

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-58-17>

УДК 004.4:004.942:519.6:629.19:681.518

Нікітін Дмитро Михайлович, аспірант

<https://orcid.org/0000-0003-4388-4996>

Рибіцький Олександр Максимович, аспірант

<https://orcid.org/0000-0002-8508-7269>

Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ АВТОМАТНІ СИСТЕМИ ДЛЯ ОБРОБКИ ТА АНАЛІЗУ ДІАГНОСТИЧНИХ ДАНИХ АВТОМОБІЛЯ

Нікітін Д.М., Рибіцький О.М. Інтелектуальні автоматні системи для обробки та аналізу діагностичних даних автомобіля. У статті розглядається підхід до автоматизації процесу діагностики технічного стану автомобілів із використанням інтелектуальних автоматних систем. Основна увага приділяється застосуванню автоматних моделей, які дозволяють підвищити точність аналізу діагностичних параметрів транспортних засобів та зменшити ймовірність помилкових висновків. Запропонована система базується на методах спектрального аналізу, зокрема ортогональних поліномах Фур'є, що дає змогу суттєво зменшити середньоквадратичну похибку діагностичних розрахунків. Дослідження охоплює такі ключові аспекти, як діагностика автомобіля за допомогою OBD-2, методи отримання та обробки кодів помилок DTC, а також використання автоматних моделей для аналізу технічного стану транспортних засобів. Описано основні труднощі інтерпретації OBD-даних та запропоновано підхід, що поєднує автоматні алгоритми з методами спектрального аналізу для підвищення точності діагностики. Запропонована система має можливість адаптації на основі історичних даних, що дозволяє їй самостійно змінювати свої діагностичні параметри залежно від накопиченого досвіду. Таке навчання базується на аналізі трендів, ідентифікації аномалій та коригуванні параметрів автоматної моделі для підвищення точності діагностики. Чисельне моделювання, проведене в рамках дослідження, підтвердило ефективність застосованої методики. Розроблена інтелектуальна автоматна система для діагностики автомобіля демонструє високий потенціал у сфері автоматизованого технічного контролю. Використання автоматних моделей дозволяє підвищити ефективність аналізу діагностичних параметрів, зменшити ймовірність хибних висновків та підвищити загальну надійність транспортних засобів. Перспективи подальших досліджень включають розширення застосування ймовірнісних методів для роботи з великомасштабними наборами діагностичних даних.

Ключові слова: програмна інженерія, формальна модель, логічна модель, обробка даних, автоматні системи, діагностика автомобіля, OBD-2, системний аналіз, прогнозування несправностей, автоматизація діагностики.

Nikitin D., Rybitskyi O. Intelligent automated systems for processing and analysis of vehicle diagnostic data. This article presents an approach to automating the process of vehicle technical condition diagnostics using intelligent automaton-based systems. The primary focus is on the application of automaton models, which enhance the accuracy of diagnostic parameter analysis in vehicles and reduce the likelihood of erroneous conclusions. The proposed system is based on spectral analysis methods, specifically orthogonal Fourier polynomials, which significantly reduce the root-mean-square error of diagnostic calculations. The study covers vehicle diagnostics via OBD-2, methods for retrieving and processing Diagnostic Trouble Codes (DTC), and the use of automaton models to assess the technical condition of vehicles. The main challenges in interpreting OBD data are discussed, and an approach combining automaton algorithms with spectral analysis methods is proposed to improve diagnostic accuracy. The proposed system has adaptive capabilities based on historical data, allowing it to autonomously adjust its diagnostic parameters depending on accumulated experience. The learning process is based on trend analysis, anomaly identification, and parameter adjustments in the automaton model to enhance diagnostic accuracy. Numerical modeling conducted as part of the study confirmed the effectiveness of the applied methodology. The developed intelligent automaton-based vehicle diagnostic system demonstrates high potential in the field of automated technical control. The use of automaton models improves the efficiency of diagnostic parameter analysis, reduces the probability of false conclusions, and enhances vehicle reliability. Future research prospects include expanding the application of probabilistic methods for handling large-scale diagnostic datasets.

Keywords: software engineering, formal model, logical model, data processing, automaton systems, vehicle diagnostics, OBD-2, systems analysis, fault prediction, diagnostics automation.

Постановка наукової проблеми. Сучасні автомобілі оснащені складними електронними системами, які забезпечують управління, контроль та діагностику роботи основних вузлів і агрегатів. Діагностика технічного стану автомобіля відіграє важливу роль у забезпеченні його безпечної експлуатації, зменшенні витрат на обслуговування та зниженні екологічного навантаження. Автоматизовані діагностичні системи, що базуються на аналізі кодів несправностей OBD-2, дозволяють зчитувати параметри датчиків у реальному часі та визначати можливі відхилення в роботі автомобіля. Проте традиційні методи аналізу можуть бути недостатньо точними, що обумовлює необхідність розробки інтелектуальних алгоритмів. Одним з перспективних підходів є використання автоматних моделей, які дозволяють формалізувати процес аналізу технічного стану автомобіля. Впровадження методів апроксимації даних, таких як ортогональні поліноми Фур'є, а також нейромережевих технологій, підвищує точність і швидкість діагностики.

Мета роботи полягає в розробці математичної моделі інтелектуальної автоматної системи, яка забезпечить ефективну обробку та аналіз діагностичних даних автомобіля, використовуючи методи автоматного підходу, ортогональні поліноми Фур'є, нейромережеві алгоритми та аналіз досліджень і публікацій, в яких започатковано вирішення проблеми і на яких ґрунтується дослідження авторів статті.

Аналіз досліджень і публікацій. У сучасних наукових дослідженнях автоматизованих діагностичних систем значна увага приділяється методам математичного моделювання та алгоритмам обробки великих масивів даних. Зокрема, одним із перспективних напрямків є використання багатовимірної поліноміальної регресії (MPR) для оптимізації процесу оцінювання параметрів діагностики.

Згідно з дослідженнями Павлова А., Головченко М. та Мухи І., представленими в їхній роботі, одним із ключових методів аналізу є побудова редундантного представлення багатовимірної поліноміальної регресії (MPR). Вони запропонували два підходи до конструювання багатовимірної регресії: перший – через послідовну регресію уніваріантних поліномів, другий – через використання методу групової обробки даних (GMDH), який є узагальненням відомих евристичних методів самонавчання. Важливим результатом їхнього дослідження стало те, що використання надлишкового представлення дозволяє зменшити похибку моделювання завдяки можливості розбиття коефіцієнтів регресії на підгрупи та їхній незалежний аналіз [10].

Методологія MPR знайшла своє застосування в обробці даних, отриманих під час діагностування транспортних засобів, що підтверджено низкою експериментальних досліджень. Зокрема, використання модифікованих ортогональних багаточленів Форсайта (NOPFS) дозволяє отримувати стійкі оцінки коефіцієнтів регресії та знижувати вплив випадкових шумів. У представлених дослідженнях також розглядається важлива проблема оцінки коефіцієнтів для нелінійних членів MPR. Було доведено, що застосування віртуальних експериментів та алгоритмічного поділу змінних дозволяє досягти прийнятної точності при значному зменшенні обчислювальної складності.

Окрім цього, дослідження доводять ефективність підходу шляхом використання двоетапного методу декомпозиції. Перший етап передбачає розв'язання системи рівнянь для лінійних параметрів, а другий – корекцію коефіцієнтів нелінійних членів за допомогою оптимізаційних методів.

Таким чином, у роботах, які лягли в основу даного дослідження, підтверджується важливість використання редундантного представлення MPR, а також доведено, що застосування адаптивних алгоритмів дозволяє значно покращити точність оцінювання параметрів та зменшити похибку діагностичних висновків.

Діагностика автомобіля за допомогою OBD-2. OBD-2 – це система, що контролює стан основних компонентів автомобіля та передає інформацію про несправності через стандартизований протокол. OBD-2 підтримує взаємодію з бортовим комп'ютером автомобіля та дозволяє зчитувати параметри датчиків, такі як:

- оберти двигуна (RPM);
- температура охолоджувальної рідини;
- тиск у паливній системі;
- викиди оксидів азоту (NOX), CO₂ та інших газів.

Система використовує стандартний діагностичний роз'єм (DLC) та протоколи зчитування даних, такі як CAN, KWP2000 та ISO 9141-2. OBD-2 використовує набір діагностичних кодів помилок (DTC), які стандартизовані для різних марок автомобілів. Ці коди дозволяють автоматизованим системам не лише визначати тип несправності, але й аналізувати історію роботи автомобіля. Завдяки накопиченню історичних даних про стан транспортного засобу можна будувати автоматні моделі, які враховують не тільки поточний стан систем, але й їхню зміну в часі. Структура діагностичного коду виглядає так: P0XYZ, де:

- P – категорія системи (двигун, коробка передач);
- 0 – підкатегорія (0 – стандартний код OBD-2, 1 – специфічний для виробника);
- X – система автомобіля (наприклад, паливна система, система запалювання тощо);
- Y – конкретний компонент або група компонентів (датчик кисню, форсунка);
- Z – порядковий номер помилки (низький рівень напруги, несправний сигнал, перевищення допустимого рівня).

Використання автоматних моделей у процесі обробки кодів DTC дозволяє значно підвищити точність діагностики. Наприклад, часові автомати можуть визначати, чи є певна несправність періодичною або постійною, а імовірнісні моделі можуть розраховувати ймовірність серйозної поломки на основі історії збоїв. Це дозволяє не тільки ідентифікувати поточний стан автомобіля, але й прогнозувати розвиток несправностей, що є важливим для превентивного технічного обслуговування.

Але, попри стандартизацію, OBD-2 має низку обмежень, серед яких: відсутність повної картини стану автомобіля незважаючи на наявність великої кількості кодів; деякі несправності проявляються лише під час руху; відсутність універсальної методики обробки даних тощо. Враховуючи ці особливості можна констатувати факт, що попри ефективність системи OBD-2, як інструменту для зчитування діагностичних параметрів, її дані все одно потребують додаткової обробки. Автоматні методи в цьому контексті допоможуть підвищити точність аналізу та дозволять ефективніше інтерпретувати коди несправностей.

Формалізація автоматної моделі діагностичної системи. Автоматні системи можуть бути класифіковані на три основні типи: кінцеві, часові та імовірнісні автомати. Часові автомати є розширенням кінцевих автоматів, у яких враховуються часові обмеження та події. Це дозволяє аналізувати системи, в яких важливе значення мають часові характеристики процесів. Вони також використовуються у випадках, коли необхідно синхронізувати роботу кількох модулів автомобільної системи, наприклад, для коректного функціонування системи адаптивного круїз-контролю або автоматичного гальмування.

В автомобільній електроніці часові автомати можуть використовуватися для контролю параметрів таких, як швидкість транспортного засобу, тиск масла, температура охолоджувальної рідини. Завдяки можливості враховувати затримки у відгуку системи, часові автомати дозволяють прогнозувати виникнення несправностей і допомагають у розробці систем превентивного обслуговування. Це особливо важливо для сучасних автомобілів, де системи активної безпеки залежать від точного аналізу та прогнозування технічного стану ключових компонентів.

Кінцеві автомати є найбільш базовими моделями, що використовуються для опису систем, які можуть перебувати в обмеженій кількості дискретних станів. Перехід між цими станами відбувається за заздалегідь визначеними правилами у відповідь на входні сигнали. Наприклад, у технічній діагностиці кінцеві автомати можуть застосовуватися для моделювання станів роботи двигуна, таких як: «нормальна робота», «перегрів», «відмова». Використання таких автоматів дозволяє формалізувати процес діагностики, чітко визначити умови переходу між станами та автоматизувати виявлення несправностей. Крім того, кінцеві автомати можуть інтегруватися з алгоритмами машинного навчання, що дозволяє системі адаптувати свої правила переходу між станами на основі накопичених діагностичних даних.

Імовірнісні автомати додають ще один рівень складності, вводячи ймовірнісні переходи між станами, що дозволяє враховувати невизначеність у поведінці системи. Це особливо корисно для аналізу даних, отриманих із датчиків, які можуть мати похибки або бути зашумленими. Завдяки цьому система може оцінювати ризики відмов на основі статистичних закономірностей.

Автоматні моделі широко використовуються для опису складних систем, що мають дискретні стани [4;7;8]. У нашому випадку система повинна аналізувати параметри роботи автомобіля та визначати можливі несправності, позначимо:

- $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ – множина входних параметрів (температура, тиск, оберти двигуна);

- $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ – множина вихідних рішень (двигун у нормі, забруднення каталізатора, надмірне навантаження на трансмісію);

- Q – множина станів автомата, що описує поточний технічний стан автомобіля.

Формальна модель автоматної системи представлена у вигляді функції переходів:

$$\delta : Q \times X \rightarrow Q, \quad (1)$$

де δ – функція, що визначає зміну стану автомобіля залежно від отриманих діагностичних даних.

Вихідна функція автомата визначається як:

$$\lambda : Q \times X \rightarrow Y, \quad (2)$$

де λ – функція ухвалення рішень на основі поточного стану та параметрів системи.
На рисунку 1 представлено граф переходів станів діагностичної системи.



Рис. 1. Граф переходів станів автоматної діагностичної системи

Методи та моделі проектування автоматних діагностичних систем. Як вже зазначалося вище, автоматні моделі є одним із перспективних підходів до створення сучасних діагностичних систем, оскільки вони дозволяють описувати послідовність станів автомобіля та ухвалювати рішення на основі отриманих діагностичних даних.

Одним із потужних математичних інструментів для аналізу складних сигналів є ортогональні поліноми Фур'є. Ортогональні поліноми Фур'є є особливим класом математичних функцій, які використовуються для представлення інших функцій у вигляді рядів. Вони є основою для гармонічного аналізу і широко застосовуються в різних галузях науки та техніки, включаючи фізику, обробку сигналів, квантову механіку, спектральний аналіз та машинобудування.

Ці поліноми формують ортонормовану систему функцій, що означає, що будь-яку періодичну функцію можна розкласти у вигляді їхньої лінійної комбінації з певними коефіцієнтами. Основна ідея ортогональних поліномів Фур'є полягає в тому, що вони забезпечують зручний базис для розкладу функцій у просторі квадратно-інтегрованих функцій. У класичному сенсі, вони визначаються на певному інтервалі, наприклад, $[-\pi, \pi]$, і мають властивість ортогональності щодо скалярного добутку функцій. Це означає, що добуток будь-яких двох різних поліномів інтегрується до нуля на заданому інтервалі. Завдяки цій властивості поліноми Фур'є використовуються для апроксимації складних функцій із заданою точністю, через це дані поліноми відіграють важливу роль у проектуванні автоматних діагностичних систем [11;12;15].

Автомобільні системи генерують величезні обсяги інформації, включаючи сигнали від датчиків швидкості, тиску, температури, вібрацій, рівня викидів тощо. Ці дані можуть містити періодичні або приховані гармонійні компоненти, які важливо виокремити для точного визначення стану автомобіля. Аналіз Фур'є також використовується для попередньої обробки даних та зменшення їхньої розмірності. Наприклад, при розробці автоматної системи для класифікації станів автомобіля можна використовувати коефіцієнти Фур'є як ознаки для побудови автоматних діагностичних алгоритмів. Це допомагає зменшити обсяг інформації, який обробляється автоматом, зберігаючи при цьому найважливіші характеристики сигналу [1;2;6].

Крім того, спектральний аналіз дає змогу визначати та прогнозувати відмови на ранніх стадіях, що підвищує ефективність діагностики. Вбудовані автоматні системи можуть використовувати результати аналізу Фур'є для прийняття рішень у режимі реального часу. Наприклад, якщо система виявляє частотні спотворення, що свідчать про можливу несправність, вона може автоматично перейти у режим аварійної діагностики або надіслати попередження водію.

Як вже зазначалося раніше, поліноми Фур'є є ортогональним базисом у просторі функцій, що визначені на інтервалі $[0, T]$. Вони дозволяють апроксимувати будь-яку функцію $f(t)$, що є достатньо гладкою, у вигляді тригонометричного ряду:

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left(a_n \cos \frac{2\pi n t}{T} + b_n \sin \frac{2\pi n t}{T} \right), \quad (3)$$

де коефіцієнти a_n та b_n визначаються через інтегральні перетворення:

$$a_n = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \cos \frac{2\pi n t}{T} dt \quad (4)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \sin \frac{2\pi n t}{T} dt \quad (5)$$

Ці коефіцієнти відображають внесок гармонічних складових у загальний сигнал, що дозволяє аналізувати періодичність змін параметрів автомобіля, таких як температура двигуна, тиск у паливній системі або рівень викидів.

Автомобільні діагностичні системи працюють із сигналами, які можуть мати складну структуру, особливо під час несправностей. Тому використання ортогональних поліномів Фур'є допомагає розділити сигнал на гармонійні компоненти та виділити основні тенденції змін параметрів. Розглянемо, наприклад, часовий ряд тиску в паливній системі $P(t)$, що отримується з OBD-2. Реальний сигнал містить як основну складову, так і шумові впливи. За допомогою розкладу в ряд Фур'є можна отримати згладжену версію сигналу, де N визначає кількість гармонік, що використовуються для апроксимації:

$$P_{approx}(t) = a_0 + \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos \frac{2\pi n t}{T} + b_n \sin \frac{2\pi n t}{T} \right) \quad (6)$$

У процесі фільтрації шумових компонент достатньо використовувати лише перші кілька гармонік, оскільки височастотні складові містять переважно випадкові перешкоди. На рисунку 2 представлено порівняння вихідного та згладженого сигналів тиску в паливній системі.

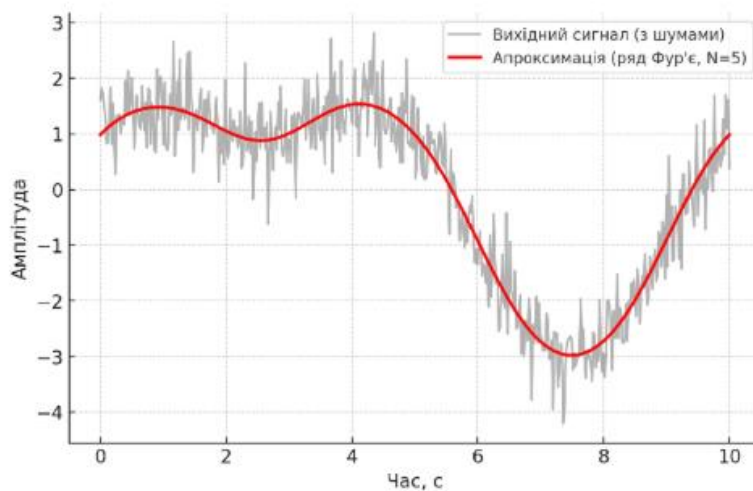


Рис. 2. Апроксимація діагностичних даних

Як ми бачимо, використання методів Фур'є в автоматних діагностичних системах значно покращує точність виявлення несправностей, дозволяє ефективно обробляти великі масиви сигналів та підвищує загальну надійність автомобільних систем. Завдяки інтеграції таких методів у сучасні діагностичні алгоритми можна суттєво оптимізувати роботу транспортних засобів та зменшити ризик раптових поломок.

Ще одною методикою для аналізу складних діагностичних ситуацій, є використання нейромережових автоматів. В складних діагностичних ситуаціях, коли аналітичні методи не дають достатньої точності через нелінійність, шумові ефекти або невизначеність вхідних даних, ефективним підходом стає використання саме нейромережових автоматів. Річ у тому, що ці системи

поєднують властивості класичних формальних автоматів з можливостями глибокого навчання, що дозволяє їм адаптивно реагувати на різноманітні сценарії роботи автомобіля. Нейромережеві автомати здатні виявляти приховані закономірності в діагностичних даних, навчатися на історичних прикладах та приймати оптимальні рішення навіть у випадках, коли класичні алгоритми виявляються недостатньо ефективними [9;14].

Однією із ключових переваг нейромережевих автоматів є їхня здатність працювати із великими масивами діагностичних даних та самостійно виявляти складні взаємозв'язки між параметрами автомобільних систем. Наприклад, у двигуні внутрішнього згорання відхилення у кількох, на перший погляд, несуттєвих параметрах можуть вказувати на майбутню несправність. Аналітичні методи часто не враховують таких взаємозв'язків або потребують складного ручного налаштування моделі. У свою чергу, нейромережеві автомати можуть навчатися на великій кількості реальних сценаріїв та швидко визначати небезпечні тенденції.

Ще однією важливою особливістю є здатність таких систем працювати в умовах неповноти або зашумленості даних. У реальних експлуатаційних умовах автомобільні сенсори можуть видавати неповні або спотворені показники через знос датчиків, вплив зовнішнього середовища чи перешкоди. Нейромережеві моделі, використовуючи властивості рекурентних та трансформерних архітектур, здатні реконструювати відсутню інформацію, прогнозувати її значення на основі попередніх вимірювань та компенсувати шум. Це значно підвищує стійкість діагностичних систем і дозволяє уникнути хибних висновків [3].

Вбудовані нейромережеві автомати також можуть працювати в реальному часі, постійно аналізуючи стан автомобіля та коригуючи діагностичні висновки. Наприклад, у разі виявлення незначних відхилень система може самостійно адаптувати алгоритм оцінки та переглянути діагностичне рішення, ґрунтуючись на нових даних. Це особливо корисно для систем прогнозного технічного обслуговування, де важливо не просто виявляти несправності, а й прогнозувати їх розвиток.

Отже, як зазначалося раніше, у випадках, коли аналітичні методи не дають достатньої точності, доцільно використовувати нейромережеві моделі. Такі системи моделюються як автомат із функцією переходів у вигляді нейронної мережі:

$$Q_{t+1} = f(Q_t, X_t; W), \quad (6)$$

де W – матриця вагових коефіцієнтів мережі.

Навчання нейромережевого автомата здійснюється методом градієнтного спуску:

$$W_{t+1} = W_t - \eta \frac{\partial L}{\partial W}, \quad (7)$$

де L – функція втрат,

η – швидкість навчання.

Таким чином, використання нейромережевих автоматів у діагностиці автомобільних систем відкриває нові можливості для аналізу складних та нелінійних процесів, де традиційні аналітичні методи виявляються недостатньо ефективними. Подальший розвиток нейромережевих автоматів може значно покращити автономність та інтелектуальність діагностичних систем, зменшуючи потребу в ручному налаштуванні параметрів та складних аналітичних обчисленнях. Такі системи можуть не лише виявляти несправності, а й оптимізувати алгоритми управління транспортним засобом у режимі реального часу, забезпечуючи адаптивне реагування на змінні умови експлуатації. У перспективі інтеграція нейромережевих автоматів у бортові системи автомобілів сприятиме розвитку повністю автоматизованих сервісних технологій, які мінімізуватимуть людське втручання та підвищуватимуть загальну безпеку та надійність транспортних засобів.

Чисельні розрахунки та експериментальні результати. Нижче ми представимо параметри чисельного експерименту, проведеного для оцінки точності запропонованої автоматної діагностичної системи. Чисельне моделювання допомагає оцінити ефективність автоматної моделі виявлення несправностей та її здатність коректно обробляти діагностичні дані. Для цього було визначено наступні параметри експерименту:

- $n = 50$ – кількість вимірювань у тестовому наборі даних. Це означає, що для оцінки ефективності моделі було взято 50 незалежних спостережень або реєстрацій діагностичних параметрів;

- $z_{10} = 50$ – контрольний рівень параметра. Це еталонне значення одного з ключових параметрів, яке слугує порогом для порівняння з реальними вимірами;
- крок зміни параметра:

$$\Delta_z = \frac{z_{max} - z_{min}}{5} \quad (8)$$

Ця формула визначає, як змінюється контрольований параметр на кожному кроці. Значення z_{max} та z_{min} задають максимальне та мінімальне значення параметра в експерименті, а поділ на 5 дозволяє розрахувати рівномірний крок зміни. Для оцінки точності моделі використовується середньоквадратична похибка (СКП), яка розраховується за формулою [5;13]:

$$D = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \hat{y}_{ij})^2, \quad (9)$$

де D – середньоквадратична похибка,

m – кількість точок вимірювання (моментів часу, кроків аналізу),

n – кількість різних параметрів (наприклад, температура двигуна, тиск масла),

y_{ij} – реальні виміряні значення параметра j у момент часу i ,

\hat{y}_{ij} – прогнозовані значення, отримані за допомогою автоматної моделі.

Дана формула обчислює середньоквадратичну похибку для двовимірного набору даних, де y_{ij} – реальні значення параметра, а \hat{y}_{ij} – це прогнозовані значення моделі. Підсумовуючи квадрати відхилень між фактичними та розрахунковими даними по всіх вимірюваннях i і всіх параметрах j , формула визначає середню похибку, усереднюючи її за кількістю вимірювань m .

Автоматна діагностична система може адаптуватися до змін у роботі транспортного засобу шляхом аналізу історичних даних. Це означає, що модель не є статичною, а здатна змінювати свої параметри залежно від накопиченого досвіду. Така адаптація дозволяє підвищити точність діагностики, особливо у випадках, коли окремі несправності проявляються нетиповим чином. Наприклад, якщо система спостерігає поступове збільшення відхилень у значеннях датчика тиску масла, вона може змінювати граничні значення для попередження про несправність, зменшуючи ризик раптового виходу з ладу двигуна.

Аналіз отриманих результатів. Розглянемо вплив кількості вимірювань на середньоквадратичну похибку діагностичної моделі. Аналіз базується на експериментальних даних, які ілюструють ефективність запропонованої методики обробки діагностичних сигналів. На рисунку нижче представлено графік, що демонструє зміну середньоквадратичної похибки в залежності від кількості вимірювань. Це дозволяє оцінити, наскільки ефективно працює автоматна діагностична модель при різних обсягах вхідних даних.

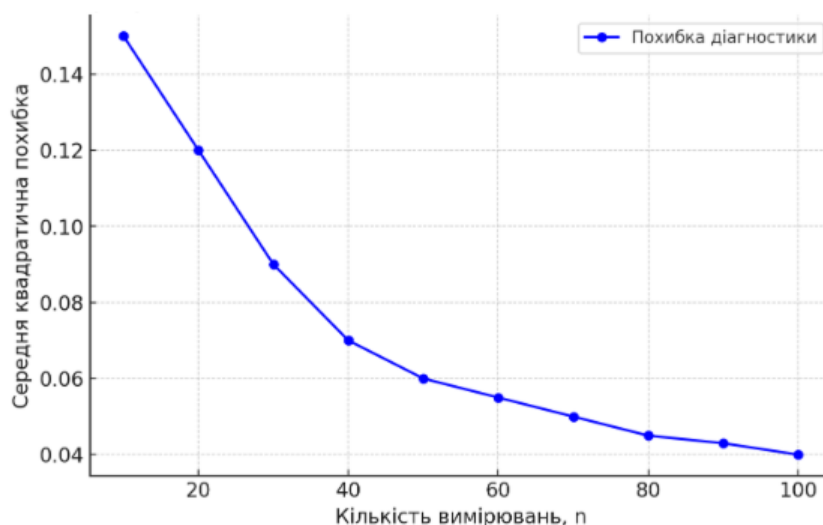


Рис. 3. Графік залежності похибки діагностики від кількості вимірювань

Графік наочно показує, що із збільшенням кількості вимірювань середньоквадратична похибка зменшується. Це очікувано, оскільки велика кількість спостережень дозволяє більш точно апроксимувати діагностичні параметри, усереднюючи випадкові відхилення. Результати експерименту демонструють, що використання ортогональних поліномів Фур'є як методу апроксимації дозволяє значно зменшити похибку аналізу діагностичних даних.

Зокрема, застосування цього методу дає змогу знизити похибку у 1.5-2 рази порівняно з традиційними методами регресійного аналізу. Це пояснюється тим, що ортогональні поліноми Фур'є ефективно фільтрують випадкові шумові компоненти сигналу, залишаючи лише інформативну частину даних. Таким чином, отримані результати підтверджують доцільність використання автоматних моделей, що базуються на методах спектрального аналізу, зокрема поліномах Фур'є, для покращення точності діагностичних систем.

Висновки. У ході дослідження було запропоновано та проаналізовано інтелектуальну автоматну систему для діагностики автомобіля, яка здатна ефективно обробляти діагностичні параметри та визначати можливі несправності. Однією з головних переваг цієї системи є автоматизація процесу аналізу, що дозволяє зменшити вплив людського фактору та підвищити точність оцінки технічного стану транспортного засобу. Запропонована система дозволяє застосовувати нейромережеві автомати для розв'язання складних діагностичних задач. Це відкриває можливості для адаптивного навчання моделі на основі накопичених даних, що покращує здатність системи розпізнавати нові або рідкісні несправності. Отримані результати підтверджують, що розроблений підхід дозволяє підвищити ефективність аналізу діагностичних даних, що є критично важливим для забезпечення оптимального технічного обслуговування та підвищення надійності транспортних засобів.

Список бібліографічного опису

1. Биков М., Ковтун В., Гаврилюк В. Основи інтелектуальних технологій : електрон. навч. посіб. комбін. (лок. та мереж.) використання. Вінниця : ВНТУ, 2023. 229 с.
2. Васильєв В. Методи та алгоритми цифрової обробки сигналів. Київ: Наук. думка, 2018. 356 с.
3. Кононова К. Машинне навчання: методи та моделі : підруч. для бакалаврів, магістрів та д-рів філософії спец. 051 «Економіка». Харків : ХНУ ім. В. Н. Каразіна, 2020. 301 с.
4. Костиук В. Математичні методи в технічній діагностиці. Київ: Техніка, 2020. 448 с.
5. Поліноміальна регресія – Вікіпедія. Вікіпедія. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Поліноміальна_регресія (дата звернення: 08.02.2025).
6. Стрелковська І., Паскаленко В. Ряди Фур'є. Інтеграл Фур'є: навч. посіб. для фахівців в галузі зв'язку. Одеса : Держ. ун-т інтелект. технологій та зв'язку, 2021. 122 с.
7. Халдерман Д. Д. Автоматизація та діагностика автомобільних систем. Львів: вид-во Львів. політехніки, 2021. 540 с.
8. Хопкрофт Д., Мотвани Р., Ульман Д. Введення в теорію автоматів, мов та обчислень. Харків: Фактор, 2018. 512 с.
9. Шевченко І. Нейромережеві технології в аналізі технічних даних. Харків: НТУ "ХПІ", 2021. 350 с.
10. A Modified Method and an Architecture of a Software for a Multivariate Polynomial Regression Building Based on the Results of a Conditional Active Experiment / A. Pavlov et al. *Advances in Computer Science for Engineering and Education VI*. Cham, 2023. P. 207–222. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-36118-0_19 (дата звернення: 13.02.2025).
11. Bengio Y., LeCun Y. *Scaling learning algorithms towards AI*. MIT Press, 2007. 240 p.
12. Celant G G., Broniatowski M. *Interpolation and Extrapolation Optimal Designs V1: Polynomial Regression and Approximation Theory*. Wiley. John Wiley & Sons, Ltd., 2016. 288 p.
13. Liu G. P., Yang J. B., Whidborne J. F. *Multiobjective optimization and control*. Baldock: Research Studies Press Ltd, 2003. 330 p.
14. Rudenko O., Bodyanskyi E. *Artificial neural networks: Training manual*. Kharkiv: SMIT Company LLC, 2006. 404 p.
15. Simonoff J., Chatterjee S. *Handbook of regression analysis with applications in R*. Wiley. John Wiley & Sons, Ltd., 2020. 384 p.

References

1. Bykov M., Kovtun V., Havryliuk V. *Osnovy intelektualnykh tekhnolohii: elektronnyi navchalnyi posibnyk kombinovanoho (lokalnoho ta merezhnoho) vykorystannia*. Vinnytsia: VNTU, 2023. 229 p.
2. Vasyliiev V. *Metody ta alhorytmy tsyvrovoi obrobky syhnaliv*. Kyiv: Naukova dumka, 2018. 356 p.
3. Kononova K. *Mashynne navchannia: metody ta modeli: pidruchnyk dlia bakalavriv, mahistriv ta doktoriv filosofii spetsialnosti 051 «Ekononika»*. Kharkiv: KhNU imeni V. N. Karazina, 2020. 301 p.
4. Kostiuk V. *Matematychni metody v tekhnichnii diahnostytsi*. Kyiv: Tekhnika, 2020. 448 p.
5. Polinomialna rehressiia – Wikipediia. Wikipediia. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Поліноміальна_регресія (date of access: 08.02.2025).

6. Strelkovska I., Paskalenko V. Riady Furie. Intehral Furie: navch. posib. dlia fakhivtsiv v haluzi zviazku. Odesa: Derzhavnyi universytet intelektualnykh tekhnolohii ta zviazku, 2021. 122 p.
7. Khalderman D. D. Avtomatyzatsiia ta diahnozyka avtomobilnykh system. Lviv: vydavnytstvo Lvivskoi politekhniky, 2021. 540 p.
8. Khopkroft D., Motvany R., Ulman D. Vvedennia v teoriiu avtomativ, mov ta obchyslen. Kharkiv: Faktor, 2018. 512 p.
9. Shevchenko I. Neiromerezhevi tekhnolohii v analizi tekhnichnykh danykh. Kharkiv: NTU "KhPI", 2021. 350 p.
10. A Modified Method and an Architecture of a Software for a Multivariate Polynomial Regression Building Based on the Results of a Conditional Active Experiment / A. Pavlov et al. *Advances in Computer Science for Engineering and Education VI*. Cham, 2023. P. 207–222. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-36118-0_19 (date of access: 13.02.2025).
11. Bengio Y., LeCun Y. *Scaling learning algorithms towards AI*. MIT Press, 2007. 240 p.
12. Celant G G., Broniatowski M. *Interpolation and Extrapolation Optimal Designs V1: Polynomial Regression and Approximation Theory*. Wiley. John Wiley & Sons, Ltd., 2016. 288 p.
13. Liu G. P., Yang J. B., Whidborne J. F. *Multiobjective optimization and control*. Baldock: Research Studies Press Ltd, 2003. 330 p.
14. Rudenko O., Bodyanskyi E. *Artificial neural networks: Training manual*. Kharkiv: SMIT Company LLC, 2006. 404 p.
15. Simonoff J., Chatterjee S. *Handbook of regression analysis with applications in R*. Wiley. John Wiley & Sons, Ltd., 2020. 384 p.