якість ТО та ремонту

Використання діагностування

Наявність запасних елементів на складі

Рис. 1. Фактори, що впливають на показники надійності ТЗ

Система прогностичного моніторингу дозволить своєчасно і з високою точністю визначати актуальний стан ТЗ і можливість виходу з ладу через певний проміжок часу в майбутньому його компонентів та дозволить приймати допоміжні рішення та надавати рекомендації при проведені ТО та ремонту. Сама по собі така система використовує інфраструктуру датчиків, які в свою чергу дозволяють робити прогнозування, діагностику, моніторинг та управління станом обладнання до повного виявлення несправностей та оцінки залишкового ресурсу [3, 4].

Для того, щоб прогнозувати роботу елементів і агрегатів ТЗ, необхідно враховувати процеси навантажування, деформацій, зношування, накопичення пошкоджень і руйнування під дією змінних навантажень, температури та інших зовнішніх впливів. Розрахувати показники надійності систем можна розрахунково-теоретичним методом на основі фізичних моделей і статистичних даних щодо властивостей матеріалів, навантажень і впливів. Математичне моделювання таких систем може здійснюватися:

* на мікрорівні;
* макрорівні;
* метарівні.

Незважаючи на те, що математичні моделі показників надійності є значною мірою формалізацією процесів функціонування технічних систем, вони допомагають в теоретичній формі прогнозувати поведінку об'єктів в реальних режимах функціонування і оцінити чимало кількісних характеристик надійності. Виходячи з цього, показники надійності є певними залежностями від параметрів математичної моделі, які характеризують моделі безвідмовної роботи технічних систем та є складними функціональними залежностями, які враховують характер відмов елементів і структуру системи.

В роботах [5-7] було виявлено, що для збору даних для подальшого використання краще використовувати моделі IoV та ШІ, так як основною структурою IoT є інтегрування багатьох розумних сенсорів, датчиків, пристроїв збору даних і процесорів периферійних обчислень.

Архітектура для збору та використання великих даних в автомобілях повинна відповідати чотирьом основним вимогам: конфіденційність даних, ефективне використання часу, висока доступність і можливість масштабування [8, 9].

В першу чергу, рішення, що пропонується (рис. 2), повинно забезпечувати безпечний обмін даними, що адаптується до потреб користувача. Тобто, користувачі транспортних засобів повинні мати можливість ділитися інформацією, контролюючи при цьому, до якої саме інформації можна отримати доступ і хто саме. Реалізація цієї функціональності повинна відповідати законам і правилам. Відповідно, зібрані автомобільні дані (рис. 3) не є винятком і повинні відповідати цим правилам. Вони повинні бути анонімізовані та відфільтровані відповідно до згоди та побажань клієнтів. По-друге, для надання якісних сервісних послуг споживачам, запропоноване рішення має включати високоефективні технології зберігання та обробки даних (наприклад, швидкі операції зчитування/запису). Воно також має підтримувати два обов'язкових режими: обробку потоку в режимі онлайн і резервування даних (пакетне зберігання і обробка в режимі офлайн). В-третіх дана архітектура повинна бути дуже надійною, доступною та безвідмовною. У разі програмних або апаратних збоїв процес відновлення повинен бути швидким і зрозумілим (без припинення роботи сервісів і, що ще важливіше, без втрати даних). Цього можна досягти за допомогою розділення та резервування даних на декількох хмарних вузлах, використання хмарних додатків для мікросервісів та серверів (наприклад, динамічне управління та самовідновлення в хмарі). Ну і на останок, архітектура повинна мати високу масштабованість, щоб була можливість підтримувати бажаний робочий рівень при великій кількості підключених транспортних засобів, їх великих обсягах різнорідних масивів даних та потенційному зростанню їх кількості [9,10].



Рис. 2 – Базова схема збору та використання великих даних



Рис. 3 – Архітектурна схема роботи з даними

**Література**

1. A Survey on Vehicle Health Monitoring and Prediction System T. Gayathri Assistant Professor Department of Computer Science Engineering New Horizon College of Engineering Bangalore, Karnataka - India. ( International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCST) – Volume 5 Issue 3, May – Jun 2017)
2. Paria Movahed, Saman Taheri, Ali Razban, A bi-level data-driven framework for fault-detection and diagnosis of HVAC systems, Applied Energy, Volume 339, 2023, 120948, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.120948>
3. Kazi, Kutubuddin & Liyakat, Sayyad & Rajesh, Dr & Konnur, G. (2024). Vehicle Health Monitoring System (VHMS) by Employing IoT and Sensors. URL: <https://www.researchgate.net/publication/382345921_Vehicle_Health_Monitoring_System_VHMS_by_Employing_IoT_and_Sensors> (дата звернення 01.11.2024)
4. Zhao Yao and Hejia Li and Chao Tu and Hangyu Wu Application of Fault Prediction and Health Management in Vehicle Control System. Journal of Physics: Conference Series. Vol. 1852. №4. 2021. DOI 10.1088/1742-
5. Marjani, M.; Nasaruddin, F.; Gani, A.; Karim, A.; Abaker, I.; Hashem, T.; Siddiqa, A.; Yaqoob, I. Big IoT Data Analytics: Architecture, Opportunities, and Open Research Challenges. *IEEE Access* 2017, *5*, 5247–5261
6. Candanedo, I.S.; Nieves, E.H.; González, S.R.; Martín, M.T.S.; Briones, A.G. Machine learning predictive model for Industry 4.0. In Proceedings of the 13th International Conference on Knowledge Management in Organizations—KMO 2018: Knowledge Management in Organizations, Žilina, Slovakia, 6–10 August 2018; pp. 501–510.
7. Hernavs, J.; Ficko, M.; Berus, L.; Rudolf, R.; Klančnik, S. Deep Learning in Industry 4.0—Brief Overview. *J. Prod. Eng.* 2018, *21*, 1–5.
8. Maglio, Paul & Lim, Chie-Hyeon. (2016). Innovation and Big Data in Smart Service Systems. Journal of Innovation Management. 4. 11. 10.24840/2183-0606\_004.001\_0003.
9. Ahmed Mostefaoui, Mohammed Amine Merzoug, Amir Haroun, Anthony Nassar, François Dessables, Big data architecture for connected vehicles: Feedback and application examples from an automotive group, Future Generation Computer Systems, Volume 134, 2022, Pages 374-387, https://doi.org/10.1016/j.future.2022.04.020
10. Kai Li Lim, Jake Whitehead, Dongyao Jia, Zuduo Zheng, State of data platforms for connected vehicles and infrastructures, Communications in Transportation Research, Volume 1, 2021, https://doi.org/10.1016/j.commtr.2021.100013