

**УПРАВЛІННЯ ТЕХНІЧНОЮ ЕКСПЛУАТАЦІЄЮ РУХОМОГО
СКЛАДУ АГРОПРОМИСЛОВОГО СКЛАДУ НА ОСНОВІ
РОЗПІЗНАННЯ ОБРАЗІВ ВИХІДНИХ ХАРАКТЕРИСТИК**

В. Г. Максимов, О. Д. Ніцевич, О. А. Ткачов
Одеський національний політехнічний університет

Розглядається побудова і функціонування систем розпізнавання образів в зв'язку з накопиченням апріорної інформації. Описані імовірнісні системи для побудови алгоритмів розпізнавання, що будуються на теорії статистичних рішень. Сформульовані граничні величини малих відхилень параметрів паливного насосу і інжекторів.

Ключові слова: розпізнавання образів, вихідна характеристика, байєсівська оцінка, щільність ймовірності.

Вступ. Система розпізнавання образів вихідних характеристик представляє задачу перетворення вхідної інформації, у якості якої розглядається параметри, ознаки розпізнаних у вихідну, яка представляє заключення про те, до якого класу відноситься розпізнавальний образ.

Проблема. Важливою складовою частиною проблем, що виникають при розпізнаванні образів рухомого складу агропромислового комплексу, являється оцінювання параметрів. На підприємстві користуються загальноприйнятими способами, а саме, оцінка по максимуму правдоподібності і байєсівська оцінка. Аналітичними дослідженнями встановлено, що такі методи мають низку досить вагомих недоліків. Тому для вирішення проблем, що виникають при розпізнаванні образів, пропонується використання сімейства параметричних функцій розподілення, таких як нормальні і поліноміальні.

Мета і результати дослідження. Метою проведених досліджень є побудова і функціонування систем розпізнавання образів зв'язаним з накопиченням аналізу апріорної інформації. Системи розпізнавання можна поділити на прості і складні в залежності від того, фізично однорідна або неоднорідна інформація використовується для опису розпізнавальних об'єктів, чи мають ознаки єдиної або різної природи. Прості системи розпізнавання застосовуються у випадку, якщо образ можна розпізнати по одному або двом ознакам. Наприклад, у якості ознаків, що застосовуються при описі класів придатних та непридатних у експлуатації ресор можна оцінити величину пробігу під вимірнювальному зусиллі. У діагностиці рухомого складу, автомобілів, причепів та напівпричепів у якості ознаків можуть використовуватись експлуатаційні фактори, наприклад, температура: змазки у підшипниковому вузлі, гальмівного барабану і у інших деталей. Якщо в якості принципу класифікації використовувати спосіб отримання апостеріорної інформації, тоді складні системи можна поділити на однорівневі і багаторівневі. У багаторівневих складних системах

апостеріорної інформації використовується система розпізнання образів без навчання. Використання методів навчання для побудови систем розпізнавання необхідно у випадку, відсутності повна першопочаткова апостеріорної інформації. У випадку, коли провести класифікацію об'єктів неможливо, по тих або інших міркувань недоцільно, а число класів завчасно невідомо, то єдиний шлях формування системи розпізнання – застосування методів самонавчання. Імовірнісні системи для побудови алгоритмів розпізнавання, основані на теорії статистичних рішень. Тут передбачається наявність імовірності залежності між ознаками розпізнавальних образів і класів, до яких вони відносяться. Припустимо, що розбили множини вибірок $x\{x_1, \dots, x_n\}$ на класи $\Omega_1 \dots \Omega_2$, притому вибірки у кожному класі x_i отримані незалежно від відповідності з ймовірним законом щільності розподілення $P(x/y_i)$, де y_i – ознаки образів, x – скалярна величина, x – векторна величина. Так як щільність $P(x/y_i)$, яка задана у відомій параметричній формі, отже, вона однозначно визначається вектором параметрів в θ_i . Щоб явно виразити залежність $P(x/y_i)$ від θ_i уявимо $P(x/y_i)$ у вигляді $P(x/y_i, \theta_i)$. Тут θ_i визначається звичайним параметром при аналізі по максимуму правдоподібності і випадкової перемінної при байєсівському аналізі. Задача складається у використанні інформації, отриманої із вибірки, для задовільної оцінки векторів параметрів $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$. Так як вибірки отримані незалежно, отримуємо:

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

Отримана залежність розглядається, як функція від θ , щільність $P(x/\theta)$ називається правдоподібністю величині θ відносно даної множини вибірок. Оцінка по максимуму правдоподібності величини θ , при якій щільність $P(x/\theta)$ максимальна. Для аналізу зручно використовувати логарифм правдоподібності

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n/\theta) = \ln \prod_{k=1}^n P(x_k/\theta) \quad (2)$$

Використовуючи градієнт ∇_{θ} відносно θ , можна записати

$$\nabla_{\theta} \ln P(\hat{x}_n/\theta) = \left| \frac{\delta \ln P(\hat{x}_n/\theta)}{\delta \theta_1}, \dots, \frac{\delta \ln P(\hat{x}_n/\theta)}{\delta \theta_n} \right| = 0 \quad (3)$$

Таким чином сукупність умов, необхідних для визначення оцінки по максимуму правдоподібності величини θ , отримується із рішення системи n рівнянь $\nabla_{\theta} \ln P(\hat{x}_n/\theta) = 0$. У загальному випадку, коли невідомі як середні значення вибірок μ , так і коваріаційна матриця Σ ; які створюють компоненти параметричного вектора θ , оцінка по максимуму правдоподібності для μ і θ дається вираженнями:

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

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

Із аналізу виражень (4) і (5) випливає, що оцінка по максимуму правдоподібності для середнього значення вектора – це вибіркове середнє. Оцінка по максимуму правдоподібності для коваріаційної матриці – це середнє арифметичне n матриці $(x_k - \hat{\mu})(x_k - \hat{\mu})^T$. Оцінка максимальної правдоподібності зв'язана з стохастичною апроксимацією. Допустимо, x_1, x_2, \dots, x_n представляє n параметрично умовно незалежних і однаково розподілених векторів з щільністю ймовірності $P(x/\theta^*)$. Шлях $\beta(x, \theta)$ – випадковий вектор, який залежить від випадкового x і фіксованого вектора параметрів θ . Для будь-якого вектора θ^* у параметричному просторі β визначимо:

$$\begin{aligned} \beta_1 &= \nabla_{\theta} \ln P(x_1/\theta); \\ \beta_2 &= \nabla_{\theta} \ln P(x_2/\theta); \\ \beta_3 &= \nabla_{\theta} \ln P(x_3/\theta); \\ &\dots\dots\dots \\ \beta_n &= \nabla_{\theta} \ln P(x_n/\theta); \end{aligned} \tag{6}$$

При цьому необхідно замінити вибірки x_1, x_2, \dots, x_n такою статистикою або оцінкою, щоб її складність не збільшувалась із збільшенням n . Якщо при цьому дисперсія оцінки параметра не збільшується, то така заміна виправдана. Нехай x_1, x_2, \dots, x_n – параметрично умовні 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_1, k_2, \dots, k_n умовна щільність вірогідності $f(k_2, k_3, \dots, k/k_1)$ не залежить від θ^* . Сутність байєсовської класифікації закладена у розрахунок апостеріорних ймовірностей $P(y_i/x)$. При байєсівському оцінюванні, вектор θ розглядається як невідомий вектор параметрів. Проте істотна відміна складається в тому, у байєсівському оцінюванні апостеріорна щільність ймовірності $P(\theta/x_n)$ обчислюється для всіх точок θ параметричного простору. Байєсівське правило дозволяє обчислити апостеріорні ймовірності $P(y_i/x)$ по апіорним ймовірностям $P(y_i/x)$ та умовним по класу щільностям $P(x/y_i)$. Якщо величини $P(y_i)$ і $P(x/y_i)$ невідомі, то необхідно обчислити $P(y_i/x)$, використовуючи всю інформацію, яка є у розпорядженні. Частина цієї інформації може бути апіорною, як, наприклад знання про вид невідомих функцій щільності і діапазонах значень невідомих параметрів. Частина цієї інформації може бути у множинні вибірок x .

$$P(y_i/x, x) = \frac{P(x/y_i, x)P(y_i/x)}{\sum_{k=1}^n P(x/y_k, x)P(y_i/x)} \tag{7}$$

Це рівняння означає, що можна використовувати інформацію, отриману із вибірок, для визначення як умовних по класу щільностей, так і апіорних ймовірностей. В цьому випадку, якщо $P = (y_i/x) = P(y_i)$, то байєсівське правило спрощується і має наступний вид:

$$P(y_i/x, x) = \frac{P(x/y_i, x_i)P(y_i)}{\sum_{k=1}^n P(x/y_k, x_i)P(y_i)} \tag{8}$$

Рівняння (8) дозволяє опрацьовувати кожен клас окремо, використовуючи для визначення $P(x/y_i, x)$ тільки вибірки із x_i . Крім того, так як кожний клас може розглядатися незалежно, можна відмовитись від відмінностей класів.

Висновки. Проведеними дослідженнями встановлено, що головну задачу байєсівського навчання можна сформулювати наступним чином: необхідно визначити $P(x/x)$, використовуючи множину x вибірок, що взяті незалежно та згідно з фіксованими, але невідомим ймовірним законом $P(x)$. Аналізуючи системи і методи розпізнання образів визначаємо, що побудова складних систем розпізнання потребує вирішення ряду теоретичних і практичних задач: 1. Розбиття множин об'єктів на класи (складання алфавіту класів). 2. Вибору в умовах обмежень простору чинників і опису на мові чинників класів об'єктів або шляхом безпосередньої обробки вихідної апріорної інформації, або на основі методів навчання чи самонавчання. 3. Розробки методів і алгоритмом рішення задачі розпізнання образів і обробки інформації. 4. Розробки методів і алгоритмів оптимізації процесів розтання образів у системі. 5. Оцінки ефективності системи розпізнання у різних режимах її функціонування. 6. Комплексне розглядання усієї сукупності названих задач забезпечує конструктивний підхід до побудови реальних систем розпізнання образів. За результатами теоретичних і експериментальних досліджень багатofакторності зв'язків параметрів паливної апаратури, визначені граничні величини малих відхилень параметрів паливного насосу і інжекторів, які рахуються як відмова (табл.1).

Таблиця 1. **Граничні величини малих відхилень параметрів паливного насосу і інжекторів**

№	Параметри	Визначення	Граничні величини малих відхилень параметрів, %
1.	Циклічна подача палива	$\delta Q_{ц}$	± 5
2.	Тривалість подачі	$\delta Y_{з}$	± 4
3.	Зазор в плунжерній парі	$\Delta \delta_1$	$\pm 4,3$
4.	Активний хід плунжера	$\delta h_{з}$	± 4
5.	Виробничість форсунки	$\delta Q_{ф}$	± 5
6.	Характеристика розпилювача	$\delta(\mu f)_p$	± 20
7.	Підйом голки розпилювача	δh_{ue}	$\pm 13,5$
8.	Тиск під голкою	$\delta(\Delta P_p)$	± 15
9.	Кут випередження впорскування	δQ	± 20
10.	Ефективна міцність	δN_e	+ 5 - 7

ЛІТЕРАТУРА

1. Кузнецов Е.С. Управление технической эксплуатацией автомобилей / Е.С. Кузнецов. — М.: Транспорт, 1990. — 272 с.
2. Рузавин Г.Е. Электронные системы управления ДВС и методы их диагностики / Г.Е. Рузавин, В.Е. Ютт — М.: Горячая линия-Телеком, 2007. — 110 с.

3. Сажко В.А. Електронне та електричне обладнання автомобілів / В.А. Сажко. — К.: Каравела, 2007. — 367 с.
4. Системы управления дизельными двигателями Bosch. Пер. с нем. — М.: ЗАО КЖИ «За рулем», 2004. — 480 с.

УПРАВЛЕНИЕ ТЕХНИЧЕСКОЙ ЭКСПЛУАТАЦИЕЙ ПОДВИЖНОГО СОСТАВА АГРОПРОМЫШЛЕННОГО КОМПЛЕКСА НА ОСНОВЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ ВЫХОДНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК

Максимов В.Г., Ницевич А.Д., Ткачев А.А.

Ключевые слова: распознавания образов, выходная характеристика, байесовская оценка, плотность вероятности.

Резюме

Рассматривается построение и функционирование систем распознавания образов в связи с накоплением априорной информации. Описаны вероятностные системы для построения алгоритмов распознавания строящихся на теории статистических решений. Сформулированы предельные величины малых отклонений параметров топливного насоса и инжекторов.

MANAGEMENT THE TECHNICAL OPERATION OF MOBILE COMPOSITION AGRO-INDUSTRIAL COMPLEX ON THE BASIS RECOGNITION IMAGES OF OUTPUT CHARACTERISTICS

Maksimov V.G., Nitsevych O.D., Tkachev A.A

Key words: pattern recognition, output characteristic, Bayesian estimate, probability density.

Summary

The construction and functioning of image recognition systems are considered in connection with the accumulation of a priori information. We describe probabilistic systems for constructing recognition algorithms constructed on the theory of statistical solutions. The limiting values of small deviations of the parameters of the fuel pump and injectors are formulated.