



УДК 621.43

DOI: 10.37128/2520-6168-2022-2-1

МЕТОД РОЗПІЗНАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ АВТОТРАКТОРНИХ ДВИГУНІВ

Анісімов Віктор Федорович, д.т.н., професор
Єленич Анатолій Павлович, асистент
Вінницький національний аграрний університет

Victor Anisimov, Doktor of Technical Sciences, Full Professor
Anatoliy Yelenych, Assistant
Vinnytsia National Agrarian University

В сучасних дослідженнях проблеми розпізнання все більше уваги приділяється тій обставині, що реалізація процедур розпізнання об'єктів, явищ, ситуацій, процесів будь-якої природної або соціально-економічної природи вимагає побудови спеціальних систем розпізнання. Необхідність системного підходу до проблеми розпізнавання обумовлюється рядом причин.

Перша із них полягає в тому, що розпізнання – це не сама ціль. Воно являється лише засобом отримання інформації, необхідної для системи управління для вироблення визначеного рішення, стратегії поведінки або стратегії управління. В наслідок чого, система розпізнання повинна розроблятися таким чином, щоб забезпечувалася найбільша ефективність системи управління, яка знаходиться над системою розпізнання. Це означає підпорядкованість цілі системи розпізнання цілям системи управління.

Друга причина полягає в тому, що ефективність системи розпізнання в цілому безпосередньо залежить від ефективності технічних засобів системи розпізнання (вимірювальних і обчислювальних) і її математичного забезпечення – програмно реалізованих алгоритмів побудови описів класів, об'єктів і явищ на мові ознак, власне розпізнання, коректування апіорних описів і т. п. Це в свою чергу означає підпорядкованість цілей засобів системи розпізнання цілі системи в цілому.

Таким чином, формується дерево цілей – характерна ознака необхідності системо-технічного підходу до проблеми. Якщо при цьому врахувати, що на розробку системи розпізнання і її елементів накладаються, як правило, обмеження – матеріальні, трудові, обмеження по часу і т. п., то тим очевидніше стає правомірність такого підходу.

В даній статті обговорюється загальносистемні питання проблеми розпізнання об'єктів і явищ.

Ключові слова: розпізнання, апіорна інформація, вибірка, вектор, об'єкт, класи.

Ф. 22. Рис. 3. Табл. 2. Літ. 10

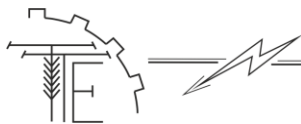
1. Постановка проблеми

Складною, з практичної точки зору проблемою є вибір закону розподілу наробітку на відмови. Без великого обсягу результатів випробувань важко визначити, яке саме розподілення буде найкращим для даного конкретного випадку. Проаналізовані закони розподілу зазвичай забезпечують хорошу відповідність експериментальним даним в середній частині області випадкових величин, однак відрізняються один від одного в області великих відхилень.

2. Аналіз останніх досліджень і публікацій

Аналіз законів розподілу показав (таблиця 1), що для діагностування і прогнозування залишкового ресурсу автотракторних дизелів, при використанні будь-якого з них, необхідно провести великий обсяг випробувань. В той же час метод малих відхилень дозволяє, при визначенні багатфакторності зав'язків параметрів, помітно скоротити обсяг розрахункової роботи, забезпечуючи достатньо високу точність результатів [1, 2, 3].

Реальною можливістю оптимізувати рішення завдання діагностування технічного стану та прогнозування залишкового ресурсу дизельного двигуна є використання спільної теорії малих відхилень. Теорія розпізнання образів являє собою спробу систематичного вивчення однієї з класичних проблем прикладної математики: як можна, спираючись на деяку обмежену, неповну, ймовірнісну інформацію про об'єкт, систему або процес, сформувати уявлення про їх внутрішню структуру,



встановити, чи можуть вони певним набором властивостей, отримати прогноз їх поведінки і тому подібне.

Таблиця 1

Основні характеристики розподілу

Розподіл	Функція розподілу, $F(t)$	Щільність розподілу, $f(t)$	Ймовірність безвідмовної роботи, $P(t)$	Інтенсивність відмов, $\lambda(t)$	Математичне очікування, $M(t)$	Дисперсія, $\sigma^2(t)$
Нормальне	$\frac{1}{6 \cdot \sqrt{2 \cdot \pi}} \int_{-\infty}^t e^{-\frac{(t-T)^2}{2 \cdot 6^2}} \cdot dt$ $= \left(\frac{t-T}{6}\right)$	$\frac{1}{6 \cdot \sqrt{2 \cdot \pi}} e^{-\frac{(t-T)^2}{2 \cdot 6^2}}$ $= \frac{1}{6} \varphi\left(\frac{t-T}{6}\right)$	$\frac{1}{6 \cdot \sqrt{2 \cdot \pi}} \int_t^{\infty} e^{-\frac{(t-T)^2}{2 \cdot 6^2}} \cdot dt$ $= \left(\frac{T-t}{6}\right)$	$\frac{f(t)}{P(t)}$ $= \frac{1}{6} \cdot \frac{\varphi\left(\frac{t-T}{6}\right)}{\left(\frac{T-t}{6}\right)}$	T	6^2
Вейбулла	$1 - e^{-\left(\frac{t}{v}\right)^{\frac{1}{\beta}}}$	$\frac{\beta}{v} \left(\frac{t}{v}\right)^{\frac{\beta}{v}} - e^{-\left(\frac{t}{v}\right)^{\frac{1}{\beta}}}$	$e^{-\left(\frac{t}{v}\right)^{\frac{1}{\beta}}}$	$\frac{\beta}{v} \left(\frac{t}{v}\right)^{\frac{\beta}{v}}$	-	-
Експоненціальне	$1 - e^{-\varphi t}$	$\varphi e^{-\varphi t}$	$e^{-\varphi t}$	$\frac{1}{T} = \varphi$	$\frac{1}{\varphi}$	$\frac{1}{\varphi^2}$

Розпізнання являє собою завдання перетворення вхідної інформації, у якості якої розглядаються деякі параметри, ознаки розпізнаваних образів у вихідну, що представляє собою висновок про те, до якого класу відноситься розпізнаваний образ.

3. Мета дослідження

Узагальнення сучасних підходів та алгоритмів розпізнавання технічного стану автотракторних двигунів та аналіз методів розпізнавання.

4. Виклад основного матеріалу

Побудову і функціонування систем розпізнання образів пов'язано з накопиченням і аналізом апріорної інформації. Системи розпізнавання можна підрозділити на прості і складні залежно від того, фізично однорідна або не однорідна інформація використовується для опису розпізнаваних об'єктів, чи мають ознаки єдину або різну фізичну природу. Можлива класифікація систем розпізнавання об'єктів і явищ показана на рисунку 1.

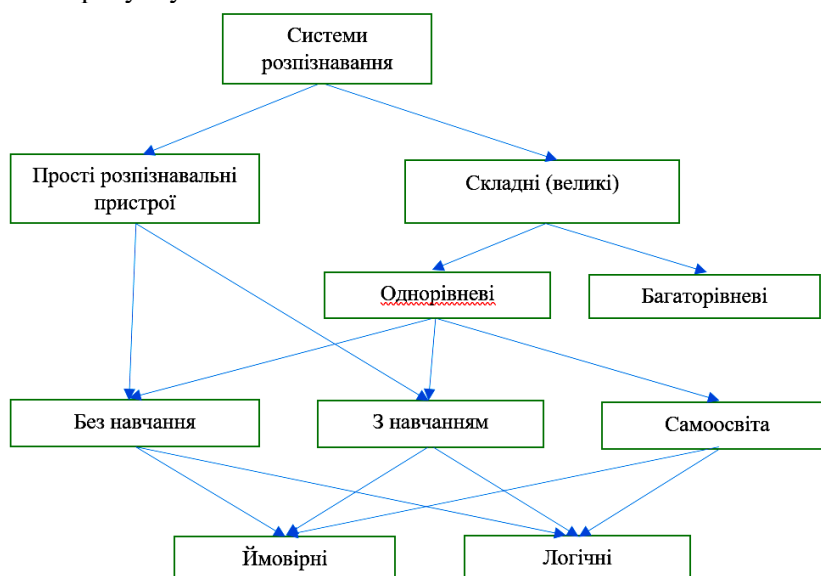
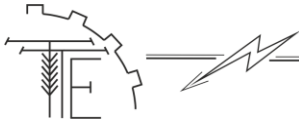


Рис. 1. Класифікація систем розпізнавання образів.

Прості системи являють собою автоматичні пристрої, що використовуються для розпізнавання образів за їх ознаками, які мають єдину фізичну природу. Наприклад, плунжерна пара паливного насоса. В якості ознак, застосовуваних для опису класів придатних і не придатних плунжерних пар можна взяти величину гідравлічної щільності.



В діагностиці дизельних двигунів, в яких як ознак можуть бути численні фактори, наприклад, температура води і масла, дані аналізу його характеристик і паливної системи тощо, використовуються складні системи розпізнавання образів.

Якщо в якості принципу класифікації використовувати спосіб отримання апостеріорної інформації, то складні системи можна поділити на однорівневі та багаторівневі.

В однорівневих складних системах апостеріорна інформація про ознаки знайдених об'єктів визначається прямими вимірами безпосередньо на основі обробки результатів експериментів.

У багаторівневих складних системах апостеріорна інформація про ознаки знайдених об'єктів визначається на основі не прямих вимірювань.

При наявності повної первісної апріорної інформації використовується система розпізнавання образів без навчання.

Використання методів навчання для побудови систем розпізнавання необхідне у разі, коли відсутня повна первісна апріорна інформація.

У тому випадку, коли провести класифікацію об'єктів неможливо, або з тих чи інших міркувань недоцільно, а число класів заздалегідь невідомо (або число класів заздалегідь відомо, але навчальна вибірка не дана), то єдиний шлях формування системи розпізнавання – застосування методів самоосвіти.

Ймовірнісні системи для побудови алгоритмів розпізнавання використовують ймовірнісні методи розпізнавання, засновані на теорії статистичних рішень. Тут передбачається наявність ймовірнісних залежностей між ознаками розпізнавальних образів і класами, до яких вони належать.

Логічні системи для побудови алгоритмів розпізнавання образів використовують логічні методи, засновані на дискретному аналізі та базованому на ньому вираховуванні висловлювань.

Важливою складовою частиною проблем, що виникають при розпізнаванні образів у техніці, є оцінювання параметрів.

Завдання оцінки параметрів, що відноситься до класичних задач математичної статистики, може бути вирішене різними способами. Загально прийнятими методами є оцінка максимуму правдоподібності і байєсова оцінка. Щоб вирішити технічні проблеми, що виникають в розпізнаванні образів, часто використовуються сімейства параметричних функцій розподілу, такі як нормальні і поліноміальні.

Наприклад, ми розбили безліч вибірок $X \{x_1, \dots, x_n\}$ на класи $\Omega_1, \dots, \Omega_n$, при чому вибірки у кожному класі x_i отримані незалежно, відповідно до ймовірнісного закону щільності розподілу $P(x|y_i)$, де y_i – ознаки об'єктів (образів), x – скалярна величина, X – векторна величина.

Так як щільність $P(x|y_i)$ задана у відомій параметричній формі, тому вона однозначно визначається вектором параметрів θ_i . Щоб виразити залежність $P(x|y_i)$ від θ_i , записуємо $P(x|y_i)$ у вигляді $P(x|y_i, \theta_i)$. Будемо вважати θ_i звичайним параметром при аналізі по максимуму правдоподібності і випадкової змінної при байєсовському аналізі.

Завдання полягає у використанні інформації, одержаної з вибірок, для задовільної оцінки векторів параметрів $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$. Як вибірки отримані незалежно, маємо [2]:

$$P(x|\Theta) = \prod_{k=1}^n P(X_k|\Theta). \quad (1)$$

Розглянута як функція від Θ , щільність $P(x|\Theta)$ називається правдоподібністю величини Θ щодо безлічі вибірок. Оцінка за максимум правдоподібності величини Θ є по визначенню така величина $\hat{\Theta}$, при якій щільність $P(x|\Theta)$ максимальна (рис. 2) [2].

Для аналізу зручніше мати справу з логарифмом правдоподібності, ніж з самою його величиною, тоді:

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n|\Theta) = \ln \prod_{k=1}^n P(X_k|\Theta) \quad (2)$$

Якщо (Θ) задовольняє умову:

$$P(X_n(\Theta)|n) \geq P(\hat{X}_n|\Theta) \quad (3)$$

для всіх Θ , $(\Theta)_n$, Θ^* належать параметричному простору, то $(\Theta)_n$ – оцінка максимальної подібності (ОМП) Θ^* . Тут \hat{X} – послідовність n векторів $\hat{X}_n = [X_1, X_2, \dots, X_n]$, Θ^* – оптимальний параметр (* використовується для позначення істинного значення параметра).

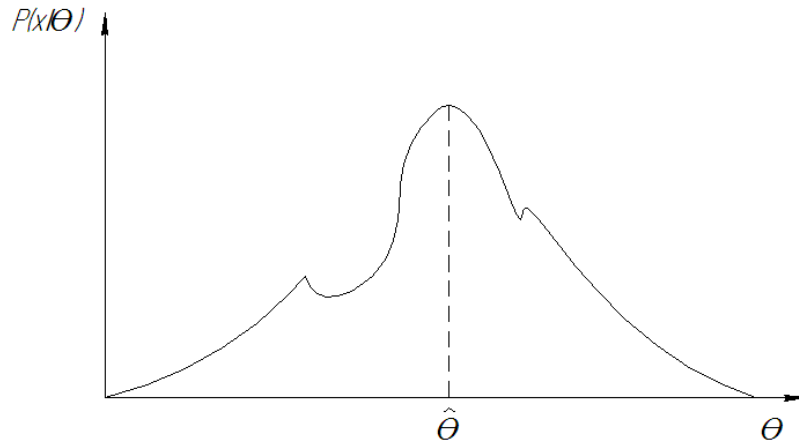
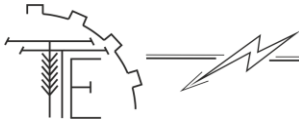


Рис. 2. Оцінка по максимуму правдоподібності для параметра

У багатьох випадках обчислення $(\Theta)_n$ зводиться до розв'язання рівнянь:

$$\frac{\partial}{\partial \theta_i} \cdot \ln P(\hat{X}_n | \Theta) = 0, i = 1, 2, \dots, n; \quad (4)$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta_i} \cdot \ln P(\hat{X}_n | \Theta) < 0, i = 1, 2, \dots, n; \quad (5)$$

Використовуючи градієнт ∇_{Θ} щодо Θ , (4) можна записати в такій еквівалентній формі:

$$\nabla_{\Theta} \ln P(\hat{X}_n | \Theta) \left[\frac{\partial \ln P(\hat{X}_n | \Theta)}{\partial \theta_1}, \dots, \frac{\partial \ln P(\hat{X}_n | \Theta)}{\partial \theta_n} \right] = 0 \quad (6)$$

Таким чином, сукупність умов, необхідних для визначення розподілу оцінки по максимуму правдоподібності величини Θ може бути отримана з рішення системи n рівнянь:

$$\nabla_{\Theta} \ln P(\hat{X}_n | \Theta) = 0.$$

У загальному випадку, коли невідомі, середнє значення вибірок μ і коваріаційна матриця Σ , які утворюють компоненти параметричного вектору Θ , оцінка по максимуму правдоподібності для μ і Σ подається виразами [2]:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k \quad (7)$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - \hat{\mu}) \cdot (X_k - \hat{\mu})^t \quad (8)$$

З аналізу виразів (7) і (8) випливає, що оцінка по максимуму правдоподібності для середнього значення вектора – це вибіркове середнє. Оцінка по максимуму правдоподібності для коваріаційної матриці – це середнє арифметичне n матриць $(X_k - \hat{\mu}) \cdot (X_k - \hat{\mu})^t$.

Оцінка максимальної правдоподібності пов'язана з стохастичною апроксимацією. Припустимо, що X_1, X_2, \dots, X_n являє собою n параметрично умовно незалежних і однаково розподілених векторів з щільністю ймовірності $P(X|\Theta^*)$. Нехай $\beta(X, \Theta)$ – випадковий вектор, що залежить від випадкового вектора X і фіксованого вектора параметрів Θ .

Для будь-якого вектора Θ^* в параметричному просторі β визначимо:

$$\begin{aligned} \beta_1 &= \nabla_{\Theta} \ln P(X_1 | \Theta); \\ \beta_2 &= \nabla_{\Theta} \ln P(X_2 | \Theta); \\ \beta_3 &= \nabla_{\Theta} \ln P(X_3 | \Theta); \\ &\dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \\ \beta_n &= \nabla_{\Theta} \ln P(X_n | \Theta). \end{aligned} \quad (9)$$

Оцінка регресії $p(\Theta, \Theta^*)$ випадкового вектора $\beta(X, \Theta)$ визначається як:

$$(\rho(\Theta))_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \nabla_{\Theta} \ln P(X_k | \Theta). \quad (10)$$

На практиці для конкретної задачі $p(\Theta, \Theta^*)$ невідомо, тому що невідомий вектор Θ^* . Однак для даного завдання повинна бути визначена функціональна форма $p(\Theta, \Theta^*)$, яка у свою чергу, визначається видом $\beta(X, \Theta)$ і $P(X, \Theta)$. Використовуючи вибірки $\beta_1(X_1, \Theta)$, $\beta_2(X_2, \Theta)$, \dots , $\beta_n(X_n, \Theta)$, можна побудувати оцінку $(\rho(\Theta))$.

Завжди бажано замінити вибірку X_1, X_2, \dots, X_n такою статистикою або оцінкою, щоб її «складність» не зростала із збільшенням n . Якщо при цьому дисперсія оцінки параметра не збільшується, то така заміна виправдана.

Нехай X_1, X_2, \dots, X_n – параметрично умовно незалежні і однаково розподілені випадкові вектори з щільністю ймовірності $P(X, \theta^*)$. Статистика K_1 називається достатньою для оцінювання θ^* , якщо при будь-яких інших $(n-1) - X$ статистиках K_2, K_3, \dots, K_n умовна щільність ймовірності $f(K_2, K_3, \dots, K_n)$ не залежить від θ^* .

Сутність баєсової класифікації закладена в розрахунку апостеріорних ймовірностей $P(Y_i|X)$. При баєсівському оцінюванні так само, як і при оцінці максимальної правдоподібності, вектор Θ розглядається як невідомий вектор параметрів. Однак істотна відмінність полягає в тому, що при баєсовому оцінюванні апостеріорна щільність ймовірності $P(\Theta, X_n)$ розраховується для всіх точок Θ параметричного простору.

Баєсове правило дозволяє розраховувати апостеріорні вірогідності $P(Y_i|X)$ по апіорним ймовірностям $P(Y_i)$ і умовним по класу щільностям $P(X|Y_i)$. Якщо величини $P(Y_i)$ і $P(X|Y_i)$ невідомі, то необхідно розрахувати $P(Y_i|X)$, використовуючи всю інформацію, яка є в розпорядженні. Частина цієї інформації може бути апіорною, як, наприклад, знання про вигляд невідомих функцій щільності і діапазонів значень невідомих параметрів, ва інша може міститися в безлічі вибірок X .

$$P(Y_i|X, x) = \frac{P(X|Y_i, x) P(Y_i|x)}{\sum_{k=1}^n P(X|Y_k, x) P(Y_k|x)} \quad (11)$$

Це рівняння означає, що ми можемо використовувати інформацію, отриману з вибірок, для визначення як умовних класів щільності, так і апіорних ймовірностей.

В тому випадку, якщо дійсні значення апіорних ймовірностей відомі, а $P(Y_i|x) = P(Y_i)$, тоді правило баєвського спрощується і має наступний вигляд:

$$P(Y_i|X, x) = \frac{P(X|Y_i, x_i) P(Y_i)}{\sum_{k=1}^n P(X|Y_i, x_k) P(Y_i)} \quad (12)$$

Рівняння (12) дозволяє мати справу з кожним класом окремо, використовуючи для визначення $P(X|Y_i, x)$ тільки вибірки із x_i . Крім того, так як кожен клас може розглядатися незалежно, то є можливість відмовитися від непотрібних відмінностей класів і спростити запис. Можна встановити зв'язок байєсового оцінювання з стохастичною апроксимацією. Для будь-якого вектора Θ в параметричному просторі β визначимо:

[illegible]

і оцінку регресії

$$(\rho(\Theta)) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \beta_k = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \ln P(X_k | \Theta). \quad (14)$$

яка є оцінкою функції

$$\rho(\theta, \theta^*) = \int \ln P(X|\theta)P(X|\theta^*)^* dx. \quad (15)$$

Баєсовий підхід вимагає побудови оцінки виду (14) для кожної точки Θ параметричного простору. Це показує одну із сторін спільності даного підходу та обмеженості стохастичної апроксимації.

Таким чином, головне завдання баєсового навчання можна сформулювати наступним чином: потрібно визначити $(X|x)$ використовуючи безліч x вибірок, узятих незалежно згідно з фіксованим, але невідомим ймовірнісним законом $P(x)$.

Якість класифікації залежить від точності наявних відомостей. Основне завдання, так звана попередня обробка або виділення ознак є складним, воно зазвичай не має простого математичного опису.

Крім завдання виділення ознак, розробляються і алгоритми для аналізу і класифікації векторів при навчанні як з викладачем, так і без нього (при самоосвіті). Різниця класифікації при навчанні з викладачем і самоосвіті пов'язана з кількістю наявної апріорної інформації.

В умовах експлуатації автотракторні дизелі працюють на різних швидкісних режимах. При підвищенні швидкісного режиму зростає кількість тепла, що потрапляє до двигуна в одиницю часу і збільшується теплонапруга деталей. Зі збільшенням частоти обертання валу зростає циклова подача палива, а у зв'язку зі скороченням часу на процеси робочого циклу дизеля погіршується очищення циліндрів, в результаті горіння переноситься на лінію розширення. Це викликає підвищення температури відпрацьованих газів і сприяє зростанню температури деталей циліндро-поршневої групи. При цьому можливе підвищення динамічних показників робочого циклу: максимального тиску P_z і швидкості наростання тиску $\frac{dp}{dv}$.



В таких умовах швидкісні характеристики дизеля: швидкість зношування $\tan \alpha$ та умовна швидкість зношування $\tan \alpha / N_e$, при номінальному навантажувальному режимі, зі збільшення частоти обертання, зростають. При зниженні частоти обертання, після досягнення мінімуму, швидкість зношування може зростати у зв'язку з погіршенням гідродинамічного режиму мащення.

Перебіг робочого процесу автотракторних дизелів в несталих режимах істотно відрізняється від робочого процесу в сталих режимах. Інерційні явища впливають на вихідні параметри. У не сталих режимах змінюються наповнення, паливоподача, характер тепловиділення і теплопередачі; зростає динамічне навантаження циклу; менш сприятливим стає гідродинамічний режим роботи системи мащення, включаючи очищення масла і ін.

Механізми і деталі дизеля, що працює на неустановлених навантаженнях, знаходяться в менш сприятливих умовах (з точки зору зношування) порівняно з встановленими режимами.

Зростання динамічних показників циклу, невідповідність показників роботи системи мащення вимогам режиму, погіршення умов очищення масла та інше, призводить до того, що в першому випадку зносостійкість деталей циліндро-поршневої групи, кривошипно-шатунного механізму знижується.

Комплексний вплив режимних та експлуатаційних факторів на спрацювання деталей дизельного двигуна можна представити деякою функціональною залежністю:

$$\frac{\tan \alpha}{\tan \alpha_n} = (N_e, P_z, Q_{\text{ц}}, P_{\text{ф}}, \Theta, t_{\text{в}}, t_{\text{г}}, P_{\text{м}}, N_{\text{ен}}, P_{\text{зн}}, Q_{\text{цн}}, P_{\text{фн}}, \Theta_{\text{н}}, \dots), \quad (16)$$

де N_e – ефективна потужність, кВт; P_z – максимальний тиск робочого циклу, МПа; $Q_{\text{ц}}$ – циклова подача палива, мм³/цикл; $P_{\text{ф}}$ – тиск впорскування форсунки, МПа; Θ – кут випередження подачі палива в циліндр, градусів провороту кулачкового валу; $t_{\text{в}}$ – температура охолоджувальної рідини (вода), °С; $t_{\text{г}}$ – температура вихлопних газів, °С; $P_{\text{м}}$ – тиск мастила в системі, МПа; $N_{\text{ен}}, P_{\text{зн}}, Q_{\text{цн}}, P_{\text{фн}}, \Theta_{\text{н}}, \dots$ – номінальні величини.

Таким чином, на інтенсивність зносу дизельного двигуна (а тому і на надійність і довговічність) впливає безліч факторів, вплив яких можна представити функцією в загальному вигляді:

$$U = F(X), \quad (17)$$

де $U = \{u_1, u_2, \dots, u_j\}$ – один із вихідних параметрів дизеля (наприклад, інтенсивність спрацювання, умовна питома швидкість спрацювання та ін.); $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$ – діючі фактори (наприклад, навантаження дизельного двигуна, кут випередження подачі палива та ін.).

Для дослідження факторів, що впливають на інтенсивність зношування дизеля, що визначають його ресурс, методом розпізнання образів, необхідно виділити найбільш інформативні (корисні) ознаки.

Однак до тепер відсутня відповідна формальна постановка даного завдання. У неформальних постановках завдання визначення інформативних ознак переслідує наступне:

1. Зменшення до мінімуму кількості необхідних для опису класів ознак без суттєвого збільшення ймовірності помилки розпізнання;
2. Можливість використання відносно простих алгоритмів розпізнання;
3. Зменшення ймовірності помилки розпізнання.

До побудови ефективної системи ознак може бути два підходи.

Перший підхід полягає в тому, що з самого початку береться установка на пошук малої кількості ознак великої інформативності. Проте, всі методи, які використовуються і досі, засновані на евристиці та емпіриці, тобто, вибір ознак визначається інтуїцією, досвідом і уявою дослідника.

Другий підхід полягає у тому, що з великої кількості первинних ознак, згідно деякого критерію ефективності ознак, відбирають, як можна меншу кількість найбільш корисних для розпізнавання образів. В даний час загально визнано, що визнання складних вхідних ситуацій найбільш доцільно проводити на основі їх відносного опису (опису в просторі ознак).

Якщо маємо одновимірну нормальну щільність розподілу:

$$P(x|\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x-\mu}{\sigma} \right)^2 \right], \quad (18)$$

то вона повністю визначається двома параметрами – середнім значенням μ і дисперсією σ^2 , $P(x) \propto N(\mu, \sigma^2)$, що означає, величина X розподілена нормально зі середнім значенням μ і дисперсією σ^2 .

Багатовимірна нормальна щільність розподілу в загальному вигляді (при μ невідомо) представлена виразом:

$$P(x|\mu) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^t \Sigma^{-1} (x - \mu) \right], \quad (19)$$

і повністю визначається $d + d(d+1)/2$ параметрами-елементами вектора середнього значення μ і незалежними елементами коваріаційної матриці Σ , де $X \in d$ – компонентний вектор-стовпчик, $\mu \in d$ – компонентний вектор середнього значення, Σ – коваріаційна матриця розміру $d \times d$, $(x - \mu)^t$ – транспонований вектор $x - \mu$, Σ^{-1} – матриця зворотна Σ , $|\Sigma|$ – детермінант матриці Σ . Коваріаційна матриця завжди симетрична і позитивно напівз'ясована.

Якщо Σ^{-1} , невідоме, а μ відоме, маємо

$$P(x|\Sigma^{-1}) = \frac{|\Sigma^{-1}|^{1/2}}{(2\pi)^{d/2}} \exp \left[-\frac{1}{2}(x - \mu)^t \Sigma^{-1}(x - \mu) \right]. \quad (20)$$

У випадку коли не відомі Σ^{-1} і μ , маємо:

$$P(x|\mu, \Sigma^{-1}) = \frac{|\Sigma^{-1}|^{1/2}}{(2\pi)^{d/2}} \exp \left[-\frac{1}{2}(x - \mu)^t \Sigma^{-1}(x - \mu) \right], \quad (21)$$

$$P(x) \propto N(\mu, \Sigma).$$

Вибірки нормально розподіленої випадкової величини мають тенденцію потрапляти в одну область або кластер (рис. 3) [7]. Центр кластера визначається вектором середнього значення, а форма – коваріаційною матрицею. Зі співвідношення (18) слідує, що точки постійної щільності утворюють гіпереліпсоїди, для яких квадратична форма $(x - \mu)^t \Sigma^{-1}(x - \mu)$ постійна. Головні осі цих гіпереліпсоїдів задаються власними векторами Σ , причому довжини осей визначаються власними значеннями. Величину називають r^2 квадратичною махаланобісовою відстанню від x до μ . Лінії постійної щільності являють собою гіпереліпсоїди постійного відстані до μ . Об'єм цих гіпереліпсоїдів служить мірою розкидання вибірок щодо середнього значення.

$$r^2 = (x - \mu)^t \Sigma^{-1}(x - \mu), \quad (22)$$

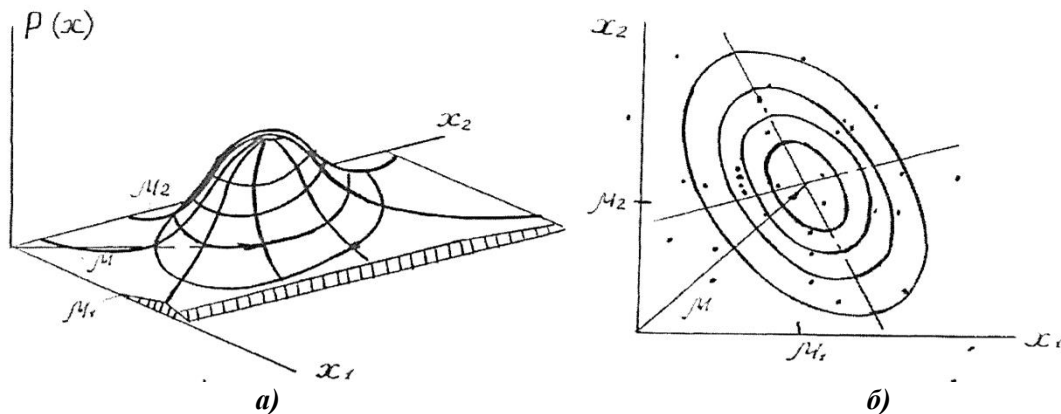


Рис. 3. Подання нормальної щільності:

а – у вигляді функції двох змінних; б – на діаграмі розкиду

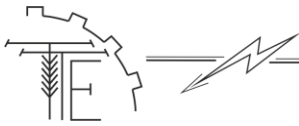
Для розпізнавання образів, що впливають на технічний стан дизельного двигуна в процесі експлуатації, слід насамперед провести детальний аналіз всієї доступної інформації про зношування дизеля і визначити до якого класу можна віднести той або інший образ.

Як принципову класифікацію (поділ на класи) в даному випадку можна використовувати характер роботи дизеля, який залежить від технічного стану його систем і механізмів. В результаті можна виділити наступні класи: Ω – дизель несправний; Ω_1 – несправна система живлення; Ω_2 – несправна система змащення; Ω_3 – несправна система охолодження; Ω_4 – несправний кривошипно-шатунний механізм; Ω_5 – несправний газорозподільний механізм.

Після цього визначити, за допомогою яких параметрів або ознак можна описати виділені класи, а потім з отриманого переліку виключити ті ознаки, щодо яких не представляється можливим визначити їх значення стосовно кожного класу.

Далі у відповідності з технічними можливостями засобів спостереження за роботою дизельного двигуна (випробувальні стенди, діагностичні установки і прилади, лазери та ін.) з отриманого переліку ознак необхідно виділити ті ознаки, які можуть бути реально визначені (наприклад, димність вихлопу, токсичність газів, витрата пального і мастила, температурний режим і т.д.). І, нарешті, на основі апіорних даних слід описати мовою обраних ознак клас несправностей.

В даному випадку, одні ознаки мають якісний характер (димність вихлопу, гучність роботи, якість розпилювання пального), інші – кількісний (витрата пального і мастила, величина потужності й



крутного моменту). Тому в описі класів повинні міститися відомості про те, які властиві або не властиві класу ті чи інші ознаки якісного характеру, а також про можливі діапазони або закони розподілів значень ознак, які мають кількісні вирази для кожного класу.

Однак, безпомилково визначити тільки за наведеними вище якісними ознаками, яка система або механізм дизеля вийшли із ладу, неможливо, так як випадкові значення одних і тих же ознак розподілені по всіх класах об'єктів (дизелів). Тому, рішення про приналежність розпізнавального об'єкту (дизеля) до того чи іншого класу може прийматися тільки на підставі конкретних значень ознак даного об'єкту (дизеля), визначених у результаті проведення відповідних досліджень (таблиця 2). Ознаки, отримані відповідним шляхом, відносяться до ймовірнісних ознак.

Ознаки розпізнавальних образів (дизелів) слід розглядати як ймовірнісні і у випадку, якщо вимірювання їхніх числових значень проводиться з такими помилками, що за результатами вимірів неможливо з повною впевненістю сказати, яке чисельне значення прийняла дана величина.

При розпізнанні образів можуть зустрічатися ознаки абсолютно не потрібні при вирішенні завдання розпізнавання або дуже мало корисні (хоча по даних ознаках може бути достатній об'єм апіорних даних). Такі ознаки відносяться до малоінформативних, не володіють достатніми розділовими властивостями і якість їх незадовільна.

Наприклад, маємо дві плунжерні пари паливного насоса, необхідно визначити, до якого класу їх слід віднести (Ω_1^1 – плунжерна пара працездатна або Ω_1 – плунжерна пара не працездатна).

Після класифікації виникає питання, які ознаки плунжерних пар слід використовувати при побудові системи розпізнавання. Плунжерна пара може бути охарактеризована наступними ознаками: станом робочої поверхні плунжера і втулки, величиною зазору між плунжером і втулкою, вільним ходом плунжера у втулці, величиною гідравлічної щільності. Оскільки перевірка плунжерних пар на практиці повинна бути якомога доступнішою і не дорогою (потрібно використовувати мінімум приладів) і не займати багато часу. Другу ознаку використовувати не доцільно. Таким чином, залишаються три ознаки: стан робочої поверхні плунжера і втулки – u_1 , вільний хід плунжера у втулці – u_2 та величиною гідравлічної щільності – u_3 .

Складемо таблицю значень ознак u_1, u_2, u_3 для класів Ω_1^1 і Ω_1 (табл. 2)

Таблиця 2

Значення ознак для класів

Ознаки	Клас Ω_1	Клас Ω_1^1
u_1	Ризики на робочій поверхні плунжера і втулки	Ризики відсутні
u_2	Рух вільний	Рух вільний
u_3	$\tau = 40$ с	$\tau = 15$ с

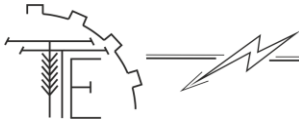
Із таблиці 2 видно, що ознака u_2 не володіє розділовими властивостями і його використання в системі розпізнавання образів марне, а ознака u_3 якісніша ніж ознака u_1 (риск може і не буди, а плунжерна пара все рівно буде не придатна для подальшої експлуатації). Отже, при побудові системи розпізнавання образів у даному випадку доцільно використовувати тільки ознаку u_3 .

У випадку, коли між ознаками об'єктів u_i та класами Ω_i , до яких вони можуть бути віднесені, існує ймовірнісний зв'язок, побудова алгоритмів розпізнавання образів може бути засноване на результатах теорії статистичних рішень. При повній вихідній апіорній інформації дані результати можуть бути використанні безпосередньо без навчання, а при неповній вихідній інформації дані результати можуть бути використанні лише шляхом реалізації процедури навчання або самоосвіти.

Побудова системи розпізнавання образів без навчання можлива, якщо апіорно відомі вигляд і параметри умовних по класу щільності розподілу ймовірностей $P(x|y_i)$, функції $P(\Omega_i)$, а також платіжна матриця.

$$\|C\| = \left\| \begin{matrix} C_{11}, C_{12}, \dots, C_{1i} \\ \dots \dots \dots \dots \dots \\ C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{ii} \end{matrix} \right\| \quad (22)$$

Побудова систем розпізнавання без навчання можливо також і за умови, якщо об'єм вихідної апіорної інформації дозволяє безпосередньою обробкою вихідних даних визначати ці функціональні залежності з точністю, що забезпечує рішення задач розпізнавання образів із заданою можливістю помилкових рішень.



5. Висновки

Таким чином, основними методами обробки апіорної інформації в системах розпізнавання образів є: без навчання, з навчанням і з самоосвітою. У кожному з названих методів об'єм первісної апіорної інформації різний: в системі розпізнавання без навчання конкретних об'єктів або явищ він більший, ніж у системі розпізнавання при самоосвіті. Ця обставина і зумовлює існування різних методів обробки вихідної апіорної інформації, мета якої – опис класів, об'єктів мовою словника ознак.

Підводячи підсумки аналізу систем і методів розпізнавання образів робимо висновок, що для побудови складних систем розпізнавання, потрібно вирішити ряд теоретичних і практичних завдань:

1. Розбиття безлічі об'єктів на класи (складання алфавіту класів);

2. Вибір в умовах обмежень простору ознак і опис мовою ознак класів об'єктів або шляхом неопосередкованої обробки вихідної апіорної інформації або на основі методів навчання або самоосвіти;

3. Розробка методів і алгоритмів рішення задачі розпізнавання образів та обробки інформації;

4. Розробка методів і алгоритмів оптимізації процесів розпізнавання образів у системі;

5. Оцінка ефективності системи розпізнавання в різних режимах її функціонування і т. д.

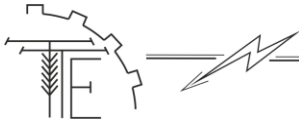
Тільки на шляху комплексного розгляду всієї сукупності названих завдань можливий конструктивний підхід до побудови реальних систем розпізнавання образів.

Список використаних джерел

1. Кутковецкий В. Я. Розпізнавання образів. Миколаїв: Видавництво МДГУ ім. П. Могили. 2003. С. 196.
2. Заяць В. М., Камінський Р. М. Методи розпізнавання образів: Посібник. Львів: В-во НУ «ЛП». 2004. С. 175.
3. Гавриленко В. В., Иванченко Г. Ф., Шевченко Г. Є. Теорія розпізнавання образів: навчальний посібник. К.: НТУ. 2013. С. 95.
4. Довбиш, А.С. Основи теорії розпізнавання образів: навчальний посібник.: у 2-х ч. Ч. Суми: СумДУ. 2015. С. 109.
5. Кутковецкий В. Я. Розпізнавання образів: навчальний посібник. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили. 2017. С. 420.
6. Анісімов В., Яковенко А. Багатофакторний зв'язок параметрів в малих відхиленнях, що характеризує технічний стан дизельної паливної апаратури. *Polska Akademia Nauk Oddzial Wlublinie*. 2001. Vol. 1. С. 51–58.
7. Анісімов В. Ф., Рябошапка В. Б. Дослідження багатофакторного зв'язку параметрів системи мащення і живлення дизеля в малих відхиленнях. *МОТРОЛ*. 2005. Lublin – Odessa. Том 1. С. 48–55.
8. Анісімов В. Ф., Рябошапка В. Б. Багатофакторний зв'язок потужності дизеля з параметрами робочого циклу в малих відхиленнях. *Промислова гідраліка і пневматика*. 2005. № 2 (8). С. 123–127.
9. Анісімов В. Ф., Музичук В. И., Слободян Н. М. Математична модель впорскування палива в малих відхиленнях для визначення залишкового ресурсу дизельної паливної апаратури. *Технічні науки*. 2015. № 1 (89). С. 68–75.
10. Viktor Anisimov, Vadym Ryaboshapka Modeling of machine-tractor units workflow on the use of biofuels. *Научні известия*. 2016. 21 (207). pp. 74-75.

References

- [1] Kutkovets'kyu, V. YA. (2003). Rozpiznavannya obraziv. Mykolayiv: Vydavnytstvo MDHU im. P. Mohyly. [in Ukrainian].
- [2] Zayats', V.M., Kamins'kyu R.M. (2004). Metody rozpiznavannya obraziv: Posibnyk. L'viv: V-vo NU «LP». [in Ukrainian].
- [3] Teoriya rozpiznavannya obraziv: navchal'nyy posibnyk. (2013). Havrylenko V. V., Ivanchenko H. F., Shevchenko H. YE. K.: NTU. [in Ukrainian].
- [4] Dovbysh, A.S. (2015). Osnovy teorii rozpiznavannya obraziv: navchal'nyy posibnyk.: u 2-kh ch. CH. Sumy: SumDU. S. [in Ukrainian].
- [5] Kutkovets'kyu, V. YA. (2017). Rozpiznavannya obraziv: navchal'nyy posibnyk. Mykolayiv: Vyd-vo CHNU im. Petra Mohyly. [in Ukrainian].
- [6] Anisimov, V., Yakovenko, A. (2001). Bahatofaktornyy zv'yazok parametriv v malykh vidkhylennyakh, shcho kharakteryzuye tekhnichnyy stan dyzel'noyi palyvnoyi aparatury. *Polska Akademia Nauk Oddzial Wlublinie*. Vol. 1. 51–58. [in Ukrainian].



- [7] Anisimov, V.F., Ryaboshapka V.B. (2005). Doslidzhennya bahatofaktornoho zv'yazku parametriv systemy mashchennya i zhyvlennya dyzelya v malykh vidkhylennyakh. MOTROL. Lublin – Odessa. Tom 1. 48–55. [in Ukrainian].
- [8] Anisimov, V.F., Ryaboshapka, V.B. (2005). Bahatofaktornyy zv'yazok potuzhnosti dyzelya z parametramy robochoho tsyklu v malykh vidkhylennyakh. Promyslova hidravlika i pnevmatyka. № 2(8). 123–127. [in Ukrainian].
- [9] Anisimov, V.F., Muzychuk, V.Y., Slobodyan, N.M. (2015). Matematychna model' vporskuvannya palyva v malykh vidkhylennyakh dlya vyznachennya zalyshkovoho resursu dyzel'noyi palyvnoyi aparatury. Tekhnichni nauky. № 1(89). 68–75. [in Ukrainian].
- [10] Anisimov, V., Ryaboshapka, V. (2016). Modeling of machine – tractor units workelow on the of biofuels. Naukovi vedomosti. Bulgaria. 74–76. [in English].

METHOD OF RECOGNITION OF TECHNICAL CONDITION AUTOTRACTOR ENGINES

In modern research, the problem of recognition is increasingly focused on the fact that the implementation of procedures for recognizing objects, phenomena, and situations, processes of any natural or socio-economic nature requires the construction of special recognition systems. The need for a systematic approach to the problem of recognition is due to a number of reasons.

The first is that recognition is not the goal. It is only a means of obtaining the information needed by the management system to make a particular decision, behavioral strategy or management strategy. As a result, the recognition system must be designed in such a way as to ensure the greatest efficiency of the control system above the recognition system. This means the subordination of the goals of the recognition system to the goals of the management system.

The second reason is that the efficiency of the recognition system as a whole directly depends on the efficiency of technical means of the recognition system (measuring and computing) and its mathematical software - software-implemented algorithms for constructing descriptions of classes of objects and phenomena in sign language, proper recognition descriptions, etc. This in turn means the subordination of the goals of the means of recognition system to the goals of the system as a whole.

Thus, a tree of goals is formed - a characteristic feature of the need for a system-technical approach to the problem. If we take into account that the development of the recognition system and its elements are usually subject to restrictions - material, labor, time constraints, etc., the more obvious becomes the legitimacy of this approach.

This article discusses system-wide issues of object and phenomenon recognition.

Key words: recognition, a priori information, sample, vector, object, classes.

F. 22. Fig. 3. Table. 2. Ref. 10.

ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ

Анісімов Віктор Федорови – доктор технічних наук, професор кафедри «Агроінженерії та технічного сервісу» Вінницького національного аграрного університету (вул. Сонячна, 3, м. Вінниця, 21008, Україна, e-mail: anisimov@vsau.vin.ua, <https://orcid.org/0000-0002-3349-1630>).

Сленич Анатолій Павлович – асистент кафедри «Агроінженерії та технічного сервісу» Вінницького національного аграрного університету (вул. Сонячна, 3, м. Вінниця, 21008, Україна, email: a.elenech@ukr.net, <https://orcid.org/0000-0002-7424-1822>).

Victor Anisimov – Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department of “Agroengineering and Technical Service” of the Vinnitsa National Agrarian University (3 Solnechnaya St, Vinnitsa, 21008, Ukraine, e-mail: anisimov@vsau.vin.ua, <https://orcid.org/0000-0002-3349-1630>).

Anatoliy Yelenych – Assistant of the Department of “Agroengineering and Technical Service” of the Vinnitsa National Agrarian University (3 Solnechnaya St, Vinnitsa, 21008, Ukraine, e-mail: a.elenech@ukr.net, <https://orcid.org/0000-0002-7424-1822>).