

ЗАСТОСУВАННЯ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ СЕРВІСНИХ ДАНИХ І ПРОГНОЗУВАННЯ НЕСПРАВНОСТЕЙ АВТОМОБІЛІВ

Домнікова Катерина Олександрівна, магістрант кафедри інжинірингу систем автомобільного транспорту ім. Говоруценка М.Я., Харківський національний автомобільно-дорожній університет

Павленко В'ячеслав Миколайович, канд. техн. наук, доцент кафедри інжинірингу систем автомобільного транспорту ім. Говоруценка М.Я., Харківський національний автомобільно-дорожній університет,
e-mail: vp.khadi@gmail.com, ORCID: [0000-0003-0796-4307](https://orcid.org/0000-0003-0796-4307)

Еволюція автомобілебудування призвела до перетворення транспортних засобів на складні кіберфізичні системи, здатні генерувати величезні обсяги експлуатаційних та діагностичних даних. Сучасний автомобіль, оснащений десятками сенсорів та електронними блоками керування (ECU), постійно фіксує параметри своєї роботи. Ці дані, об'єднані з історичними сервісними записами (ремонт, заміна компонентів, пробіг), формують масив великих даних (Big Data), який традиційні статистичні методи вже не здатні ефективно аналізувати.

Несправності автомобілів, особливо непередбачені, призводять до значних економічних втрат (простої, дорогий реактивний ремонт) та можуть становити загрозу безпеці. Отже, ключовим завданням стало створення системи, здатної прогнозувати несправності заздалегідь, до їхнього фактичного виникнення.

Машинне навчання (Machine Learning, ML) є ідеальним інструментом для вирішення цього завдання [1]. Алгоритми ML здатні виявляти неявні, нелінійні взаємозв'язки між численними експлуатаційними параметрами та подальшими поломками, перетворюючи сирі сервісні дані на точні прогностичні моделі.

Метою цієї статті є дослідження основних алгоритмів машинного навчання, їхньої архітектури та конкретних застосувань для аналізу сервісних даних, прогнозування несправностей, а також оцінки залишкового терміну служби критично важливих автомобільних систем.

Ефективна система прогнозування діагностики (Predictive Maintenance, PdM) є багаторівневою архітектурою, яка інтегрує дані від автомобіля до хмарних обчислювальних платформ:

1. Збір та інтеграція даних: Вихідними даними є:

- телематичні дані (Дані в реальному часі): Збираються через IoT-модулі з шини CAN (коди помилок DTC, температура, тиск, вібрації, напруга, стиль водіння);
- історичні сервісні дані: Записи з систем DMS/CRM (дати ремонтів, замінені деталі, вартість, пробіг на момент ремонту);
- дані про навколишнє середовище: Кліматичні умови, топографія;

2. Попередня обробка та ознакування – дані очищуються, нормалізуються, а часові ряди синхронізуються. Ключовий етап – виділення ознак (Feature Engineering), де інженери створюють нові параметри, більш інформативні для ML (наприклад, "середня температура масла за останні 50 годин роботи" або "частота спрацьовування ABS");

3. Моделювання (Застосування ML-алгоритмів) – на цьому рівні використовуються спеціалізовані алгоритми для вирішення двох основних завдань: класифікації несправностей та прогнозування залишкового ресурсу;

4. Впровадження та зворотний зв'язок – прогнозні результати інтегруються в системи управління СТО. Фактичні результати ремонту використовуються як зворотний зв'язок для постійного перенавчання та уточнення ML-моделей.

Основне завдання класифікації — ідентифікувати, чи знаходиться система в нормальному стані, чи вона демонструє ранні ознаки відмови (аномалії) (табл. 1).

Таблиця 1 – Ідентифікація системи

Алгоритм	Застосування	Переваги в діагностиці
Support Vector Machines (SVM)	Класифікація станів "Норма" / "Помилка" або "Високий ризик відмови".	Ефективний у просторах високої розмірності; добре працює з обмеженими наборами даних.
Random Forest (RF)	Класифікація та оцінка важливості ознак	Висока точність, стійкість до перенавчання та пропущених даних, швидке навчання.
Isolation Forest (iForest)	Виявлення аномалій. Ідентифікація рідкісних, нетипових комбінацій параметрів, які можуть сигналізувати про унікальну або ранню несправність.	Не потребує навчання на даних про несправності; швидко виявляє відхилення.

Наприклад, модель Random Forest може бути навчена на тисячах сервісних записів. Вона може виявити, що поєднання "невеликого збільшення вібрації на холостому ході" + "падіння напруги на 0.2 В під навантаженням" з ймовірністю 85% призводить до відмови генератора протягом наступних 3000 км.

Прогнозування залишкового терміну служби (Remaining Useful Life, RUL) є найскладнішим завданням PdM, оскільки воно вимагає аналізу часових послідовностей і прогнозування майбутнього тренду зносу. Для цього використовуються алгоритми глибокого навчання (Deep Learning).

Рекурентні нейронні мережі (RNN) та LSTM [2]:

– Long Short-Term Memory (LSTM) – це спеціалізований тип RNN, який є ідеальним для аналізу часових рядів. Вони здатні "пам'ятати" довгострокові залежності в даних (наприклад, історію заряджання акумулятора протягом року) і використовувати цю пам'ять для прогнозування;

– застосування – прогнозування деградації акумуляторних батарей (SoH) в електромобілях, прогнозування зносу підшипників, ґрунтуючись на тренді зростання амплітуди вібрації. Модель LSTM, навчена на даних про використання батареї, може передбачити, коли її ємність впаде нижче 80% від початкової, що є критичним порогом.

Згорткові нейронні мережі (CNN) у діагностиці:

– хоча CNN традиційно використовуються для обробки зображень, їх можна застосовувати для перетворення складних часових рядів (наприклад, спектральний аналіз вібрацій) у двовимірні "зображення" (спектрограми), а потім використовувати CNN для виявлення патернів несправностей на цих "зображеннях";

– застосування – виявлення дефектів зубчастих передач або нерівномірності роботи двигуна за аналізом вібраційного або акустичного профілю.

Впровадження ML-алгоритмів у сервісну діяльність приносить СТО та автовиробникам значні переваги:

1. Перехід до прогнозного обслуговування (PdM) – це заміна компонентів лише тоді, коли ML-модель прогнозує високий ризик відмови, а не за жорстким регламентом. Це зменшує витрати на непотрібні заміни та максимізує використання ресурсу компонентів;

2. Мінімізація простоїв – це прогнозування критичної несправності дозволяє СТО заздалегідь замовити необхідну запчастину та призначити ремонт на зручний для клієнта час, скорочуючи час очікування;

3. Оптимізація запасів – це моделі прогнозу RUL і PdM дозволяють СТО точніше прогнозувати попит на конкретні запасні частини, мінімізуючи складські витрати та ризик дефіциту;

4. Підвищення безпеки – це завчасне виявлення потенційних відмов критично важливих систем (гальма, кермове управління, високовольтна ізоляція) значно підвищує безпеку експлуатації транспортного засобу.

Висновки

Застосування алгоритмів машинного навчання, включаючи традиційні методи (SVM, Random Forest) та глибоке навчання (LSTM, CNN), є визначальним фактором у трансформації автомобільної діагностики та сервісу. Ці алгоритми дозволяють перетворити розрізнені сервісні та телематичні дані на точні прогностичні моделі, забезпечуючи перехід до PdM. Подальший розвиток галузі вимагатиме інвестицій у якість даних, розвиток інтегрованих хмарних платформ та розробку пояснюваних моделей ML, що дозволить механікам та інженерам довіряти результатам, отриманим від штучного інтелекту.

Література

1. Liu, M., Zhang, H., & Wang, Y. (2020). A Predictive Maintenance Model for Vehicle Engine Faults Based on Telematics and Machine Learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 21(12), 5227-5241.
2. Gholami, A., Ghadimi, N., & Vahidi, B. (2021). Predicting the Remaining Useful Life of Automotive Components Using Deep Learning Algorithms: A Review. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 70(10), 9687-9700.

УДК 629.083

ДІАГНОСТУВАННЯ ТА РЕМОНТ ОСНОВНИХ СКЛАДОВИХ ЕЛЕМЕНТІВ ХОДОВОЇ ЧАСТИНИ АВТОМОБІЛІВ

Зибцев Юрій Васильович, старший викладач кафедри інжинірингу систем автомобільного транспорту, Харківський національний автомобільно – дорожній університет, e-mail: dandz2805@gmail.com,
ORCID:<https://orcid.org/0009-0003-0356-3095>

Скорик Микита Сергійович, магістр
Харківський національний автомобільно-дорожній університет,
e-mail: nik.serhz03@gmail.com

Шевердін Ігор Миколайович, магістр
Харківський національний автомобільно-дорожній університет,
e-mail: s9412239@gmail.com

Діагностика та ремонт ходової частини автомобіля - все про авто.

Будь-який вузол у складі сучасної автомашини має велике значення при виникненні будь-яких несправностей транспортний засіб може втратити здатність до пересування:

- 1 Діагностика ходової частини автомобіля
- 2 Ремонт ходової частини автомобіля
- 3 Діагностика і заміна амортизаторів
- 4 Діагностика і заміна шарової опори
- 5 Діагностика і заміна підшипників маточини
- 6 Діагностика і ремонт важелів передньої підвіски
- 7 Діагностика і заміна пружин

Ходова частина автомобіля – це сукупність вузлів, які дозволяють пересуватися по дорозі з комфортом, і якщо в передній або задній підвісці відбуваються поломки, на машині не тільки незручно стає їздити, але і в деяких ситуаціях навіть небезпечно. Саме тому в обов'язковому порядку необхідно стежити за станом ходової частини: