

МЕТОД ІНТЕГРАЛЬНОЇ ОЦІНКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ

М.І. Горбійчук, І.В. Щупак, В.Л. Кімак

ІФНТУНГ; 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (0342) 504521;
e-mail: gorb@nung.edu.ua

Запропоновано новий метод інтегральної оцінки технічного стану газоперекачувальних агрегатів, суть якого полягає у тому, що для кожного вузла ГПА у просторі показників технічного стану за допомогою нейронної мережі виділяються області, які характеризують зміну технічного стану певного вузла у часі. Кожній такій області приписується певний рейтинг, так що технічний стан ГПА характеризується сумою таких рейтингів. Отримані умови, за яких технічний стан ГПА класифікується за певними градаціями.

Ключові слова: газоперекачувальний агрегат, інтегральна оцінка, математична модель, генетичний алгоритм, роздільна функція.

Предложен новый метод интегральной оценки технического состояния газоперекачивающих агрегатов, суть которого состоит в том, что для каждого узла ГПА в пространстве показателей технического состояния с помощью нейронной сети выделяются области, характеризующие изменение технического состояния определенного узла во времени. Каждой такой области приписывается определенный рейтинг, так что техническое состояние ГПА характеризуется суммой таких рейтингов. Получены условия, при которых техническое состояние ГПА классифицируется по определенным градациям.

Ключевые слова: газоперекачивающий агрегат, интегральная оценка, математическая модель, генетический алгоритм, разделительная функция.

The new method of integral estimation of the technical state of gas compressor units, essence of which in that for every knot of gas compressor in space of indexes of the technical state by a neuron network areas which characterize time-history of the technical state of certain knot are selected is offered. Each the certain rating is added such area, so that the technical state of gas compressor is characterized by the sum of such ratings. Got terms at which the technical state of gas compressor is classified on certain gradations.

Keywords: gas compressor unit, integral estimation, mathematical model, genetic algorithm, dividing function.

Технічне діагностування передбачає визначення технічного стану об'єкта із заданою точністю [1]. Якщо об'єктом діагностування є газоперекачувальний агрегат (ГПА), то для визначення його технічного стану широко застосовують штучні нейронні мережі. У роботі [2] нейронні мережі використані для виявлення відмов лопаток газових турбін. Ознаки відмов визначались із послідовної різниці спектрів, яка задовольняла наступному рівнянню:

$$P(f) = 20 \log \frac{sp(f)}{sph(f)},$$

де: $P(f)$ – послідовність різниці спектрів, яка є функцією від частоти f , $sp(f)$ – силовий спектр сигналу, працюючого з відмовами двигуна, що передається вимірювальними приладами, $sph(f)$ – спектр сигналу справного двигуна на тій самій частоті збору даних f , що працює з аналогічним навантаженням.

Автори роботи [3] розробили інтелектуальну комп'ютерну програму діагностування продуктивності газової турбіни з використанням штучних нейромереж. Аналіз відмов ГПА можна проводити, використовуючи метод аналізу шляху газу [4]. До інших методів діагностування можна віднести аналіз масел і шламів, моніторинг вібрації та моніторинг залишкового ресурсу газової турбіни [5].

Ефективний контроль технічного стану ГПА можна забезпечити, об'єднавши декілька методів, що у своїй сукупності забезпечать найбільш обумовлений і ймовірний результат.

Таким чином, метою даної роботи є розроблення методології, спираючись на яку можна було б оцінювати технічний стан не тільки окремих вузлів ГПА, але й його технічний стан загалом.

Суть методу, що розглядається, полягає у наступному. Для певної частини чи вузла ГПА формуються показники технічного стану. З плином часу ці сформовані показники змінюють своє значення внаслідок деградації робочих органів ГПА. Якщо побудувати простори параметрів технічних станів, то значення таких параметрів утворять класи, які відповідатимуть різним станам окремих вузлів чи частинам ГПА. Припустимо, що кожний вузол чи частина характеризується $s_i^{(j)}$ станами (i – номер стану; j – номер вузла чи частини ГПА), які у просторі параметрів утворюють певні класи. Присвоїмо кожному класу певний рейтинг $r_i^{(j)}$, значення якого характеризуватимуть технічний стан вузла чи частини ГПА. Нехай у певний момент часу параметри, що характеризують технічний стан вузла чи частини ГПА, у просторі технічних станів відображаються точкою $\bar{P}^{(j)}$ (рис. 1). У певний період експлуатації ГПА

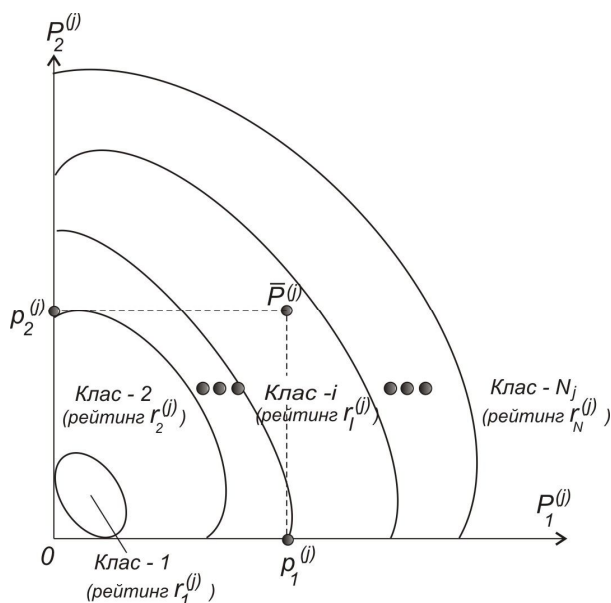


Рисунок 1 – Розбиття площини параметрів технічного стану на класи

кожній точці $\bar{P}^{(j)}$ поставимо у відповідність певний рейтинг $r^{(j)}$. Тоді інтегральна оцінка технічного стану ГПА буде визначатись так:

$$R = r_i^{(1)} + r_k^{(2)} + \dots + r_l^{(M)}, \quad (1)$$

де: M – кількість агрегатів (вузлів) ГПА;

$i \in \{1, 2, \dots, N_1 - 1\}; k \in \{1, 2, \dots, N_2 - 1\}; \dots;$

$l \in \{1, 2, \dots, N_M - 1\};$

$N_j, j = \overline{1, M}$ – кількість класів у просторі технічних станів j -го агрегату (вузла) ГПА.

Останній клас $N^{(j)}$ відповідає передаварійному станові одному із вузлів (частині) ГПА. Якщо точка $\bar{P}^{(j)}, j = \overline{1, M}$, яка характеризує технічний стан вузла j (частини), потрапляє до класу N_j , то стан ГПА у цілому вважається передаварійним.

Якщо тепер технічний стан ГПА охарактеризувати K_q градаціями (наприклад, «нормальний», «задовільний», «передаварійний»), то у разі виконання умови

$$R_{\min}^{(q)} \leq R < R_{\max}^{(q)}, \quad (2)$$

де $R_{\min}^{(q)}, R_{\max}^{(q)}$ – нижня і верхня межі K_q -градації, технічний стан ГПА відносимо до K_q -градації.

Застосування розробленої методу покажемо на прикладі трьох вузлів ГПА – системи змащування, проточної частини ГПА та ротора відцентрового нагнітача ГПА.

Для системи змащування параметрами, що характеризують її технічний стан, вибрані температура і тиск оливи; для проточної частини ГПА такими параметрами будуть ступінь підвищення тиску і політропний коефіцієнт корисної дії; технічний стан ротора відцентрового нагнітача ротора характеризуватимемо горизонтальними і вертикальними складовими вібро-

прискорення упорно-опорного підшипника (УОП).

З метою отримання експериментальних даних дослідження проводились на компресорній станції КС-3 Долинського лінійного управління магістральних газопроводів ДП «Прикарпаттрансгаз», на якій встановлено відцентровий нагнітач ГПА-Ц1-16С/76-1,44 з газотурбінним приводним двигуном ДГ-90Л2.

Для кожного із трьох вузлів ГПА на площині їх технічних станів нанесено відповідні параметри, так що на площині станів отримані деякі множини, які необхідно розбити на класи. Для розбиття множин технічних станів ГПА була використана нейронна мережа Кохонена [6]. Для відокремлення одного класу від іншого необхідно визначити роздільні функції.

Допускається, що перший клас вміщує N_f , а другий відповідно N_c – параметрів технічного стану. Тоді алгоритм знаходження роздільної функції між двома класами ґрунтується на мінімізації наступного функціоналу [7]:

$$F(\bar{a}) = \frac{\sum_{i=1}^{N_f} W(\varphi(\bar{p}^{fi}, \bar{a})) (\varphi(\bar{p}^{fi}, \bar{a}) - 1)^2}{\sum_{i=1}^{N_f} W(\varphi(\bar{p}^{fi}, \bar{a}))} + \frac{\sum_{i=1}^{N_c} W(\varphi(\bar{p}^{ci}, \bar{a})) (\varphi(\bar{p}^{ci}, \bar{a}) + 1)^2}{\sum_{i=1}^{N_c} W(\varphi(\bar{p}^{ci}, \bar{a}))}, \quad (3)$$

де: $W(\varphi) = e^{-\beta\varphi^2\alpha}$; α і β – параметри, що визначають швидкість зменшення функції $W(\varphi)$ з віддаленням її від нульового значення;

$\varphi(\bar{p}^i, \bar{a})$ – роздільна функція: для першого класу – $\varphi(\bar{p}^i, \bar{a}) \approx 1$, а для другого – $\varphi(\bar{p}^i, \bar{a}) \approx -1$;

\bar{p}^i – вектор координат параметрів технічного стану в m -вимірному просторі (індекс « f » означає, що діагностична ознака відноситься до першого класу, а індекс « c » відноситься до другого класу).

Як правило, для опису роздільної функції вибирають поліном степеня n

$$\varphi(\bar{p}, \bar{a}) = \sum_{t=0}^{h-1} a_t \prod_{v=1}^m p_v^{z_{vt}}, \quad (4)$$

де: h – кількість членів полінома;

a_t – коефіцієнти полінома;

z_{vt} – степені аргументів, які повинні задовольняти обмеженню $\sum_{v=1}^m z_{vt} \leq n$.

Число членів h полінома (4) визначають за такою формулою [8]:

$$h = \frac{(m+n)!}{m!n!} \quad (5)$$

На практиці, як правило, структура роздільної функції (4) невідома, що призводить до необхідності довільного вибору як числа функцій, так і вигляду самих функцій у виразі (4).

Утворимо упорядковану структуру довжиною h , в якій на t -тому місці стоятиме одиниця або нуль в залежності від того, чи параметр a_t , $t = 0, h-1$ роздільної функції (4) відмінний від нуля, чи нульовий. У теорії генетичних алгоритмів така упорядкована послідовність має назву хромосоми або особи, а атомарний елемент хромосоми (одиниця або нуль) – це ген. Набір хромосом утворює популяцію. Важливим поняттям у теорії генетичних алгоритмів є функція пристосування, яка визначає ступінь пристосування окремих осіб у популяції. Вона дає змогу із всієї популяції вибрати особи, які є найбільш пристосованими, тобто такі, що мають найбільше (найменше) значення функції пристосування. У задачі синтезу структури роздільної функції функцією пристосованості виступає функціонал (3).

Отже, задачу синтезу роздільної функції сформуємо наступним чином: із початкової популяції хромосом шляхом еволюційного відбору вибрати таку хромосому, яка забезпечує найкраще значення функції пристосування (мінімальне значення функціоналу (3)). Алгоритм розв'язання поставленої задачі наведений у роботі [9].

Методику знаходження роздільної функції продемонструємо на прикладі оцінки технічного стану УОП. Технічний стан УОП оцінюється за вібраційним контролем шляхом реєстрації горизонтальних p_1 і вертикальних p_2 складових віброприскорення за допомогою штатних технічних засобів, якими оснащена компресорна станція КС-3. Спостереження здійснювались впродовж 75,94 год. Для зменшення об'єму вхідної інформації із масиву даних вилучались точки з однаковими координатами. У результаті початковий масив даних скоротився із 273394 до 34 точок. З використанням нейромережі Кохонена множина даних була розбита на три класи. Перший, найнижчий клас (рис. 2) утворюють дані, які характеризують мінімальний рівень вібрації. Другий клас утворюють дані зі середнім рівнем вібрації і, зрештою, третій, найвищий клас характеризує високий рівень вібрації.

Для побудови роздільної кривої між першим і другим та між другим і третім класами був вибраний поліном третьої степені. Синтез полінома оптимальної складності здійснювався на основі функціоналу (3) і за допомогою розробленого генетичного алгоритму. Параметри алгоритму були такими: $\alpha = 1$; $\beta = 0,01$; розмір популяції – 100; максимальна кількість генерацій – 100; ймовірність схрещування – 0,8; ймовірність мутації – 0,1.

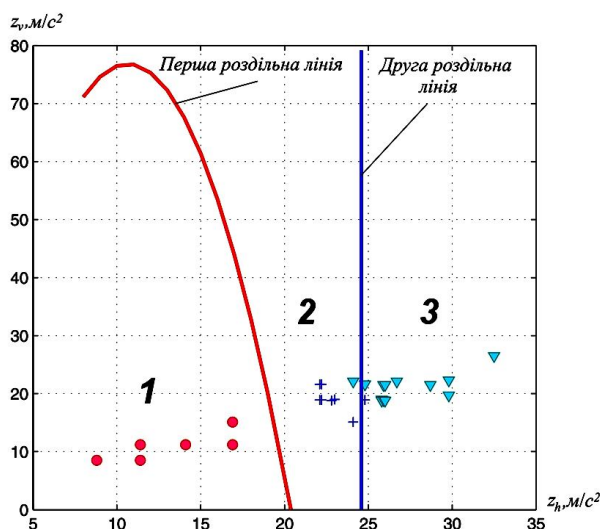


Рисунок 2 – Розбиття множини технічного стану УОП на класи за допомогою роздільних ліній

У результаті отримали:

- рівняння першої роздільної кривої

$$f(\bar{p}, \bar{a}) = a_0 + a_1 p_1 + a_2 p_2 + a_3 p_1^2,$$

де: $a_0 = -0,232874$; $a_1 = 0,264554$;

$$a_2 = -0,015296$$
; $a_3 = -0,012428$;

- рівняння другої роздільної кривої

$$f(\bar{p}, \bar{a}) = p_0 + a_1 p_1,$$

де: $a_0 = 7,508388$; $a_1 = -0,305470$;

Відповідно функціонал (3) набув таких значень:

- для першої роздільної кривої

$$F_{min}(\bar{a}) = 0,1374$$
;

- для другої роздільної кривої

$$F_{min}(\bar{a}) = 0,8031.$$

Роздільні криві побудовані шляхом розв'язання рівняння $f(\bar{p}, \bar{a}) = 0$ відносно змінної x_2 :

- для першої роздільної кривої

$$p_2 = -\frac{a_0 + a_1 p_1 + a_3 p_1^2}{a_2}$$
;

- для другої роздільної кривої

$$p_1 = -\frac{a_0}{a_1}.$$

Результати такої побудови відтворює рис. 2, із якого видно, що першою роздільною кривою відбулося безпомилкове розмежування першого і другого класів, а друга роздільна крива віднесла одну із діагностичних ознак до другого класу, а іншу – до третього, хоча нейромережею вони віднесені відповідно до третього і другого класів.

Технічний стан протічної частини відцентрового нагнітача ГПА оцінюватимемо за ступенем підвищення тиску ε та коефіцієнтом корисної дії η нагнітача. Як і у попередньому випадку

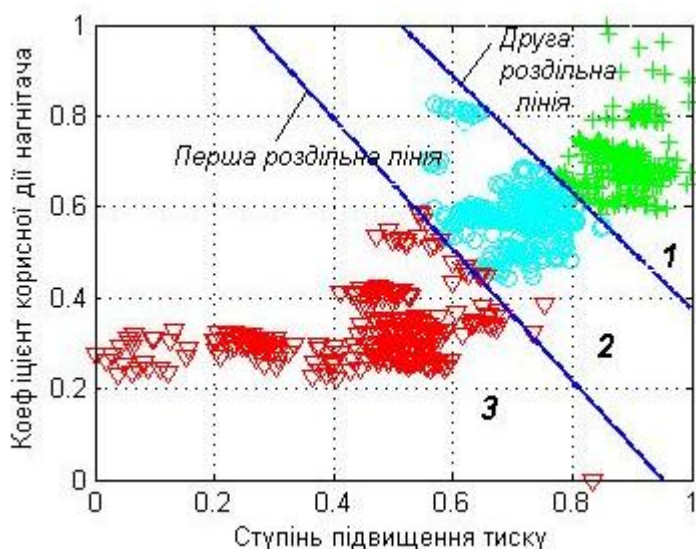


Рисунок 3 – Розбиття множини технічного стану відцентрового нагнітача на класи за допомогою роздільних ліній

дку множину параметрів ε і η за допомогою нейромережі Кохонена розбили на три класи, а границі між першим і другим класами та між другим і третім знайшли за допомогою генетичного алгоритму (рис. 3). На рис. 3 на осі ординат нанесені безрозмірні величини p_1 і p_2 , які обчислювались наступним чином:

$$p_i = \frac{P_i - P_{i,\min}}{P_{i,\max} - P_{i,\min}}, \quad i=1, 2, \quad (6)$$

де $P_1 = \varepsilon$; $P_2 = \eta$.

Розбиття множини технічних станів на класи здійснювалось за допомогою прямих ліній, рівняння яких

$$a_0 + a_1 p_1 + a_2 p_2 = 0.$$

Із останнього співвідношення знаходимо, що

$$p_2 = -\frac{a_0 + a_1 p_1}{a_2},$$

де: для першої роздільної лінії

$$a_0 = -3,2809; a_1 = 2,5400; a_2 = 1,9844 \text{ і}$$

для другої роздільної лінії

$$a_0 = 2,5245; a_1 = -2,6574; a_2 = -1,8454.$$

У роботі [5] для виявлення неполадок у системі змащування пропонується фіксувати відхилення температури і тиску масла від середніх значень за минулий інтервал усереднення. Недоліком вказаного способу діагностування є те, що автор не вказує на граничні значення таких параметрів.

Нами запропонований інший підхід [10], суть якого полягає у тому, що у площині параметрів «температура – тиск масла» будуються роздільні криві, які поділяють площину на три області: нормальної роботи, задовільну область роботи і область передаварійного стану системи змащування ВЦН.

Спостереження за роботою системи змащування здійснювались протягом 1373 год. Для

зменшення об'єму вхідної інформації із масиву даних вилучались точки з однаковими координатами. У результаті початковий масив даних скоротився із 12753 до 399 точок.

Для побудови роздільної кривої між першим і другим та між другим і третім класами був вибраний поліном другої степені. Синтез полінома оптимальної складності здійснювався на основі функціоналу (3) і за допомогою розробленого генетичного алгоритму. Параметри алгоритму були такими: $\alpha = 1$; $\beta = 0,01$; розмір популяції – 100; максимальна кількість генерацій – 10; ймовірність схрещування – 0,8; ймовірність мутації – 0,1. Для покращення роботи нейромережі діагностичні ознаки температура T і тиск P системи змащування ВЦН приведені до безрозмірного вигляду

$$p_i = \frac{X_i - X_{i,\min}}{X_{i,\max} - X_{i,\min}}; \quad i=1, 2,$$

де $X_1 = T$; $X_2 = P$.

У результаті отримали:

- рівняння першої роздільної кривої

$$f(\bar{p}, \bar{a}) = a_1 p_1 + a_2 p_2 + a_3 p_1^2 + a_4 p_1 p_2,$$

де: $a_1 = 4,231382$, $a_2 = -8,829400$,

$$a_3 = -4,710281, \quad a_4 = 5,569094;$$

- рівняння другої роздільної кривої

$$f(\bar{p}, \bar{a}) = a_0 + a_1 p_1 + a_2 p_1 p_2,$$

де: $a_0 = -0,745395$, $a_1 = 3,500560$,

$$a_2 = -4,923721.$$

Відповідно функціонал (3) набув таких значень:

– для першої роздільної кривої

$$F_{\min}(\bar{a}) = 0,07868;$$

– для другої роздільної кривої

$$F_{\min}(\bar{a}) = 0,09315.$$

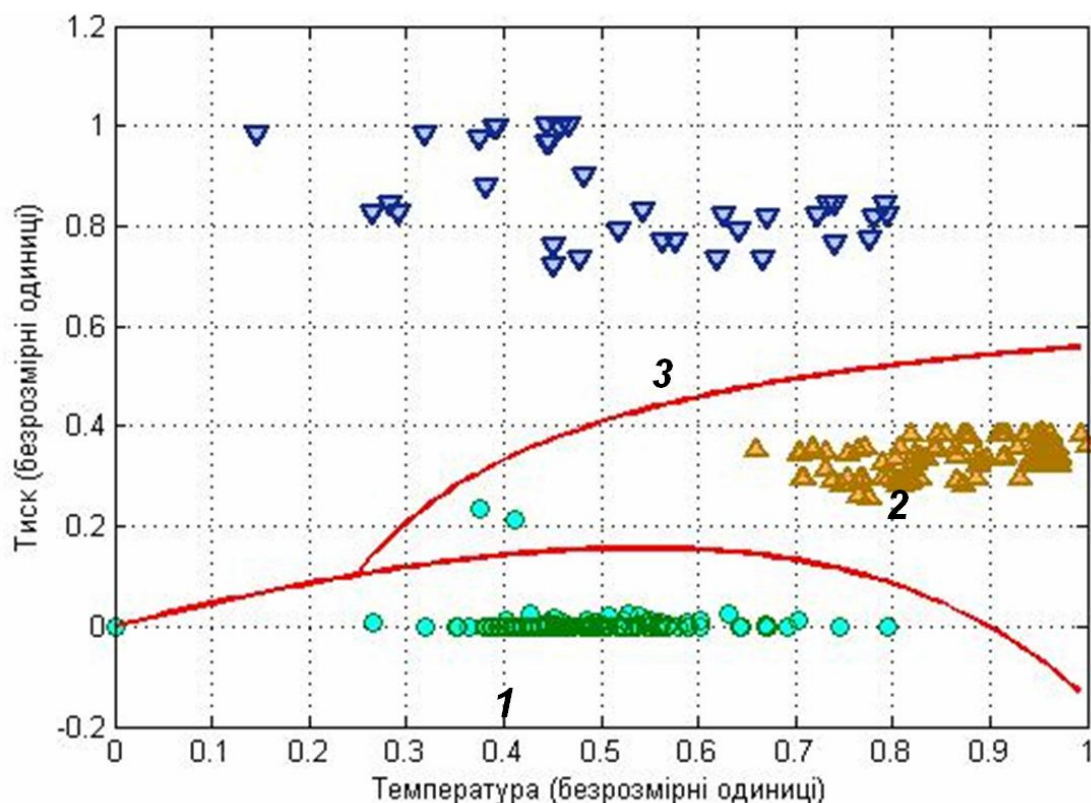


Рисунок 4 – Розбиття площини ознак технічного стану системи змащування на класи за допомогою роздільних кривих

Роздільні криві побудовані шляхом розв’язання рівняння $f(\bar{p}, \bar{a}) = 0$ відносно змінної p_2 :

– для першої роздільної кривої

$$p_2 = -\frac{a_1 p_1 + a_3 p_1^2}{a_2 + a_4 p_1};$$

– для другої роздільної кривої

$$p_2 = -\frac{a_0 + a_1 p_1}{a_2 p_1}.$$

Результати такої побудови відтворює рис. 4, із якого видно, що другою роздільною кривою відбулося безпомилкове розмежування другого і третього класів, а перша роздільна крива віднесла дві із загального числа ознак технічного стану системи змащування до другого класу, хоча нейромережею вони віднесені до першого класу.

Потрапляння будь-якого із перелічених параметрів, які характеризують технічний стан ГПА, до однієї із областей, що помічена цифрою «3», означатиме знаходження його у перед аварійному стані, при $R = 3$ ГПА перебуватиме у нормальному стані. І, зрештою, задовільний стан ГПА буде визначатись умовою, яка витикає із співвідношення (2)

$$R_{min}^{(2)} \leq R \leq R_{max}^{(2)},$$

де: $R_{min}^{(2)} = 4$; $R_{max}^{(2)} = 6$.

Таким чином, нейромережеві технології уможливають розбиття простору параметрів технічного стану на ряд класів, кожний із яких

певним чином характеризує технічний стан ГПА. Побудова роздільних кривих з використанням генетичних алгоритмів, які відділяють один клас від іншого, ґрунтуються на мінімізації функціоналу (3) і забезпечує вибір оптимальних моделей для роздільних ліній. Для інтегральної оцінки технічного стану ГПА вперше запропонований критерій, який визначається як сума рангів, що присвоюються кожному із класів. Розроблена методика дає змогу якісно оцінити технічний стан ГПА, що підвищує їх експлуатаційну надійність.

Література

- 1 Технічне діагностування та контроль технічного стану. Терміни та визначення: ДСТУ 2389 – 94 – [Чинний від 01.01.1995]. – К.: Держстандарт України, 1994. – 24 с.
- 2 Angelakis C. A A Neural Network-based Method for Gas Turbine Blading Fault Diagnosis / C. Angelakis, E. N. Loukis, A. D. Pouliezos, G. S. Stavrakakis // International Journal of Modelling and Simulation – 2001. – Vol. 21, No. 1. – p. 51-60.
- 3 Kong C. Intelligent performance diagnostics of a gas turbine engine using user-friendly interface neural networks / C. Kong, J. Ki, M. Kang, S. Kho // Aircraft Engineering and Aerospace Technology. – 2004. – Vol. 76 Iss: 4. – pp. 391-397.
- 4 Urban L. A. Gas Path Analysis Applied to Turbine Engine Condition Monitoring / Urban L. A. // J. of Aircraft. – 1973. – Vol. 10, No. 7. – p. 37-46.

5 Зарицкий С. П. Диагностика газоперекачивающих агрегатов с газотурбинным приводом / С. П. Зарицкий. – М.: Недра, 1986. – 198 с.

6 Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский; [пер. с польск. И. Д. Рудинского]. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 343 с.

7 Мурыгин К. В. Построение классификаторов на основе разделяющих поверхностей / К. В. Мурыгин // Штучний інтелект. – 2008. – № 2. – С. 65 – 69.

8 Горбійчук М. І. Індуктивний метод побудови математичних моделей газоперекачувальних агрегатів природного газу / М. І. Горбійчук, М. І. Когутяк, Я. І. Заячук // Нафтова і газова промисловість. – 2008. – № 5. – С. 32–35.

9 Горбійчук М. І. Синтез функцій класифікації на основі генетичних алгоритмів / М. І. Горбійчук, С. Т. Самуляк, І. В. Щупак // Штучний інтелект. – 2010. – № 2. – С. 24–31.

10 Горбійчук М. І. Метод визначення технічного стану газоперекачувальних агрегатів на засадах нейронних мереж / М. І. Горбійчук, І. В. Щупак // Матеріали міжгалузевої проблемно-наукової міжгалузевої конференції «Інформаційні проблеми комп'ютерних систем, юриспруденції, енергетики, економіки, моделювання та управління»: Поступ в науку, 01-04 червня Intelligent performance diagnostics of a gas turbine engine using user-friendly interface neural networks, Kong Chang-duk, Ki Ja-young, Kang Myoung-cheol, Kho Seong-hee, Aircraft Engineering and Aerospace Technology, v. 76, n. 4, p. 391-397, 2004.

Стаття надійшла до редакційної колегії

02.12.10

Рекомендована до друку професором

Л.М. Заміховським