

УДК 629.735.083.03.004.58:004.801.3(045)

<sup>1</sup>П. Ш. Абдуллаєв, канд. техн. наук, доц.<sup>2</sup>А. Д. Мірзоєв, асп.<sup>3</sup>О. С. Якушенко, канд. техн. наук

## LVQ-МЕРЕЖА ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ АВІАЦІЙНИХ ГАЗОТУРБІННИХ ДВИГУНІВ

<sup>1,2</sup> Національна академія авіації, кафедра авіаційних двигунів, Азербайджан, Баку, azermirzoyev@mail.ru<sup>3</sup> НАУ, кафедра авіаційних двигунів, Україна, uuysss@mail.ru

*Розглянуто проблему застосування LVQ-мережі в завданнях розпізнавання технічного стану авіаційних газотурбінних двигунів. Наведено вихідні дані, результати навчання і роботи мережі в разі використання різних алгоритмів навчання*

*In the paper the problem of LVQ-network using for identification of aircraft gas turbine engines technical condition is considered. The results of LVQ-network training and using for aircraft gas turbine engines technical condition identification are given*

### Постановка проблеми

На сьогодні розроблено і впроваджено в експлуатаційні підрозділи цивільної авіації ряд систем діагностування технічного стану (ТС) авіаційної техніки. Ці системи розрізняються ступенем автоматизації, повнотою діагностування і технічними засобами, використовуваними в процесі їх реалізації.

Одним з напрямів розвитку діагностування авіаційних газотурбінних двигунів (АГТД) є розпізнавання їх ТС. Для підвищення якості й оперативності розпізнавання ТС АГТД потрібно виконати ретельний аналіз польотної інформації. Результатом такого аналізу є класифікація ТС АГТД – віднесення двигуна до одного з можливих ТС.

### Аналіз досліджень і публікацій

Перспективним напрямом автоматизованого розпізнавання ТС АГТД є використання методів штучного інтелекту. При цьому одним з основних підходів для оцінки ТС є застосування нейронних мереж (НМ). Сьогодні є чимало праць, у яких розглядаються проблеми використання НМ для завдань діагностування [1–4]. Для розпізнавання ТС АГТД широкого застосування набули LVQ-мережі [2–4].

### Мета

Основними проблемами в разі використання НМ є формування навчального набору даних, вибір типу мережі й алгоритму її навчання. Від правильності вибору типу й алгоритму навчання мережі значною мірою залежить якість розпізнавання ТС АГТД. Для таких завдань немає конкретних рекомендацій або вони мають загальний характер. З огляду на це метою роботи є розроблення методу формування LVQ-мережі,

вибір алгоритму її навчання для вирішення завдань розпізнавання ТС АГТД.

### Математичне формулювання проблеми

В основі LVQ-мережі лежить механізм навчання конкуруючого шару [5] з використанням методу «навчання з учителем», коли заздалегідь відомо, до якого класу належить кожен екземпляр вибірки. По суті така мережа являє собою карту Кохонена [6].

LVQ-мережа (рис. 1) складається з двох послідовно з'єднаних шарів нейронів: конкуруючого і лінійного. Позначимо через  $S^1$  і  $S^2$  кількість нейронів у конкуруючому і лінійному шарах відповідно.

Конкуруючий шар поділяє вхідні вектори  $x$  на класи, виділяючи центри зосередження вхідних векторів  $m_i$ . Для цього визначають відстані  $n^1 = \|x - m_i\|$  між вхідними векторами  $x$  і початковими значеннями центрів зосередження векторів  $m_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, q$  ( $q$  – кількість вхідних векторів).

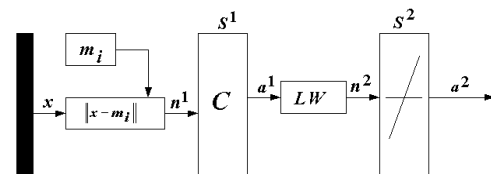


Рис. 1. Схема LVQ-мережі

Лінійний шар перетворює клас вхідного вектора, визначений конкуруючим шаром  $a^1$ , у клас, визначений користувачем  $a^2$ , множенням  $a^1$  на значення ваг  $LW$  лінійних нейронів, що встановлюються рівними одиниці, якщо  $a^2$  і  $a^1$  збігаються, і нуль – якщо не збігаються. Відповідні добутки  $n^2 = a^1 LW$  подаються на виходи

всіх лінійних нейронів, утворюючи вектор  $a^2$ , всі елементи якого дорівнюють 0, за винятком елемента, що відповідає класу, визначеному користувачем (цей елемент вектора дорівнює одиниці).

Для того щоб мережа почала працювати, необхідно провести її навчання. Навчання LVQ-мережі виконується за алгоритмами LVQ1 і LVQ2 [4].

### Алгоритм LVQ1

Кожному класу значень  $x$  призначається кілька векторів з вільними параметрами  $m_i$  і потім приймається рішення про віднесення  $x$  до того класу, до якого належить найближчий вектор  $m_i$ . Нехай індекс « $c$ » визначає найближчий до  $x$  вектор  $m_i$ , позначений далі як  $m_c$ :  $c = \arg \min_i \|x - m_i\|$ .

Значення  $m_i$ , які мінімізують помилку класифікації, можуть бути знайдені як асимптотичні значення в наступному процесі навчання. Нехай  $x(t)$  – вхідна вибірка,  $m_i(t)$  – подання послідовності  $m_i$ , дискретизоване за часом. Починаючи з правильно визначених початкових значень, основний процес алгоритму LVQ1 визначає такий вираз:

$$m_c(t+1) = m_c(t) + \mu(t)[x(t) - m_c(t)].$$

Якщо  $x$  і  $m_c$  належать до одного класу, то

$$m_c(t+1) = m_c(t) - \mu(t)[x(t) - m_c(t)].$$

Якщо  $x$  і  $m_c$  належать до різних класів, то

$$m_i(t+1) = m_i(t), \quad \forall_i \neq c.$$

Тут  $0 < \mu(t) < 1$ ,  $\mu(t)$  може бути константою або монотонно зменшуватися.

### Алгоритм LVQ2

Вирішення завдання класифікації в алгоритмі LVQ2 ідентично алгоритму LVQ1. Однак у процесі навчання LVQ2 два вектори з вільними параметрами  $m_i$  і  $m_j$ , що є найближчими сусідами  $x$ , модифікуються одночасно. Один з них має належати до класу 1, а другий – до класу 2.

Алгоритм навчання LVQ2 має вигляд

$$m_i(t+1) = m_i(t) - \mu(t)[x(t) - m_i(t)];$$

$$m_j(t+1) = m_j(t) + \mu(t)[x(t) - m_j(t)],$$

де  $m_i$  і  $m_j$  – два найближчі до  $x$  вектори з вільними параметрами, причому  $x$  і  $m_j$  належать до одного й того самого класу, у той час, як  $x$  і  $m_i$  належать до різних класів.

### Числовий експеримент

Одне з основних завдань для навчання мережі «з учителем» – формування навчального набору даних. У роботі використовується навчальний набір даних, створений на основі інформації про реальні параметри функціонування двигуна Д30КУ-154, зареєстровані на крейсерському режимі роботи (двигуни 0305 932 921 2428, 0305 932 921 2434, 0305 932 921 2416, 0305 932 921 2429, АТБ аеропорту «Біна», м. Баку, Азербайджан). Реєстрація виконувалася екіпажем у формі польотних карт. Під час діагностування використовували параметри: температуру газу за турбіною  $T_4^*$ , витрату палива  $G_p$ , тиск  $p_m$  і температуру масла на вході АГТД  $T_m$ , вібрація задньої опори  $V_{3.оп}$ . Усі параметри, крім  $V_{3.оп}$  зведено до стандартних атмосферних умов згідно з працею [7].

На початку експлуатації двигуна інформація про нього є нечіткою, невизначеною і обмеженою. У цих умовах ідентифікація ТС АГТД полягає в розпізнаванні основних класів ТС: «справний», «підвищене значення параметра» і «знижене значення параметра». Граничні значення параметрів, що відповідають справному стану АГТД, встановлено за технічними даними двигуна, заявленими у нормативно-технічній документації [8].

Слід зазначити, що для навчання LVQ-мережі для розпізнавання одного класу ТС АГТД необхідно мати 20–200 і більше точок у навчальному наборі даних. У роботі було сформовано два варіанти навчального набору даних.

*Варіант 1.* Перші 20 точок репрезентують справний стан (перший клас), з 21 по 120 точку, чергуючись по 20 точок (за кількістю параметрів), – підвищене, а з 121 по 220 – знижене значення параметрів функціонування АГТД (другий і третій класи).

*Варіант 2.* Перші 100 точок репрезентують перший клас, з 101 по 200, чергуючись по 20 точок (за кількістю параметрів) – другий клас, з 201 по 300 – третій клас.

Як можна бачити обидва варіанти відрізняються обсягом даних, що вказують на справний стан АГТД (перший клас).

Значення параметрів функціонування для обох варіантів показано на рис. 2, а–д та рис. 3, а–д.

Послідовність підгруп параметрів у другому та третьому класах така: з першої по 20-ту точку класу наведено дані, які репрезентують, у першу чергу, значення  $T_4^*$ , що перевищило допустимі

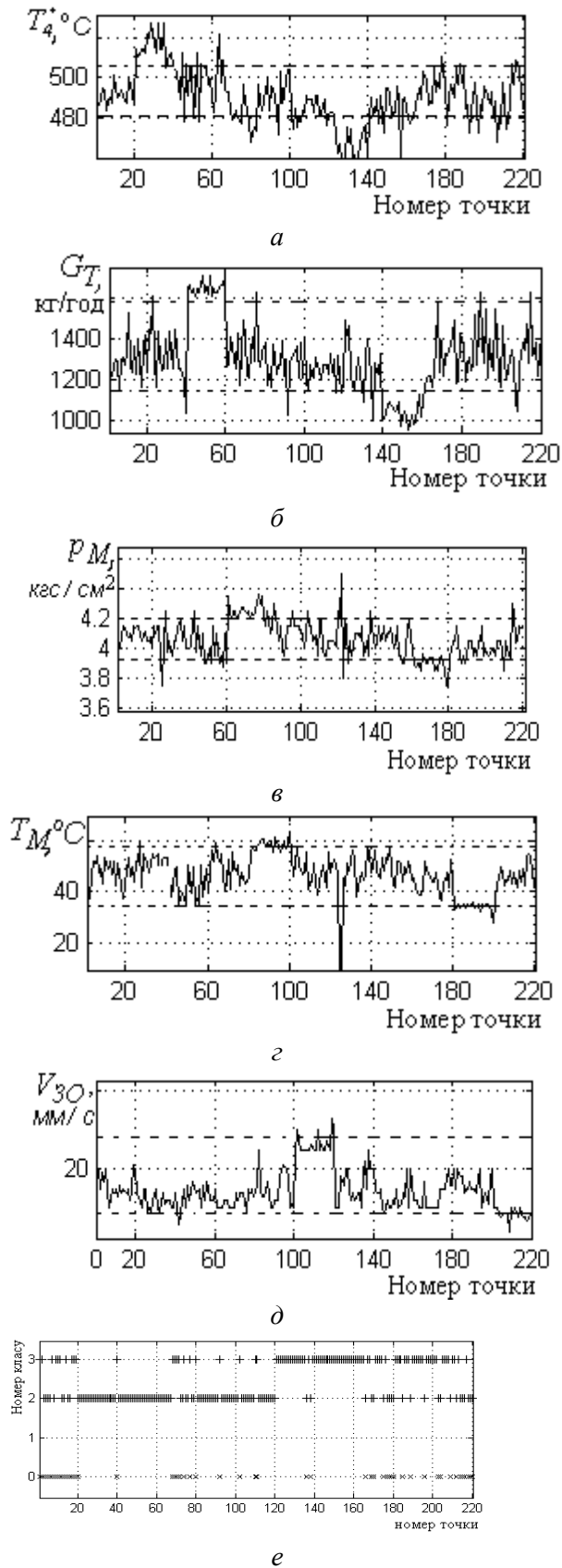


Рис. 2. Перший варіант навчального набору даних і результат його розпізнавання: × – неправильно розпізнані точки; --- — верхня межа справного ТС; --- — нижня

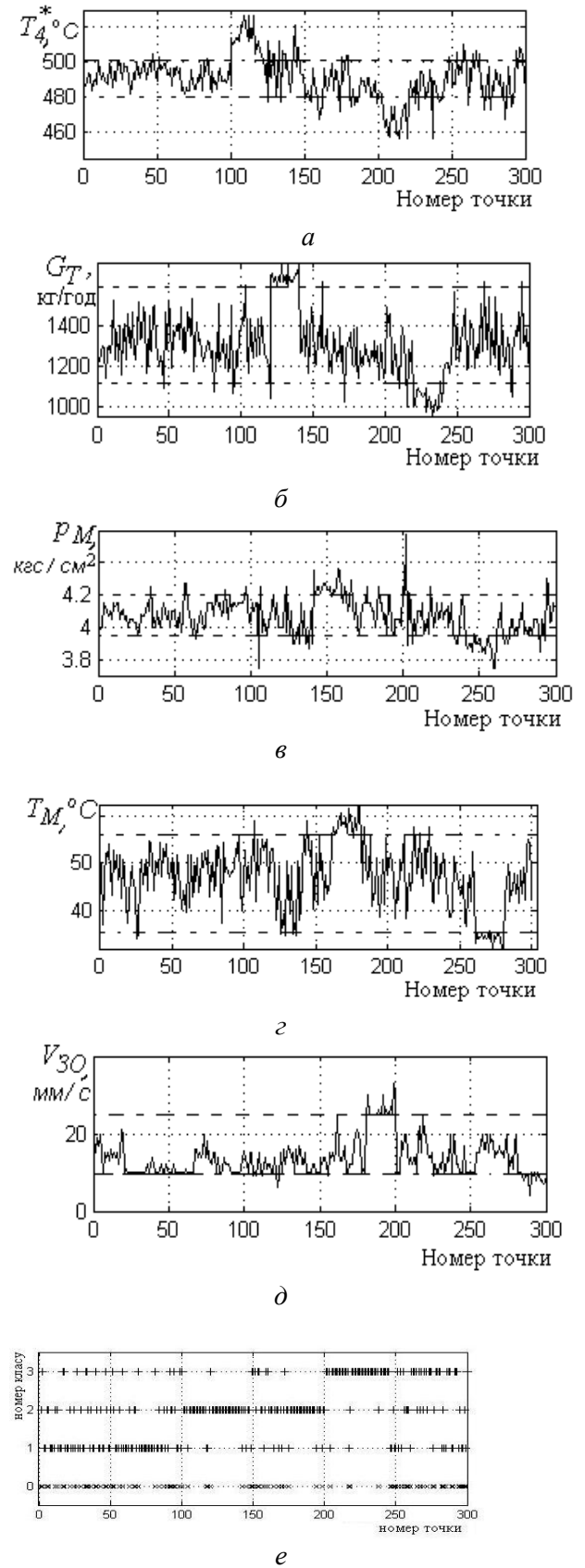


Рис. 3. Другий варіант навчального набору даних і результат його розпізнавання: × – неправильно розпізнані точки; --- — верхня межа справного ТС; --- — нижня

значення (для другого класу – підвищене, для третього – знижене), а інші параметри не беруть до уваги; з 21-ї по 40-ву точки –  $G_n$ , з 41 по 60-ту точки –  $p_m$ ; із 61 по 80-ту точки –  $T_m$ ; з 81 по 100-ту точки –  $V_{з.оп.}$ .

Процес навчання і розпізнавання ТС АГТД реалізовано в середовищі MATLAB Neural Network Toolbox [9]. Були задані такі значення параметрів навчання LVQ-мережі: параметр швидкості настроювання  $\mu=0,01$ , максимальну кількість циклів навчання  $N = 400$ .

Як параметр точності розпізнавання НМ навчального набору використано загальну відносну помилку (відношення загальної кількості помилок розпізнавання класів ТС до обсягу навчального набору) і відносні помилки розпізнавання окремих класів (відношення кількості помилок розпізнавання визначеного класу ТС до кількості точок, що представляють цей клас у навчальному наборі).

У процесі навчання LVQ-мережі відповідно до зазначених алгоритмів були отримані характеристики точності розпізнавання для обох варіантів навчального набору (див. таблицю). Результати розпізнавання подано на рис. 2, е і 3, е.

З аналізу наведених даних видно, що найменший рівень помилок розпізнавання ТС АГТД забезпечує LVQ-мережа при використанні алгоритму навчання LVQ1. Як випливає з таблиці найкраща точність розпізнавання для першого варіанта навчального набору відповідає 20 нейронам у конкуруючому шарі, а для другого варіанта – 30. При цьому треба зазначити, що кількість цих нейронів мало впливає на якість роботи НМ.

У разі використання першого варіанта навчального набору НМ не може розпізнати точки, що належать до першого класу (відсоток помилок розпізнавання справних двигунів – 100 %). Отже, можна зробити висновок, що для найкращої точності розпізнавання доцільно мати в навчальному наборі однакову кількість точок для кожного класу ТС.

У використаній мережі можна варіювати один параметр – кількість нейронів у прихованому шарі. Зміна цього параметра, а також значне підвищення тривалості навчання НМ істотно поліпшили якість розпізнавання ТС АГТД (див. таблицю).

### Висновки

Аналіз отриманих результатів показав, що LVQ-мережа має незадовільно високий рівень помилок розпізнавання ТС АГТД (найкращий показник – 32%). Тому потрібно досліджувати

інші типи НМ з більш складною структурою, вибрати оптимальний тип нейронів і алгоритму навчання НМ для розпізнавання ТС АГТД.

Потрібно також створити метод перевірки отриманої мережі на появу ефекту «перенавчання» ([9]).

### Порівняльна характеристика алгоритмів навчання і відсоток помилок розпізнавання LVQ-мережі

| Алгоритм | Кількість нейронів | Відсоток помилок розпізнавання, % |          |    |                |          |    |    |    |
|----------|--------------------|-----------------------------------|----------|----|----------------|----------|----|----|----|
|          |                    | Перший варіант                    |          |    | Другий варіант |          |    |    |    |
|          |                    | загальний                         | класи ТС |    | загальний      | класи ТС |    |    |    |
|          | 1                  | 2                                 | 3        | 1  | 2              | 3        |    |    |    |
| LVQ1     | 10                 | 27,3                              | 100      | 16 | 24             | 34,6     | 46 | 23 | 35 |
|          | 20                 | 25                                | 100      | 12 | 23             | 35       | 46 | 24 | 35 |
|          | 30                 | 26,3                              | 100      | 14 | 24             | 32       | 42 | 22 | 34 |
|          | 40                 | 27,7                              | 100      | 16 | 25             | 34,3     | 44 | 25 | 34 |
| LVQ2     | 10                 | 27,7                              | 100      | 17 | 24             | 37,6     | 49 | 27 | 37 |
|          | 20                 | 27,3                              | 100      | 16 | 24             | 37       | 49 | 25 | 37 |
|          | 30                 | 28,6                              | 100      | 18 | 25             | 36       | 48 | 25 | 35 |
|          | 40                 | 27,7                              | 100      | 16 | 25             | 37       | 51 | 26 | 34 |

### Література

1. Якушенко О. С. Нейронні мережі для діагностування ГТД // Вісн. – 2004. – № 2 (20). – С. 67–71.
2. Адаменко В. А., Дубровин В. И., Субботин С. А. Диагностика лопаток авиадвигателей по спектрам затухающих колебаний после ударного возбуждения на основе нейронных сетей прямого распространения // Новые материалы и технологии в металлургии и машиностроении. – 2000. – № 1. – С. 91–96.
3. Hassan T. A. F., El-Shafei A., Zeyada Y. "Comparison of neural network architectures for machinery fault diagnosis" // ASME TurboEXPO 2003, Atlanta GA, USA, Paper GT2003–38450, 2003.
4. Дубровин В. И., Субботин С. А. Нейронная сеть LVQ в задачах технической диагностики. // Радиоэлектроника. Информатика. Управление. – 2000. – № 2. – С. 110–118.
5. LVQ\_PAK: The Learning Vector Quantization Program Package / Т. Kohonen, J. Hynninen, J Kangas. and others. – Helsinki: Helsinki University of Technology, 1995. – 30 p.
6. Kohonen T. Self-Organization and Associative Memory. Springer-Verlag, Berlin-Heidelberg – New York: Tokio, 3 edition, 1989.– 255 p.
7. Лоцицкий Л. П., Степаненко В. П., Студеникин В. А., Практическая диагностика авиационных газотурбинных двигателей. – М.: Транспорт, 1985. – 102 с.
8. Лоцицкий Л. П., Авдошко М. Д., Березлев В. Ф. Авиационные двухконтурные двигатели Д-30КУ и Д-30КП – М: Машиностроение, 1988. – 228 с.
9. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети Matlab 6 / Под общ. ред. В. Г. Потемкина – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

Стаття надійшла до редакції 22.01.07