

Анісімов В. Ф.

д.т.н., професор

Холодюк О. В.

к.т.н., доцент

Рябошапка В. Б.

к.т.н., доцент

Липницький Р. М.

асистент

**Вінницький національний
аграрний університет****Anisimov V.**Doctor of Technical Sciences,
Professor**Kholodiuk O.**Candidate of Technical Sciences,
Associate Professor**Ryaboshapka V.**Candidate of Technical Sciences,
Associate Professor**Lypnytskyi R.**

Assistant

**Vinnytsia National Agrarian
University****УДК 621.436.004.58:004.93****DOI: 10.37128/2306-8744-2026-3-11**

ЗАСТОСУВАННЯ ТЕОРІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ ДЛЯ ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ДИЗЕЛЯ

Розглянуто теоретичні засади застосування систем розпізнавання образів для технічного діагностування дизельних двигунів. Систематизовано підходи до формування простору діагностичних ознак, оцінювання їх інформативності та класифікації технічних станів за умов повної й неповної апріорної інформації. Охарактеризовано основні типи систем розпізнавання та особливості їх використання під час аналізу технічного стану дизеля. Розкрито математичні основи параметричного оцінювання із застосуванням методу максимальної правдоподібності та байєсівського підходу. Наведено співвідношення для одновимірної й багатовимірної нормальної щільності розподілу, оцінок вектора середніх значень і коваріаційної матриці, а також використання махаланобісової відстані для оцінювання віддаленості вектора ознак від центра класу. Показано, що ефективність розпізнавання технічного стану визначається не кількістю контрольованих параметрів, а їх інформативністю, розділювальною здатністю та можливістю достовірного вимірювання в реальних умовах експлуатації. На прикладі плунжерних пар паливного насоса обґрунтовано відбір найбільш інформативної ознаки та вилучення параметрів, які не забезпечують чіткого розділення працездатного і непрацездатного станів. Для діагностування дизеля сформовано класи несправностей систем живлення, мащення й охолодження, кривошипно-шатунного та газорозподільного механізмів. Розглянуто байєсівське правило прийняття рішень, умовний ризик і критерій мінімізації ймовірності помилкової класифікації. Запропонований підхід може бути використаний як методична основа для побудови автоматизованих систем технічної діагностики дизельних двигунів. Практичне використання такого підходу дає змогу формалізувати процедуру віднесення поточного стану двигуна до визначеного класу та підвищити обґрунтованість діагностичних рішень за сукупністю вимірюваних ознак.

Ключові слова: розпізнавання образів; технічна діагностика; дизельний двигун; байєсівська класифікація; максимальна правдоподібність; коваріаційна матриця; махаланобісова відстань; діагностичні ознаки.

ЗАСТОСУВАННЯ ТЕОРІЇ
РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ ДЛЯ
ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО
СТАНУ ДИЗЕЛЯ © 2026 by Анісімов В.
Ф., Холодюк О. В., Рябошапка В. Б.,
Липницький Р. М. is licensed under CC
BY 4.0

Вступ. Технічна справність машин та стабільність їх експлуатаційних показників безпосередньо пов'язані з якістю контролю стану основних агрегатів і функціональних систем. Для дизельних двигунів така задача є особливо складною, оскільки зміна їх технічного

стану одночасно проявляється через значну кількість взаємозалежних характеристик. До них належать температурні показники, споживання палива і мастильних матеріалів, потужність, крутний момент, рівень шуму та параметри акустичних коливань. Тому встановлення



конкретної несправності лише за одним контрольованим показником не завжди забезпечує достатню достовірність діагностування.

За такого підходу визначення стану дизеля доцільно розглядати як задачу класифікації, у якій можливі технічні стани формують окремі класи, а виміряні діагностичні параметри характеризують належність об'єкта до одного з них. Використання методів розпізнавання образів дає можливість аналізувати не окремі прояви несправностей, а їх сукупність, формуючи формалізовану процедуру прийняття діагностичного рішення.

Однією з основних умов ефективної класифікації є раціональний вибір діагностичних ознак. Збільшення кількості контрольованих параметрів саме по собі не гарантує підвищення точності розпізнавання, оскільки включення слабоінформативних показників може ускладнювати обчислювальну процедуру та негативно впливати на достовірність результату. У зв'язку з цим ознаки необхідно оцінювати не лише з позиції можливості їх практичного вимірювання, а й за здатністю розмежовувати різні класи технічного стану.

Для формалізації такого процесу доцільним є застосування статистичних методів прийняття рішень. Зокрема, байєсівський підхід дає змогу поєднувати апіорну інформацію про можливі стани об'єкта з результатами поточних спостережень та визначати апостеріорні ймовірності належності до відповідних класів. Це дозволяє врахувати випадковість зміни діагностичних параметрів і підвищити обґрунтованість оцінювання технічного стану дизельного двигуна.

Постановка проблеми. Надійне визначення технічного стану дизельного двигуна потребує опрацювання сукупності параметрів різної фізичної природи та прийняття рішення щодо належності поточного стану до одного з наперед визначених класів. За великої кількості потенційних діагностичних ознак принциповим стає відбір параметрів, які мають достатню розділювальну здатність, можуть бути достовірно виміряні та забезпечують мінімальну ймовірність помилкового розпізнавання. Тому задача формалізації діагностування дизеля природно зводиться до побудови системи розпізнавання образів із використанням статистичних методів оцінювання та прийняття рішень.

Аналіз останніх досліджень. Проблемі визначення технічного стану дизельних двигунів за параметрами робочих процесів, вібраційними та акустичними сигналами присвячено значну кількість досліджень. Сучасні підходи до технічного діагностування дедалі частіше ґрунтуються на

аналізі сукупності діагностичних ознак та їх подальшій класифікації методами розпізнавання образів. Це пов'язано з тим, що вібраційні й акустичні сигнали дизеля мають нестационарний характер, формуються одночасною дією декількох джерел збурень і містять інформацію про стан паливної системи, газорозподільного механізму, циліндро-поршневої групи та інших вузлів.

У роботі В. Cai та співавторів [1] для діагностування дизельного двигуна запропоновано поєднання алгоритмів, заснованих на правилах, із байєсівськими та нейронними мережами. Попереднє опрацювання сигналів виконували із застосуванням вейвлет-фільтрації та ансамблевої емпіричної модової декомпозиції, після чого з отриманих компонент виділяли інформативні ознаки. Такий підхід дозволив виконувати класифікацію декількох видів несправностей за різних частот обертання двигуна. Результати цієї роботи підтверджують доцільність використання ймовірнісних моделей під час розпізнавання технічних станів складних механічних систем.

Перспективність акустичних діагностичних ознак досліджували S. K. Mathew та Y. Zhang [2]. Для класифікації несправностей процесу згоряння автори використовували звукові сигнали, зареєстровані на головці блока циліндрів, вейвлет-паketне перетворення, метод головних компонент і байєсівську оптимізацію параметрів класифікатора. Зменшення розмірності простору ознак дало змогу скоротити тривалість обчислень за збереження високої точності класифікації. Отримані результати показують, що ефективність системи розпізнавання визначається не тільки типом класифікатора, а й правильним вибором та попереднім опрацюванням діагностичних ознак.

Подальший розвиток акустичного діагностування простежується у дослідженні Н. Yan та співавторів [3], у якому для виявлення несправностей дизельного двигуна поєднано варіаційну модову декомпозицію, мел-частотні кепстральні коефіцієнти та нейронну мережу Long Short-Term Memory (мережа довгої короткочасної пам'яті). Такий підхід дозволяє виділяти приховані закономірності в нестационарних акустичних сигналах і використовувати їх як ознаки певного технічного стану. Водночас ускладнення математичного апарату та необхідність формування достатньої навчальної вибірки залишаються характерними обмеженнями інтелектуальних систем такого типу.

J. Zhang та співавтори [4] у 2024 році запропонували метод діагностування дизельних двигунів на основі трансферного навчання.



Автори звернули увагу на одну з ключових проблем сучасної діагностики – недостатню кількість експериментальних даних про несправні стани. Розроблена модель орієнтована на перенесення діагностичних знань між різними режимами роботи, ступенями розвитку несправності та типами обладнання. Це особливо суттєво для реальних умов експлуатації, де отримання великої кількості достовірно класифікованих сигналів несправного двигуна є складним або економічно недоцільним.

Х. Yang та співавтори [5] застосували для класифікації технічного стану дизеля багаторівневу згорткову нейронну мережу з механізмом уваги. Експериментально досліджували несправності, пов'язані зі зміною клапанного зазору, тиску в паливній рампі та недостатньою подачею палива. Для восьми класів технічного стану за різної частоти обертання точність розпізнавання перевищувала 97 %. Отже, використання вібраційних сигналів у поєднанні із сучасними методами класифікації забезпечує високу роздільну здатність при розпізнаванні несправностей, проте отриманий результат значною мірою залежить від структури та репрезентативності навчальної вибірки.

Узагальнення сучасних робіт із вібраційного моніторингу дизельних двигунів виконано О. Afanaseva, D. Pervukhin та A. Khatusov [6]. Автори систематизували методи встановлення датчиків, види діагностованих несправностей і способи обробки сигналів. Проведений ними аналіз підтвердив, що вібраційний сигнал є одним із найбільш інформативних джерел даних про технічний стан дизеля. Разом із тим практичне застосування таких систем ускладнюється зміною режимів роботи, наявністю шумів, взаємним накладанням коливальних процесів від різних механізмів та відсутністю універсальних діагностичних критеріїв.

Новітні дослідження 2026 року зміщують акцент із простого підвищення точності класифікації на забезпечення стійкості та пояснюваності діагностичних рішень. Y. Chen та співавтори [7] запропонували метод Ex-SPGCAN, у якому попередні відомості про фізичну природу вібраційних компонентів інтегруються з механізмом уваги нейронної мережі. Автори наголошують, що суто data-driven моделі можуть втрачати ефективність за зміни режимів роботи двигуна, оскільки статистичний розподіл ознак суттєво змінюється. Тому поєднання фізично обґрунтованих діагностичних ознак із методами класифікації розглядається як один із напрямів підвищення достовірності діагностування.

Ще однією невирішеною проблемою залишається необхідність навчання систем на значній кількості зразків несправних станів. S. Chu та співавтори [8] запропонували у 2026 році метод раннього виявлення несправностей дизеля за відсутності навчальних вибірок для несправних станів. Метод ґрунтується на самокерованому навчанні та реконструкції вібраційних ознак; у проведених авторами експериментах середня точність виявлення відхилень становила 96,82 %. Такий результат підтверджує актуальність пошуку методів, здатних працювати з обмеженим обсягом апіорної інформації.

Вітчизняні дослідження також підтверджують перспективність застосування методів розпізнавання образів для оцінювання технічного стану автотракторних дизелів. В. Ф. Анісімов та А. П. Єленич [9] запропонували підхід до розпізнавання технічного стану автотракторних двигунів за сукупністю діагностичних параметрів. Подальший розвиток цього напрямку представлено у монографії В. Ф. Анісімова, О. О. Труханської та Л. В. Швець [10], де розглянуто розпізнавання технічного стану дизелів за малими відхиленнями контрольованих параметрів. У роботі В. Ф. Анісімова, В. Б. Рябошапки, А. А. Штуця та Р. В. Лисенка [11] питання оцінювання стану дизельних двигунів розглядається у взаємозв'язку з підвищенням їх надійності та довговічності, що підтверджує доцільність своєчасного виявлення відхилень параметрів роботи як складової забезпечення експлуатаційної надійності.

Таким чином, аналіз сучасних досліджень свідчить про поступовий перехід від контролю окремих діагностичних параметрів до комплексного розпізнавання технічного стану дизеля за багатовимірною сукупністю ознак. Поряд із традиційними статистичними методами активно використовуються методи машинного та глибокого навчання, трансферне і самокероване навчання, механізми уваги. Проте висока точність складних нейромережевих моделей сама по собі не усуває проблеми обмеженості навчальних вибірок, зміни статистичних характеристик сигналів за різних режимів роботи та недостатньої інтерпретованості отриманого рішення. У зв'язку з цим актуальним залишається розроблення підходу до діагностування дизеля, в якому технічний стан розглядається як образ, заданий сукупністю інформативних ознак, а його віднесення до відповідного класу виконується на основі формалізованих статистичних критеріїв з урахуванням апіорних та апостеріорних ймовірностей.

Мета дослідження. Метою роботи є систематизація теоретичних положень

розпізнавання образів і статистичного прийняття рішень для формування підходу до класифікації технічного стану дизельного двигуна за сукупністю інформативних діагностичних ознак.

Виклад основного матеріалу дослідження. Розпізнавання образів можна розглядати як процес опрацювання початкових даних про об'єкт, у результаті якого формується рішення щодо його належності до певної групи або класу. Вхідну інформацію при цьому становить сукупність параметрів і характеристик досліджуваного об'єкта, а результатом є його класифікаційна оцінка.

Формування систем розпізнавання передбачає попереднє накопичення, систематизацію та аналіз відомостей про досліджувані об'єкти. Залежно від характеру інформації та природи діагностичних ознак такі системи поділяють на прості й складні. Простішими є випадки, коли для опису об'єктів використовуються однорідні показники, тоді як складні системи оперують сукупністю ознак різної фізичної природи та неоднорідною інформацією.

Узагальнену структуру та основні різновиди систем розпізнавання об'єктів і явищ представлено на рис. 1.

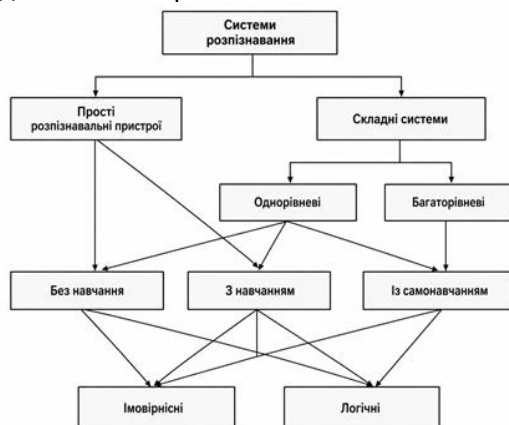


Рис. 1. Класифікація систем розпізнавання образів.

Прості системи розпізнавання доцільно використовувати тоді, коли для ідентифікації стану об'єкта достатньо однієї або кількох діагностичних ознак. Так, під час оцінювання придатності плунжерних пар як основний критерій може застосовуватися показник їх гідравлічної щільності, за значенням якого здійснюється розмежування працездатного та непрацездатного станів.

Діагностування дизельних двигунів, навпаки, потребує врахування значно ширшого комплексу параметрів. До них можуть належати температура охолоджувальної рідини та мастила, показники роботи двигуна, характеристики паливної апаратури та інші параметри, що відображають перебіг робочих процесів. У таких випадках застосування

складних систем розпізнавання є більш обґрунтованим.

За способом одержання апостеріорних даних складні системи розпізнавання можуть бути організовані за однорівневою або багаторівневою схемою. Для багаторівневих систем характерне формування інформації про ознаки на основі результатів непрямих вимірювань. В однорівневих системах необхідні характеристики об'єкта визначаються безпосередньо шляхом прямих вимірювань і подальшого опрацювання експериментальних даних.

Структура системи розпізнавання також залежить від обсягу апріорних відомостей про досліджуваний об'єкт. Якщо початкова інформація є достатньою для опису класів і встановлення правил прийняття рішення, розпізнавання може здійснюватися без процедури навчання. За неповного апріорного опису виникає необхідність використання навчальних вибірок для уточнення параметрів моделі та формування класифікаційних правил. Якщо ж початкове розбиття об'єктів на класи відсутнє і їх кількість заздалегідь не визначена, доцільно застосовувати методи самонавчання, за допомогою яких структура класів встановлюється без попереднього маркування спостережень.

Окремий напрям становлять імовірнісні системи розпізнавання, в яких рішення формуються із застосуванням положень статистичної теорії прийняття рішень. Їх використання ґрунтується на припущенні про існування статистичних залежностей між значеннями діагностичних ознак та належністю об'єкта до певного класу. Інший підхід реалізують логічні системи, де процедура класифікації базується на методах дискретного аналізу, логічних правилах і формалізованих висловлюваннях.

Для технічних систем розпізнавання важливим етапом є визначення параметрів моделей, за якими описуються відповідні класи станів. Задача параметричного оцінювання належить до базових задач математичної статистики та може розв'язуватися різними методами. Найбільш поширеними є метод максимальної правдоподібності та байєсівське оцінювання. Для математичного опису діагностичних даних при цьому використовують параметричні сімейства законів розподілу, зокрема нормальні та поліноміальні моделі.

Припустимо, що наявна сукупність вибірових даних попередньо розподілена між відповідними класами, а вибірки кожного класу X_i сформовані незалежно згідно із заданим законом розподілу. Ознаки, що характеризують досліджувані образи, можуть бути представлені як скалярними, так і векторними величинами.

Якщо щільність розподілу задана у відомій параметричній формі, її характеристики визначаються відповідним вектором параметрів θ_i . У методі максимальної правдоподібності цей вектор розглядається як невідомий фіксований параметр, тоді як у байєсівському підході йому надається статус випадкової величини.

Отже, вибіркові дані використовуються для оцінювання невідомих параметрів відповідних класів. З урахуванням незалежності спостережень функцію правдоподібності можна подати у вигляді:

$$P(x|\theta) = \prod_{k=1}^n P(x_k|\theta) \quad (1)$$

Як функцію невідомого параметра θ , щільність, побудована за наявною сукупністю вибірових даних, можна трактувати як функцію правдоподібності. Вона характеризує, наскільки узгоджується певне значення параметра θ з отриманими спостереженнями. Оцінкою максимальної правдоподібності $\hat{\theta}$ вважають таке значення параметра, за якого функція

$$\nabla \ln P(x_n|\theta) = [\partial \ln P(x_n|\theta) / \partial \theta^1, \dots, \partial \ln P(x_n|\theta) / \partial \theta_n] = 0 \quad (3)$$

Отже, визначення оцінки максимальної правдоподібності зводиться до пошуку такого значення параметра, яке задовольняє систему з n рівнянь, отриману з відповідних умов екстремуму функції правдоподібності.

У більш загальному випадку параметричний опис розподілу включає одночасно невідомий вектор середніх значень μ та коваріаційну матрицю Σ , які разом формують параметричний вектор θ . Для цих характеристик оцінки, визначені методом максимальної правдоподібності, подаються такими співвідношеннями:

$$\hat{\mu} = (1/n) \sum_{k=1}^n x_k \quad (4)$$

$$\hat{\Sigma} = (1/n) \sum_{k=1}^n (x_k - \hat{\mu})(x_k - \hat{\mu})^t \quad (5)$$

Аналіз співвідношень (4) і (5) показує, що оцінкою максимальної правдоподібності для вектора математичного сподівання є середнє значення, обчислене за вибіркою. Для коваріаційної матриці відповідна оцінка визначається шляхом усереднення n матриць, сформованих за результатами окремих спостережень.

Метод максимальної правдоподібності має безпосередній зв'язок із процедурами стохастичної апроксимації. Нехай задано сукупність параметрично умовно незалежних і однаково розподілених випадкових векторів, що характеризуються відповідною щільністю ймовірності. Розглянемо також випадковий вектор, значення якого визначається випадковою величиною x та фіксованим вектором параметрів. Тоді для довільного вектора, що належить параметричному

правдоподібності набуває найбільшого значення, що схематично показано на рис. 2.

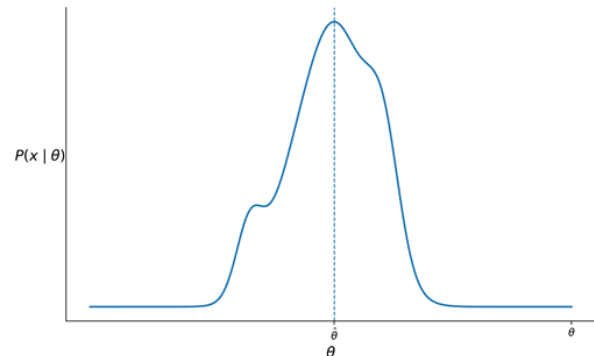


Рис. 2. Оцінка за максимумом правдоподібності для параметра θ

Для аналізу зручніше працювати з логарифмом правдоподібності, а не безпосередньо з її значенням. Тоді:

$$\ln P(x^1, x^2, \dots, x_n|\theta) = \ln \prod_{k=1}^n P(x_k|\theta) \quad (2)$$

Використовуючи градієнт $\nabla \theta$ відносно θ , можна записати:

$$\beta^1 = \nabla \ln P(x^1|\theta); \beta^2 = \nabla \ln P(x^2|\theta); \quad (6)$$

$$\beta^3 = \nabla \ln P(x^3|\theta); \dots \beta_n = \nabla \ln P(x_n|\theta) \quad (7)$$

Доцільно прагнути до такого подання вибіркової інформації, за якого обсяг і складність її опису не збільшуються разом зі зростанням кількості спостережень np . Якщо перехід від початкової сукупності даних до певної статистичної характеристики не спричиняє збільшення дисперсії оцінюваного параметра, таке узагальнення вибірки можна вважати обґрунтованим.

Нехай розглядається сукупність умовно незалежних і однаково розподілених випадкових векторів, закон розподілу яких задається відповідною щільністю ймовірності. Статистику K_1 вважають достатньою для параметра θ^* , якщо після її визначення умовний розподіл будь-яких інших вимірних статистик не містить додаткової залежності від θ^* . Таким чином, достатня статистика концентрує в собі всю інформацію вибірки, необхідну для оцінювання цього параметра.

Байєсівський підхід до класифікації ґрунтується на визначенні апостеріорних ймовірностей належності досліджуваного об'єкта до відповідних класів. Як і в методі максимальної правдоподібності, параметричний вектор θ є невідомим. Водночас принципова відмінність байєсівського оцінювання полягає в тому, що θ розглядається як випадкова величина, а його апостеріорна щільність визначається в усьому параметричному просторі.

За допомогою правила Байєса апостеріорні ймовірності встановлюють на основі апіорної інформації та умовних щільностей розподілу, що відповідають окремим класам. Якщо необхідні апіорні ймовірності або параметри умовних розподілів заздалегідь невідомі, їх оцінювання виконують із залученням усієї доступної інформації. До неї можуть належати попередні відомості про тип функції щільності, допустимі інтервали зміни параметрів, а також інформація, отримана безпосередньо з наявної множини вибірок.

$$P(y_i | X, X) = \frac{P(X | y_i, X) P(y_i | X)}{\sum_{k=1}^n P(X | y_k, X) P(y_k | X)} \quad (8)$$

Із наведеного співвідношення випливає, що вибіркові дані можуть слугувати джерелом інформації як для оцінювання умовних щільностей розподілу, пов'язаних з окремими класами, так і для уточнення апіорних ймовірностей їх появи.

У випадку, коли апіорні ймовірності класів задані заздалегідь і вважаються достовірно відомими, байєсівське співвідношення набуває спрощеного вигляду:

$$P(y_i | X, X) = \frac{P(X | y_i, X_i) P(y_i)}{\sum_{k=1}^n P(X | y_k, X_k) P(y_k)} \quad (9)$$

Рівняння (8) дає можливість виконувати аналіз кожного класу незалежно, використовуючи для оцінювання його характеристик лише ті вибіркові дані, що належать до відповідної групи. Такий підхід дає змогу спростити математичний опис задачі, усуваючи необхідність одночасного врахування відмінностей між усіма класами.

У цьому разі основну задачу байєсівського навчання можна звести до оцінювання невідомих характеристик ймовірнісної моделі на основі сукупності незалежних вибірок, сформованих відповідно до певного фіксованого, але заздалегідь невідомого закону розподілу.

Узагальнюючи принципи побудови та застосування систем розпізнавання образів, можна виділити низку основних завдань, які необхідно вирішити під час їх розроблення:

- формування множини класів, до яких можуть бути віднесені досліджувані об'єкти;
- визначення оптимального набору інформативних ознак та побудова опису класів у вибраному ознаковому просторі на основі апіорних даних, навчання або самонавчання;
- розроблення процедур і алгоритмів класифікації та опрацювання діагностичної інформації;
- удосконалення й оптимізація процесу розпізнавання з урахуванням структури та умов роботи системи;
- оцінювання точності, надійності й загальної ефективності системи за різних режимів її функціонування.

Таким чином, створення практично придатної системи розпізнавання потребує комплексного вирішення взаємопов'язаних задач - від формування класів та ознакового простору до вибору алгоритму класифікації й оцінювання його результативності.

Розпізнавання образів, що характеризують технічний стан дизеля. Під час оцінювання технічного стану дизельного двигуна методом розпізнавання образів особливе значення має вибір діагностичних параметрів, які найбільш повно відображають зміни його стану та можуть бути пов'язані із залишковим ресурсом. Саме тому на початковому етапі необхідно сформулювати набір найбільш інформативних ознак, придатних для подальшої класифікації досліджуваних станів.

Відбір таких ознак має забезпечувати скорочення розмірності ознакового простору без суттєвого погіршення точності розпізнавання. Одночасно доцільно прагнути до спрощення алгоритмів класифікації та зменшення ймовірності помилкового віднесення об'єкта до певного класу.

Формування ефективної системи діагностичних ознак може здійснюватися за двома основними підходами. Перший передбачає початковий вибір обмеженої кількості характеристик, які апіорно вважаються найбільш інформативними. Такий спосіб значною мірою спирається на практичний досвід, експертні оцінки та попередні уявлення дослідника про характер діагностичного процесу.

Другий підхід ґрунтується на попередньому формуванні розширеної множини можливих параметрів із подальшим їх відбором за заданим критерієм ефективності. У результаті зберігаються лише ті ознаки, які забезпечують найбільшу корисність для розмежування відповідних класів технічного стану.

Для складних діагностичних ситуацій найбільш обґрунтованим є подання об'єкта у багатовимірному просторі ознак, де кожний технічний стан характеризується певною сукупністю параметрів. Статистичний опис таких ознак може базуватися на відповідних законах розподілу. Для випадку одновимірної нормально розподіленої величини щільність ймовірності визначається таким виразом:

$$P(x | \mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^2 \right\} \quad (10)$$

Ця функція розподілу однозначно задається двома статистичними характеристиками - математичним сподіванням μ , що визначає положення центра розподілу, та дисперсією σ^2 , яка характеризує ступінь розсіювання значень відносно середнього:

$$P(x) \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$$

У багатовимірному випадку нормальний закон розподілу описується відповідною

функцією щільності, яка в загальному вигляді має такий запис:

$$P(x | \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right] \quad (11)$$

Її параметри задаються вектором середніх значень μ та незалежними елементами коваріаційної матриці Σ . У наведеному співвідношенні x являє собою d -компонентний вектор-стовпець, μ - вектор математичних

сподівань тієї самої розмірності, а Σ - коваріаційну матрицю розміру $d \times d$. Позначення $(\cdot)^T$ відповідає операції транспонування, Σ^{-1} - матриці, оберненій до Σ , а $|\Sigma|$ - її визначнику. Якщо Σ^{-1} і μ відомі, маємо:

$$P(x | \mu, \Sigma^{-1}) = \frac{|\Sigma^{-1}|^{1/2}}{(2\pi)^{d/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right] \quad (12)$$

Якщо μ і Σ^{-1} розглядаються як невідомі параметри, маємо:

$$P(x | \mu, \Sigma^{-1}) = \frac{|\Sigma^{-1}|^{1/2}}{(2\pi)^{d/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right] \quad (13)$$

$$P(x) \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$$

Для нормально розподілених випадкових величин результати спостережень, як правило, концентруються в певній області ознакового простору, утворюючи відповідний кластер (рис. 3). Положення його центра визначається вектором середніх значень, тоді як геометрична форма та характер розсіювання даних задаються коваріаційною матрицею. Орієнтація головних осей утворених гіпереліпсоїдів визначається власними векторами матриці Σ , а їхні розміри пов'язані з відповідними власними значеннями.

$$z^2 = (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \quad (14)$$

Цю величину визначають як квадрат відстані Махаланобіса між вектором спостережень x та центром розподілу μ . Поверхні однакої щільності в такому просторі мають форму гіпереліпсоїдів, точки яких характеризуються однаковим значенням відстані Махаланобіса до вектора середніх значень. Розмір цих гіпереліпсоїдів відображає ступінь розсіювання вибірових даних відносно центра розподілу.

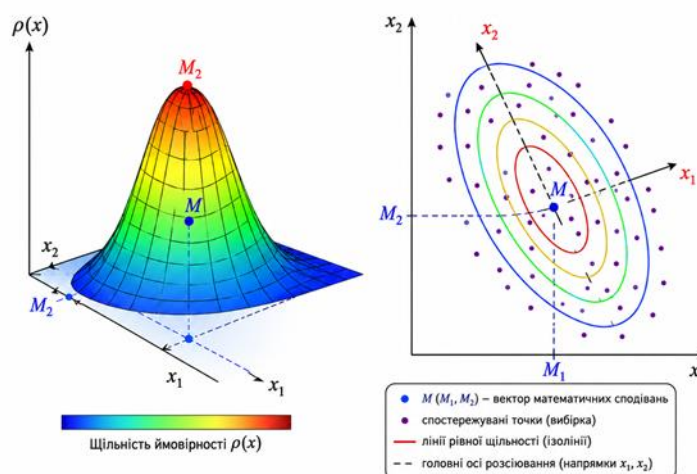


Рис. 3. Подання нормальної щільності: а - у вигляді функції двох змінних; б - на діаграмі розсіювання.

Для класифікації образів, що відображають технічний стан дизельного двигуна, доцільно використовувати особливості його роботи та значення основних контрольованих параметрів. На цій основі можна сформувати такі класи станів: Ω - загальний несправний стан дизеля; Ω_1 - несправність системи живлення; Ω_2 - несправність системи мащення; Ω_3 - несправність системи охолодження; Ω_4 - несправність

кривошипно-шатунного механізму; Ω_5 - несправність газорозподільного механізму.

Після формування відповідних класів необхідно визначити сукупність параметрів і діагностичних ознак, за допомогою яких можна охарактеризувати кожний із них. Із початкового переліку доцільно вилучити ті ознаки, значення яких неможливо однозначно встановити для окремих класів технічного стану.

Наступним етапом є відбір параметрів з урахуванням реальних можливостей технічних засобів контролю дизеля, зокрема випробувальних стендів, діагностичного обладнання, вимірювальних приладів та інших засобів спостереження. До практично доступних показників можуть належати димність відпрацьованих газів, їх токсичність, витрата палива й мастила, температурні характеристики та інші параметри. Після цього на основі наявної апріорної інформації кожний клас несправностей описують через обрану сукупність діагностичних ознак.

За характером подання такі ознаки можуть бути якісними або кількісними. До якісних належать, наприклад, димність вихлопу, рівень шуму чи характер розпилення палива. Кількісними є показники витрати палива та мастила, потужність, крутний момент та інші вимірювані величини. Тому характеристика кожного класу повинна враховувати як наявність або відсутність певних якісних проявів, так і допустимі інтервали або статистичні закони зміни числових параметрів.

Не всі ознаки однаково корисні для розв'язання задачі класифікації. Навіть за наявності достатньої апріорної інформації окремі параметри можуть мати низьку розділювальну

здатність і практично не впливати на правильність розпізнавання. Такі характеристики доцільно відносити до малоінформативних і виключати з подальшого аналізу.

Наприклад, під час оцінювання стану двох плунжерних пар паливного насоса необхідно встановити їх належність до одного з двох класів: Ω_1^1 - працездатна плунжерна пара або Ω_1 - непрацездатна.

Для побудови системи розпізнавання в цьому випадку слід обрати ознаки, що найбільш адекватно характеризують стан плунжерної пари. До можливих параметрів належать стан робочих поверхонь плунжера і втулки, величина зазору між ними, вільність переміщення плунжера у втулці та гідравлічна щільність. Оскільки практична перевірка повинна бути простою, маловитратною та не потребувати значної кількості вимірювального обладнання, використання величини зазору як основної ознаки є недоцільним. У результаті для подальшого розпізнавання залишають три характеристики: y_1 - стан робочої поверхні плунжера і втулки; y_2 - вільний рух плунжера у втулці; y_3 - величина гідравлічної щільності.

Таблиця 1.

Значення ознак y_1, y_2, y_3 для класів Ω_1 і Ω_1^1

Ознака	Клас Ω_1 - непрацездатна	Клас Ω_1^1 - працездатна
y_1	Риски на робочій поверхні плунжера і втулки	Риски відсутні
y_2	Рух вільний	Рух вільний
y_3	Гідравлічна щільність, $\tau = 15$ с	Гідравлічна щільність, $\tau = 40$ с

Аналіз даних, наведених у табл. 1, показує, що ознака y_2 практично не забезпечує розмежування технічних станів, оскільки її значення є однаковим для обох класів. У зв'язку з цим включати її до системи розпізнавання недоцільно. Більш інформативною є ознака y_3 , оскільки відсутність ризик, яка характеризує y_1 , ще не гарантує працездатності плунжерної пари. Тому для розпізнавання її технічного стану доцільно використовувати насамперед значення гідравлічної щільності y_3 .

Якщо між сукупністю діагностичних ознак y_i та класами Ω_i , до яких може бути віднесений об'єкт, існує статистичний взаємозв'язок, процедуру класифікації можна будувати на положеннях теорії статистичних рішень. За наявності повної апріорної інформації такі методи можуть застосовуватися без попереднього навчання системи. Якщо ж початкові відомості є неповними, необхідне їх уточнення за допомогою процедур навчання або самонавчання.

Отже, реалізація системи розпізнавання без навчання можлива за умови, що наперед відомі форма та параметри умовних щільностей розподілу $P(X|y_i)$, апріорні характеристики

класів $P(\Omega_i)$, а також задана матриця втрат, яка використовується під час прийняття діагностичного рішення:

$$|C| = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \dots & C_{1n} \\ C_{21} & C_{22} & \dots & C_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1} & C_{n2} & \dots & C_{nn} \end{bmatrix} \quad (15)$$

Припустимо, що сукупність діагностичних ознак подано у вигляді d-компонентного вектора, а відповідний розподіл випадкової величини X характеризується функцією умовної щільності. Тоді апостеріорну ймовірність належності досліджуваного об'єкта до певного класу можна визначити на основі відомих апріорних характеристик та умовних щільностей, використовуючи правило Байеса:

$$P(y_i | X) = \frac{P(X | y_i) P(y_i)}{\sum_{i=1}^c P(X | y_i) P(y_i)} \quad (16)$$

де $P(y_i)$ характеризує апріорну ймовірність відповідного стану, а c визначає загальну кількість класів.

Нехай фактичний технічний стан дизеля відповідає класу y_i , а за результатами розпізнавання приймається рішення β_j . У разі невідповідності прийнятого рішення реальному стану виникають втрати, що задаються

величиною $\lambda(\beta_j | y_i)$. У межах теорії статистичних рішень математичне сподівання таких втрат визначається як ризик, а величина $R(\beta_j | X)$ характеризує умовний ризик для заданого вектора спостережень X :

$$R(\beta_j | X) = \sum_{i=1}^c \lambda(\beta_j | y_i) P(y_i | X) \quad (17)$$

Для мінімізації загального ризику, що виражається формулою

$$R = \int R(\beta(X) | X) P(X) dX \quad (18)$$

Для прийняття рішення необхідно визначити значення умовного ризику для кожної можливої дії та обрати ту дію, за якої цей показник є найменшим. Мінімальне значення повного ризику називають байєсівським ризиком; воно відповідає оптимальній стратегії прийняття рішення в межах заданої моделі.

Якщо метою є мінімізація ймовірності помилкової класифікації, рішення щодо належності об'єкта до класу y_i приймають за умови, що апостеріорна ймовірність $P(y_i | X)$ перевищує $P(y_j | X)$ для всіх $i \neq j$.

У реальних задачах розпізнавання апіорні ймовірності $P(y_i)$ та умовні за класом щільності $P(X | y_i)$ часто залишаються невідомими. У такому разі їх оцінюють за наявними вибірковими даними, після чого отримані оцінки використовують у подальших процедурах класифікації як наближені значення відповідних ймовірнісних характеристик. Такий підхід передбачає застосування систем розпізнавання з навчанням.

Нехай щільність $P(X)$ безпосередньо невідома, проте відома її параметрична форма $P(X | \theta)$. Тоді параметричний вектор θ можна

$$P(X | \theta) = \frac{1}{(2\pi)^{nd/2} |\Sigma|^{n/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (x_k - \theta)^T \Sigma^{-1} (x_k - \theta) \right] \quad (20)$$

У наведеному поданні перший множник містить усю залежність функції $P(X | \theta)$ від параметра θ . Відповідно до теореми факторизації це означає, що статистика $k \sum_{k=1}^n x_k$ є достатньою для оцінювання параметра θ .

У практичних задачах розпізнавання нерідко наявна вибірка, для якої попередня належність спостережень до конкретних класів не задана. За таких умов доцільно застосовувати методи самонавчання, які дають змогу одночасно виявляти структуру класів і оцінювати їх параметри. У цьому випадку задача оцінювання виникає тоді, коли функція розподілу $P(X)$ подається у вигляді суміші:

$$P(X | \theta) = \sum_{i=1}^c P(X | y_i, \theta_i) P(y_i) \quad (21)$$

де $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_c)$ є сукупністю параметрів компонентів суміші. Функції $P(X | y_i, \theta_i)$

розглядають як невідому випадкову величину. До отримання експериментальних даних інформація про нього задається апіорною щільністю $P(\theta)$, а після спостереження вибірки X формується апостеріорна щільність $P(\theta | X)$.

Шукану щільність $P(X | X)$, яка використовується для наближеного відновлення невідомої $P(X)$, визначають шляхом інтегрування спільної щільності $P(X, \theta | X)$ за всіма можливими значеннями параметричного вектора θ :

$$P(X | X) = \int P(X, \theta | X) d\theta$$

$$P(X | X) = \int P(X | \theta) P(\theta | X) d\theta \quad (19)$$

де $P(X | X)$ - умовна щільність, сформована з урахуванням наявної вибіркової інформації; $P(X | \theta)$ - щільність розподілу, подана в параметричній формі; $P(\theta | X)$ - апостеріорна щільність невідомого параметричного вектора θ .

Під час практичного розв'язання задач діагностування несправностей автотракторного дизеля методом розпізнавання образів кількості невідомих параметрів може становити десятки, тоді як обсяг навчальної вибірки - сотні спостережень. За таких умов безпосереднє обчислення $P(X | \theta)$ або $P(\theta | X)$ істотно ускладнюється. Тому важливим є вибір такої параметричної форми $P(X | \theta)$, яка забезпечує можливість отримання прийнятного аналітичного розв'язку.

Одним із способів зменшення обчислювальної складності є використання достатніх статистик. Для їх одержання може бути застосована теорема факторизації. У випадку нормального закону розподілу за умови $P(X | \theta) \sim N(\theta, \Sigma)$ відповідне представлення має вигляд:

характеризують умовні щільності окремих компонентів, тоді як апіорні ймовірності $P(y_i)$ визначають вагові параметри суміші. Основна задача полягає в оцінюванні невідомого вектора параметрів θ за вибірковими даними, сформованими відповідно до заданої щільності суміші.

Розглянемо застосування алгоритмів розпізнавання, побудованих на байєсівському критерії, до задачі діагностування технічного стану дизельного двигуна.

Нехай необхідно встановити технічний стан дизелів трьох типів D_1, D_2 та D_3 за характером зміни інтенсивності звуку під час їх роботи. Оскільки акустичний сигнал дизеля змінюється в часі випадковим чином, його доцільно розглядати як випадковий процес. Завдання розпізнавання полягає у визначенні класу, до якого належить кожний із досліджуваних типів дизелів.

Технічний стан дизеля типу D_1 характеризується параметром θ_1 , дизеля D_2 - параметром θ_2 , а дизеля D_3 - параметром θ_3 . При цьому передбачається, що значення θ_1 , θ_2 та θ_3 підпорядковуються нормальному закону розподілу.

Оскільки умовна щільність $P(X|y_i)$ має відому параметричну форму та повністю визначається відповідним вектором параметрів θ_i , надалі її можна подати у вигляді $P(X|y_i, \theta_i)$.

Перший технічний стан дизеля характеризується щільностями:

$$P_{\theta_1'}(x'_1 | y'_1, \theta'_1), P_{\theta_2'}(x'_2 | y'_2, \theta'_2), P_{\theta_3'}(x'_3 | y'_3, \theta'_3) \quad (22)$$

Другий технічний стан дизеля характеризується:

$$P_{\theta_1''}(x''_1 | y''_1, \theta''_1), P_{\theta_2''}(x''_2 | y''_2, \theta''_2), P_{\theta_3''}(x''_3 | y''_3, \theta''_3) \quad (23)$$

На основі вибіркової сукупності $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ виконаємо оцінювання невідомих параметрів відповідних моделей. Оскільки окремі спостереження вважаються статистично незалежними, спільну ймовірнісну характеристику вибірки можна подати у вигляді добутку щільностей для кожного з її елементів:

$$P(\mathcal{X} | \theta) = \prod_{k=1}^n P(x_k | \theta)$$

Функція $P(\mathcal{X} | \theta)$ характеризує правдоподібність певного значення параметричного вектора θ за наявної сукупності спостережень $\mathcal{X}$. Оскільки для вектора середніх значень оцінкою максимальної правдоподібності є вибіркове середнє, а для коваріаційної матриці - відповідна вибіркова оцінка коваріації, перший технічний стан дизелів типів D_1, D_2 та D_3 можна описати такими оцінками параметрів:

$$\begin{aligned} \widehat{\mu}_{\theta_1'} &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x'_k, & \widehat{\Sigma}_{\theta_1'} &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x'_k - \mu_{\theta_1'}) (x'_k - \mu_{\theta_1'})^T \\ \widehat{\mu}_{\theta_2'} &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x'_k, & \widehat{\Sigma}_{\theta_2'} &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x'_k - \mu_{\theta_2'}) (x'_k - \mu_{\theta_2'})^T \\ \widehat{\mu}_{\theta_3'} &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x'_k, & \widehat{\Sigma}_{\theta_3'} &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x'_k - \mu_{\theta_3'}) (x'_k - \mu_{\theta_3'})^T \end{aligned}$$

Другий стан дизелів характеризується аналогічними оцінками:

$$\begin{aligned} \widehat{\mu}_{\theta_1''} &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x''_k, & \widehat{\Sigma}_{\theta_1''} &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x''_k - \mu_{\theta_1''}) (x''_k - \mu_{\theta_1''})^T \\ \widehat{\mu}_{\theta_2''} &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x''_k, & \widehat{\Sigma}_{\theta_2''} &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x''_k - \mu_{\theta_2''}) (x''_k - \mu_{\theta_2''})^T \\ \widehat{\mu}_{\theta_3''} &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x''_k, & \widehat{\Sigma}_{\theta_3''} &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x''_k - \mu_{\theta_3''}) (x''_k - \mu_{\theta_3''})^T \end{aligned}$$

На основі байєсівського критерію визначають критичні значення параметрів $\theta_1, \theta_2, \theta_3$, задаючи апіорні ймовірності, що відповідають першому та другому технічним станам дизелів. За відомих апіорних ймовірностей апостеріорну ймовірність належності об'єкта до певного стану визначають за формулою Байєса:

$$P(y_i | X) = \frac{P(X | y_i) P(y_i)}{\sum_{i=1}^c P(X | y_i) P(y_i)}$$

Для першого стану:

$$P'_1(y'_1 | x') = \frac{P'_1(x' | y'_1) P'_1(y'_1)}{\sum_{i=1}^c P'_1(x' | y'_i) P'_1(y'_i)}$$

$$P'_2(y'_2 | x') = \frac{P'_2(x' | y'_2) P'_2(y'_2)}{\sum_{i=1}^c P'_2(x' | y'_i) P'_2(y'_i)}$$

$$P'_3(y'_3 | x') = \frac{P'_3(x' | y'_3) P'_3(y'_3)}{\sum_{i=1}^c P'_3(x' | y'_i) P'_3(y'_i)}$$

Для другого стану:

$$P''_1(y''_1 | x'') = \frac{P''_1(x'' | y''_1) P''_1(y''_1)}{\sum_{i=1}^c P''_1(x'' | y''_i) P''_1(y''_i)}$$

$$P''_2(y''_2 | x'') = \frac{P''_2(x'' | y''_2) P''_2(y''_2)}{\sum_{i=1}^c P''_2(x'' | y''_i) P''_2(y''_i)}$$

$$P''_3(y''_3 | x'') = \frac{P''_3(x'' | y''_3) P''_3(y''_3)}{\sum_{i=1}^c P''_3(x'' | y''_i) P''_3(y''_i)}$$

Умовний ризик визначається за рівнянням (16):

$$R(\beta_j | X) = \sum_{i=1}^c \lambda(\beta_j | y_i) P(y_i | X)$$

де λ визначає величину втрат, що виникають у випадку, коли фактичний технічний стан дизеля відповідає одному класу, а за результатами розпізнавання приймається інше рішення.

Для першого технічного стану відповідні значення визначаються таким чином:

$$R'_1(\beta'_1 | x') = \sum_{i=1}^c \lambda'_1(\beta_j | y'_i) P(y'_i | x')$$

$$R'_2(\beta'_2 | x') = \sum_{i=1}^c \lambda'_2(\beta_j | y'_2) P(y'_2 | x')$$

$$R'_3(\beta'_3 | x') = \sum_{i=1}^c \lambda'_3(\beta_j | y'_3) P(y'_3 | x')$$

Для другого стану:

$$R''_1(\beta''_1 | x'') = \sum_{i=1}^c \lambda''_1(\beta_j | y''_1) P(y''_1 | x'')$$

$$R''_2(\beta''_2 | x'') = \sum_{i=1}^c \lambda''_2(\beta_j | y''_2) P(y''_2 | x'')$$

$$R''_3(\beta''_3 | x'') = \sum_{i=1}^c \lambda''_3(\beta_j | y''_3) P(y''_3 | x'')$$

Критичні значення коефіцієнтів правдоподібності встановлюють шляхом зіставлення апостеріорних імовірностей із відповідними значеннями умовного ризику для першого та другого технічних станів. Для дизелів типів D₁, D₂ та D₃ ці співвідношення можна подати у такому вигляді:

$$\lambda_0^{(D_1)} = \frac{P'_1(y'_1 | x') R'_1(\beta'_1 | x')}{P''_1(y''_1 | x'') R''_1(\beta''_1 | x'')}$$

$$\lambda_0^{(D_2)} = \frac{P'_2(y'_2 | x') R'_2(\beta'_2 | x')}{P''_2(y''_2 | x'') R''_2(\beta''_2 | x'')}$$

$$\lambda_0^{(D_3)} = \frac{P'_3(y'_3 | x') R'_3(\beta'_3 | x')}{P''_3(y''_3 | x'') R''_3(\beta''_3 | x'')}$$

Наведені співвідношення дають змогу встановити граничні значення коефіцієнтів правдоподібності для дизелів типів D₁, D₂ та D₃ на основі зіставлення параметрів, що характеризують перший і другий технічні стани. При цьому чисельник формується з урахуванням апостеріорної імовірності та умовного ризику, що відповідають першому стану, а знаменник - аналогічних характеристик другого стану. Визначені критичні значення коефіцієнтів можуть бути використані як порогові критерії для прийняття рішення про віднесення поточного технічного стану дизеля до відповідного класу.

Висновки. У результаті дослідження систематизовано теоретичні положення застосування методів розпізнавання образів для діагностування технічного стану дизельних двигунів. Встановлено, що ефективність класифікації технічних станів визначається насамперед інформативністю та розділювальною здатністю діагностичних ознак, а не їх загальною кількістю. Обґрунтовано використання статистичних характеристик діагностичних параметрів, зокрема вектора середніх значень, коваріаційної матриці та махаланобісової відстані, для формування ознакового простору. На прикладі плунжерних пар паливного насоса показано доцільність вилучення малоінформативних ознак і вибору параметрів, які забезпечують найбільш чітке розділення класів технічного стану. Застосування байєсівського правила прийняття

рішень дає змогу враховувати апіорні й апостеріорні ймовірності та мінімізувати ризик помилкової класифікації. Запропонований підхід може бути використаний як теоретична основа для розроблення автоматизованих систем діагностування дизельних двигунів за сукупністю вимірюваних параметрів.

Список використаних джерел

1. Cai B., Sun X., Wang J., Yang C., Wang Z., Kong X., Liu Z., Liu Y. Fault detection and diagnostic method of diesel engine by combining rule-based algorithm and BNs/BPNNs. *Journal of Manufacturing Systems*. 2020. Vol. 57. P. 148–157. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.09.001>.
2. Mathew S. K., Zhang Y. Acoustic-Based Engine Fault Diagnosis Using WPT, PCA and Bayesian Optimization. *Applied Sciences*. 2020. Vol. 10, No. 19. Art. 6890. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10196890>.
3. Yan H., Bai H., Zhan X., Wu Z., Wen L., Jia X. Combination of VMD Mapping MFCC and LSTM: A New Acoustic Fault Diagnosis Method of Diesel Engine. *Sensors*. 2022. Vol. 22, No. 21. Art. 8325. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22218325>.
4. Zhang J., Pei G., Zhu X., Gou X., Deng L., Gao L., Liu Z., Ni Q., Lin J. Diesel engine fault diagnosis for multiple industrial scenarios based on transfer learning. *Measurement*. 2024. Vol. 228. Art. 114338. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114338>.
5. Yang X., Bi F., Cheng J., Tang D., Shen P., Bi X. A Multiple Attention Convolutional Neural Networks for Diesel Engine Fault Diagnosis. *Sensors*. 2024. Vol. 24, No. 9. Art. 2708. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24092708>.
6. Afanaseva O., Pervukhin D., Khatrusov A. Vibration-Based Condition Monitoring of Diesel Engines in Industrial Energy Applications: A Scoping Review. *Energies*. 2025. Vol. 18, No. 21. Art. 5717. DOI: <https://doi.org/10.3390/en18215717>.
7. Chen Y., Chu S., Ji S., Ye L., Jiang Z., Feng F., Mao Z. Ex-SPGCAN: Signal-Prior-Guided Channel Attention for Explainable Fault Diagnosis of Diesel Engine Under Variable Operating Conditions. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*. 2026. Art. 100327. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cjme.2026.100327>.
8. Chu S., Mo H., Ji S., Jiang Z., Feng F., Mao Z. Zero-sample fault early warning of variable-condition diesel engines via masked reconstruction on mechanistic tokens. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2026. Vol. 178, Part 1. Art. 114932. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2026.114932>.
9. Анісімов В. Ф., Єленич А. П. Метод розпізнавання технічного стану автотракторних



двигунів. *Техніка, енергетика, транспорт АПК*. 2022. № 2 (117). С. 5–14. DOI: <https://doi.org/10.37128/2520-6168-2022-2-1>.

10. Анісімов В. Ф., Труханська О. О., Швець Л. В. *Розпізнавання технічного стану автотракторних дизелів по малих відхиленнях параметрів : монографія*. Вінниця : ТВОРИ, 2022. 175 с. ISBN 978-617-552-127-4.

11. Anisimov V., Ryaboshapka V., Shtuts A., Lysenko R. Ways to improve the reliability and durability of automotive diesel engines. *Техніка, енергетика, транспорт АПК*. 2025. № 2 (129). С. 158–172. DOI: <https://doi.org/10.37128/2520-6168-2025-2-19>.

References

1. Cai, B., Sun, X., Wang, J., Yang, C., Wang, Z., Kong, X., Liu, Z., & Liu, Y. (2020). Fault detection and diagnostic method of diesel engine by combining rule-based algorithm and BNs/BNPNs. *Journal of Manufacturing Systems*, 57, 148–157. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.09.001>

2. Mathew, S. K., & Zhang, Y. (2020). Acoustic-based engine fault diagnosis using WPT, PCA and Bayesian optimization. *Applied Sciences*, 10(19), 6890. <https://doi.org/10.3390/app10196890>

3. Yan, H., Bai, H., Zhan, X., Wu, Z., Wen, L., & Jia, X. (2022). Combination of VMD mapping MFCC and LSTM: A new acoustic fault diagnosis method of diesel engine. *Sensors*, 22(21), 8325. <https://doi.org/10.3390/s22218325>

4. Zhang, J., Pei, G., Zhu, X., Gou, X., Deng, L., Gao, L., Liu, Z., Ni, Q., & Lin, J. (2024). Diesel engine fault diagnosis for multiple industrial scenarios based on transfer learning. *Measurement*, 228, 114338. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114338>

5. Yang, X., Bi, F., Cheng, J., Tang, D., Shen, P., & Bi, X. (2024). A multiple attention convolutional neural networks for diesel engine fault diagnosis. *Sensors*, 24(9), 2708. <https://doi.org/10.3390/s24092708>

6. Afanaseva, O., Pervukhin, D., & Khatusov, A. (2025). Vibration-based condition monitoring of diesel engines in industrial energy applications: A scoping review. *Energies*, 18(21), 5717. <https://doi.org/10.3390/en18215717>

7. Chen, Y., Chu, S., Ji, S., Ye, L., Jiang, Z., Feng, F., & Mao, Z. (2026). Ex-SPGCAN: Signal-prior-guided channel attention for explainable fault diagnosis of diesel engine under variable operating conditions. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 100327. <https://doi.org/10.1016/j.cjme.2026.100327>

8. Chu, S., Mo, H., Ji, S., Jiang, Z., Feng, F., & Mao, Z. (2026). Zero-sample fault early warning of variable-condition diesel engines via masked reconstruction on mechanistic tokens. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 178(Part 1),

114932.

<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2026.114932>

9. Anisimov, V. F., & Yelenych, A. P. (2022). Metod rozpoznavannia tekhnichnoho stanu avtotraktornykh dvyhuniv [Method for recognizing the technical condition of automotive and tractor engines]. *Tekhnika, enerhetyka, transport APK*, 2(117), 5–14. <https://doi.org/10.37128/2520-6168-2022-2-1>

10. Anisimov, V. F., Trukhanska, O. O., & Shvets, L. V. (2022). *Rozpiznavannia tekhnichnoho stanu avtotraktornykh dyzeliv po malykh vidkhyleniakh parametriv*. TVORY.

11. Anisimov, V., Ryaboshapka, V., Shtuts, A., & Lysenko, R. (2025). Ways to improve the reliability and durability of automotive diesel engines. *Tekhnika, enerhetyka, transport APK*, 2(129), 158–172. <https://doi.org/10.37128/2520-6168-2025-2-19>

APPLICATION OF PATTERN RECOGNITION THEORY FOR DIAGNOSING THE TECHNICAL CONDITION OF A DIESEL ENGINE

The theoretical foundations of applying pattern recognition systems to the technical diagnostics of diesel engines are considered. Approaches to the formation of a diagnostic feature space, assessment of feature informativeness, and classification of technical conditions under complete and incomplete a priori information are systematized. The main types of recognition systems and the specific features of their application in diesel engine condition assessment are characterized. The mathematical foundations of parametric estimation using the maximum likelihood method and the Bayesian approach are presented. Relationships for univariate and multivariate normal probability density functions, estimates of the mean vector and covariance matrix, as well as the use of the Mahalanobis distance for evaluating the distance of a feature vector from the class center are given. It is shown that the effectiveness of technical condition recognition is determined not by the number of monitored parameters, but by their informativeness, discriminating ability, and the possibility of reliable measurement under real operating conditions. Using fuel pump plunger pairs as an example, the selection of the most informative diagnostic feature and the elimination of parameters that do not provide clear separation between serviceable and unserviceable conditions are substantiated. For diesel engine diagnostics, fault classes are formed for the fuel supply, lubrication and cooling systems, as well as for the crank mechanism and valve timing mechanism. The Bayesian decision rule, conditional risk, and the criterion for minimizing the probability of misclassification are considered. The proposed approach can be used as a methodological basis for developing automated systems for the technical diagnostics of diesel

engines. Its practical application makes it possible to formalize the procedure for assigning the current engine condition to a predefined class and to improve the validity of diagnostic decisions based on a set of measured features.

Keywords: pattern recognition; technical diagnostics; diesel engine; Bayesian classification; maximum likelihood; covariance matrix; Mahalanobis distance; diagnostic features.

Відомості про авторів

Анісімов Віктор Федорович – доктор технічних наук, професор, професор кафедри агроінженерії та технічного сервісу Вінницького національного аграрного університету (ВНАУ, вул. Сонячна, 3, м. Вінниця, Україна, 21008, e-mail: anisimov@vsau.vin.ua, ORCID: 0000-0002-3349-1630).

Холодюк Олександр Володимирович – кандидат технічних наук, доцент, завідувач кафедри агроінженерії та технічного сервісу Вінницького національного аграрного університету (ВНАУ, вул. Сонячна, 3, м. Вінниця, Україна, 21008, e-mail: holodyk@vsau.vin.ua, ORCID: 0000-0002-4161-6712).

Рябошапка Вадим Борисович – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри агроінженерії та технічного сервісу Вінницького національного аграрного університету (ВНАУ, вул. Сонячна, 3, м. Вінниця, Україна, 21008, e-mail: vadym@vsau.vin.ua, ORCID: 0000-0003-1812-1030).

Липницький Роман Миколайович – асистент кафедри агроінженерії та технічного сервісу Вінницького національного аграрного університету (ВНАУ, вул. Сонячна, 3, м. Вінниця, Україна, 21008, e-mail: lupnutskiy@vsau.vin.ua, ORCID: 0009-0001-3711-5632).

Anisimov Viktor – Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Agroengineering and Technical Service, Vinnytsia National Agrarian University (3 Sonyachna St., Vinnytsia, Ukraine, 21008, e-mail: anisimov@vsau.vin.ua, ORCID: 0000-0002-3349-1630).

Kholodiuk Oleksandr – Candidate of Technical Sciences (PhD), Associate Professor, Head of the Department of Agroengineering and Technical Service, Vinnytsia National Agrarian University (3 Sonyachna St., Vinnytsia, Ukraine, 21008, e-mail: holodyk@vsau.vin.ua, ORCID: 0000-0002-4161-6712).

Ryaboshapka Vadym – Candidate of Technical Sciences (PhD), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Agroengineering and Technical Service, Vinnytsia National Agrarian University (3 Sonyachna St., Vinnytsia, Ukraine, 21008, e-mail: vadym@vsau.vin.ua, ORCID: 0000-0003-1812-1030).

Lypnytskyi Roman – Assistant of the Department of Agroengineering and Technical Service, Vinnytsia National Agrarian University (3 Sonyachna St., Vinnytsia, Ukraine, 21008, e-mail: lupnutskiy@vsau.vin.ua, ORCID: 0009-0001-3711-5632).

Стаття надійшла 07.09.2026

Стаття прийнята 18.09.2026

Опубліковано 12.10.2026