

## Література

1. Крупка М.І. Фінансово-кредитний механізм інноваційного розвитку економіки України / М.І. Крупка. – Львів : Вид. центр ЛНУ імені Івана Франка, 2011. – 608 с.
2. Сайт Національного банку України [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://www.bank.gov.ua>
3. Геєць В.М. Зведений прогноз науково-технологічного та інноваційного розвитку України на найближчі 5 років та наступне десятиліття / В.М. Геєць, В.П. Александрова / НАН України; Центр досліджень науково-технічного потенціалу та історії науки ім. Г.М. Доброва. – К. : Фенікс, 2011. – 152 с.

УДК 621.391

### ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ПОТОЧНОГО СТАНУ ТЕХНІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

**Яцковський В.І.**, к.т.н., доцент,

**Яцковська Р.О.**, асистент,

Вінницький національний аграрний університет

*У наш час застосовується планово-запобіжне обслуговування рухомого складу, головне завдання якого полягає в попередженні відмов у період роботи і підтримці надійності рухомого складу на високому рівні протягом тривалого періоду. Застосування систем технічного діагностування (СТД) дозволить відмовитися від регламентації робіт через фіксовані періоди експлуатації і перейти до робіт, обсяг і зміст яких визначається фактичним станом об'єкта діагностування.*

**Ключові слова:** системи технічного діагностування, розпізнавання кривих, автоматизація процесів контролю, алгоритм діагностування.

**Постановка проблеми.** Таким чином, можна вжити заходів з підтримки сільськогосподарської техніки на високому техніко-економічному рівні протягом тривалого терміну служби. Складність конструкції ДВЗ, велика кількість вузлів і агрегатів, що підлягають діагностуванню, викликає необхідність створення і розвитку систем технічного діагностування. Дана задача є актуальною ще і тому, що в даний час витрати на підтримку технічної готовності ДВЗ у 5-10 разів перевершує витрати на його виробництво. Пошук несправностей у дизелі займає 50-80% загального часу простою в ремонті. При наявності систем технічного діагностування воно може бути скорочене в десятки разів. Тому розробка СТД є актуальною задачею.

**Аналіз останніх досліджень.** Спостереження за тракторними двигунами протягом тривалої експлуатації показали, що потужність, паливні й екологічні показники змінюються, в основному, в зв'язку з порушеннями в роботі паливної апаратури. Основна частина двигунів після відповідних регулювань забезпечувала номінальну потужність, питому витрату палива й екологічні показники [1, 2, 3].

Пошук несправностей у дизелі займає 50-80% загального часу простою в ремонті. За наявності СТД воно може бути скорочене в десятки разів. Так, у сільському господарстві використання СТД дозволяє в 2,5 рази зменшити простої агрегатів через технічні несправності, на 15-20% підвищити їхню продуктивність, до 30% знизити витрати палива і витрати засобів на технічне обслуговування і ремонт. Завдяки впровадженню СТД на автомобільному транспорті зменшуються витрати при поточному ремонті (8-12%), скорочується витрата запасних частин (10-12%), палива (2-5%), підвищується пробіг шин (5%) і коефіцієнт технічної готовності (3-5%) .

**Мета статті** – розробка нових методів розпізнавання поточного стану об'єктів розпізнавання.

**Виклад основного матеріалу.** Один зі шляхів зниження трудомісткості діагностування тракторів і автомобілів – застосування автоматизованих

діагностичних комплексів. Їх можна розділити на вмонтовані системи контролю (ВСК) і автономні автоматизовані діагностичні комплекси (ААДК). Автоматизація процесів контролю й алгоритмів діагностування дозволяє істотно скоротити час і трудомісткість постановки діагнозу. Крім того, знижуються вимоги до кваліфікації оператора діагноста.

Для створення таких комплексів необхідно провести експериментальні дослідження віброприскорення блок-картеру дизельних двигунів в залежності від технічного стану паливної апаратури. Для цього використовувалося наступне обладнання (рис.1).

Криві віброприскорення реєструвалися на персональний комп'ютер.

Для розпізнавання кривих використовувалася методика викладена в роботах [4, 5].

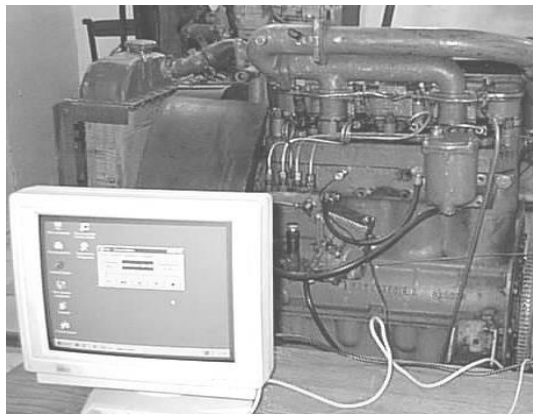


Рисунок 1 – Загальний вид експериментальної установки

Сигнали віброприскорення блок-картеру двигуна реєструються у вигляді кривих. Вони несуть в собі інформацію про функціонування як всього двигуна, так і його окремих функціональних частин, причому характерною особливістю їх є не стаціонарність та сильні кореляційні залежності. Тому актуальною задачею є автоматизація обробки цих сигналів з метою підвищення якості дослідження (точності і достовірності діагностичних оцінок), скорочення затрат на дослідження, підвищення продуктивності обробки. Важливими етапами обробки сигналів є розпізнавання образів, класифікація, оцінювання параметрів, процедури навчання, знаходження ознак в сигналах (піків, впадин і

т.ін.). Причому для більшості таких етапів обробки, з урахуванням розмінностей сигналів та задач, процедур обробки є необхідність організувати паралельний процес обробки векторних та матричних даних. Широко розповсюджений метод в статистичному розпізнаванні, кластерному аналізі та інших областях, метод класифікації по мінімальній відстані, має вузьке місце, пов'язане з недостатньою швидкістю розрахунку необхідних відстаней між образами, що представлені багато розмірними векторами (матрицями).

Для цього пропонується використовувати спеціалізовану структуру для класифікації по мінімуму відстані (КМВ) та для класифікації по максимуму еквівалентної близькості (КМЕБ). При виборі словника (алфавіту) ознак врахуємо, що для оптимальних ймовірностей критеріїв (Байєса, максимуму правдоподібності і т. і.) знаходження необхідних точних моделей вхідних процесів, характеристик розподілів та апіорних ймовірностей потребує громіздких обчислень і дає лише наближені результати. Аналітичних моделей для пошуку оптимальних процедур розпізнавання не вважається визначити з урахуванням складності, не стаціонарності сигналів та їх апіорної невизначеності. Система розпізнавання сигналів віброприскорення блоку картелу може бути реалізована в залежності від кількості інформації про сигнали без навчання (апіорної інформації достатньо для визначення алфавіта класів, побудови словника ознак та опису класів на мові ознак з допомогою безпосередньої обробки висхідних даних), з навчанням «вчителем» (можливо визначити лише алфавіт ознак і є навчальна вибірка об'єктів з визначених класів, і можливість проводити екзамен по вхідним даним до зменшення похибки до необхідного рівня), як самонавчальна система.

Прикладом системи розпізнавання об'єктів (СРО) з обмеженою апіорною інформацією може бути система, в якій розподільчі границі класів будуються по критерію мінімуму відстані вектора, що розпізнається, з «середнім» образом (представником) побудованим по вхідним даним. В нейромережних моделях і алгоритмах розпізнавання в схованих прошарках також як проміжний критерій

використовуються критерій мінімуму відстані (при навчанні) і критерій максимуму близькості в деяких нових еквівалентнісних моделях для розпізнавання сильнокорельованих образів.

Якщо  $X^i = [x_1, x_2 \dots x_k, x_K]$  та  $B^q = [b_1^q, b_2^q \dots b_K^q]$  є векторами, причому  $x_k, b_k^q \in [-D, D]$ , то  $X$  та  $B^q$  можна розглядати як дві точки в просторі ознак.

Відповідні  $L_p$  - метрики визначаються так:

$$d_p(X, B^q) = \left\{ \sum_{k=1}^K (|x_k - b_k^q|)^p \right\}^{1/p} \quad d_\infty(X, B^q) = \max(|x_1 - b_1^q|, \dots, |x_k - b_k^q|)$$

Коли  $p = 2$ ,  $d_2(X, B^q)$  - відстань в Евклідовій метриці. Коли  $p = 1$ , то  $d_1(X, B^q) = \left\{ \sum_k (|x_k - b_k^q|) \right\} = H(X, B^q) \cdot K$ , де  $H(X, B^q)$  - нечітка (fuzzy) відстань Хеммінга між двома образами, що визначається через нечітко-логічну операцію симетричної різниці, а саме:  $|a - b|$ .

Розширимо операції нееквівалентностей ( $\dot{\sim}$ ) та еквівалентностей ( $\sim$ ), а саме:

$$\begin{aligned} a, b \in [-D, D] : a \dot{\neq} b &= |a - b| - D; a \dot{\sim} b = D - |a - b|; \\ a \dot{\neq} b &= (a \wedge \bar{b}) \vee (\bar{a} \wedge b); a \dot{\sim} b = (a \wedge b) \vee (\bar{a} \wedge \bar{b}); \\ a \dot{\neq} b &= -(a \cdot b) / D; a \dot{\sim} b = (a \cdot b) / D \end{aligned}$$

Введемо нормалізовані міри нееквівалентності (відстані)  $NE$  та еквівалентності (близькості)  $E$ , які визначимо таким чином для кожного виду висхідних скалярних операцій:

$$NE_1(X, B^q) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (|x_k - b_k^q|) - D = H(X, B^q) - D;$$

$$NE_2(X, B^q) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \{ \max(\min(x_k, \bar{b}_k^q), \min(\bar{x}_k, b_k^q)) \};$$

$$NE_3(X, B^q) = -\frac{1}{K \cdot D} \sum_{k=1}^K (x_k, b_k^q);$$

$$E_1(X, B^q) = D - H(X, B^q);$$

$$E_2(X, B^q) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \{ \max(\min(x_k, b_k^q), \min(\bar{x}_k, \bar{b}_k^q)) \};$$

$$E_3(X, B^q) = -NE(X, B^q) = -\frac{1}{K \cdot D} \sum_{k=1}^K (x_k, b_k^q).$$

Особливості цих метрик (мір) чи критеріїв на основі їх є те, що вони інваріантні до зміни масштабу (діапазону) вхідних векторів, до зміни полярності сигналів, до вибору типу кодування (одно- чи двополярне), до зміни постійної складової (одночасного зміщення всіх компонент по амплітуді, по рівню), належать до того ж діапазону  $[-D, D]$ , є нормованими і взаємопов'язаними.

Задача класифікації  $R$  класів  $S_1, S_2, \dots, S_R$ , кожен з яких  $S_R$  має свій еталонний образ  $B^r$  (чи навіть декілька), по запропонованому методу зводиться до визначення всіх можливих  $NE(X, B^r)$  чи  $E(X, B^r)$  для невідомого вектора  $X$  та кожного з набору еталонів і їх порівняння.

Вектор  $X$  відноситься до класу  $S_r$ , коли

$$NE(X, B^r) = \min \{ Ne(X, B^i), i = 1, 2, \dots, R \}$$

$$\text{або } E(X, B^r) = \max \{ E(X, B^i), i = 1, 2, \dots, R \}.$$

Якщо ж маємо  $L$  вхідних векторів ознак, які треба розпізнати, а саме  $X^l$ , де  $1 \leq l \leq L$ , то обчислення всіх можливих  $NE(E)$  для кожної пари векторів  $X^l$  та  $B^r$  можна визначити для всіх варіантів вище введених метрик, а сам обчислювальний процес звести до задачі псевдоматричного (еквівалентнісного чи нееквівалентнісного) множення матриць, складених відповідно з вхідних та еталонних векторів:

$$\begin{bmatrix} X_1' \\ X_2' \\ \cdot \\ \cdot \\ X_i' \\ \cdot \\ \cdot \\ X_L' \end{bmatrix} \approx [B^1, B^2, \dots, B^r \dots B^R] = K \cdot D \begin{bmatrix} E(X_1, B^1) \dots \dots \dots E(X_1, B^R) \\ \dots \dots \dots E(X_i, B^r) \dots \dots \dots \\ E(X_L, B^1) \dots \dots \dots E(X_L, B^R) \end{bmatrix}$$

Або

$$\begin{bmatrix} x_1^1, x_2^1, \dots, x_k^1 \\ x_2^1, x_2^2, \dots, x_k^2 \\ \dots \dots \dots \\ x_1^l, x_2^l, \dots, x_k^l \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} b_1^1 \dots b_1^r \dots b_1^R \\ \dots \dots \dots \\ b_k^1 \dots b_k^r \dots b_k^R \end{bmatrix} = K \cdot D \begin{bmatrix} \dots \dots \dots \\ \dots \dots \dots \\ \dots NE(X_i, B^r) \dots \dots \dots \\ \dots \dots \dots \\ \dots \dots \dots \end{bmatrix}$$

Тут в загальному символами ( $\sim$ ) та ( $\neq$ ) ми позначаємо один із можливих варіантів еквівалентності  $E_i$  чи нееквівалентності  $NE_i$ , але  $D_{i=3} = D$ , а  $D_{i=1,2} = 1$ . Другий крок (властиво сама класифікація) еквівалентний перетворенню матриці  $[E]_{LXR}$  в вектор з складними (подвійними) компонентами  $e = [e^1, e^2, \dots, e^L]$ , де  $e^{i \in l \div L} = (\max(E_i^1, E_i^2, \dots, E_i^R) = e_i^{r^i}, r^i)$  або перетворенню матриці  $[NE]_{LXR}$  в вектор  $ne = [ne^1, ne^2, \dots, ne^L]$  з аналогічними подвійними компонентами:

$$ne^{i \in l \div L} = (ne_i^{r^i} = \min(NE_i^1, NE_i^2, \dots, NE_i^R), r^i).$$

Значення других частин  $r^i$  в кожному  $i$ -му компоненті вектора  $e$  вказують на клас ( $r^i$  – ий), до якого відноситься  $i$ -ий ( $i \in l \div L$ ) вхідний образ.

**Висновки і пропозиції.** Запропоновану модель можна використовувати для створення різних автоматичних діагностичних комплексів, прогнозування різних економічних показників.

### Література

1. Ждановский Н.С. Надежность и долговечность автотракторных двигателей / Ждановский Н.С., Николаенко А.В. – Л. : Колос, Ленингр. Отд-ние, 1981. – 295 с.
2. Николаенко А.В. Повышение эффективности использования тракторных дизелей в сельском хозяйстве / Николаенко А.В., Хватов В.Н. – Ленинград : Агропромиздат, Ленингр. Отд-ние, 1986. – 191 с.
3. Григорьев М.А. Исследование критериев предельного состояния дизеля / Григорьев М.А., Слабов Е.П. // Автомобильная промышленность. – 1972. – №12. – С. 8–10.
4. Krasilenko V.G., Yatskovsky V.I. The family of new operations “equivalency” of neuro-fuzzy, logics, their optoelectronic realization and applications. // Proc. SPIE, Vol. 4732. – 2002. – P. 106–120.
5. Krasilenko V.G., Yatskovsky V.I. Continuous logic equivalental models of hamming network architectures with adaptive-correlated weighting. // Proc. SPIE, Vol. 3402. – 1997. – P. 398–408.