

КОНТРОЛЬ, АВТОМАТИКА ТА ЕЛЕКТРОТЕХНІКА

УДК 622.691.4.052.012

ДІАГНОСТИЧНА МОДЕЛЬ СИСТЕМИ ЗМАЩУВАННЯ НАГНІТАЧА ПРИРОДНОГО ГАЗУ

М.І.Горбійчук, І.В.Щупак

ІФНТУНГ, 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (03422) 504521,
e-mail: gorb@nung.edu.ua

Під час діагностування технологічних об'єктів важливим науковим завданням є визначення критичних значень діагностичних ознак. На практиці це завдання вирішується, як правило, шляхом тривалого спостереження за об'єктом діагностування. Інший шлях – це створення діагностичних моделей, які дають змогу за параметрами, що легко піддаються вимірюванню, визначити критичні значення діагностичних ознак. У даній роботі таке завдання розв'язано для системи змащування охолодження підшипників ротора відцентрового нагнітача природного газу.

Ключові слова: система змащування, відцентровий нагнітач, діагностування, математична модель, генетичний алгоритм, критичні діагностичні ознаки.

При диагностировании технологических объектов важной научной задачей является определение критических значений диагностических признаков. На практике эта задача решается, как правило, путем длительного наблюдения за объектом диагностирования. Другим путем решения вопроса является создание диагностических моделей, которые позволяют по параметрам, легко поддающимся измерению, определять критические значения диагностических признаков. В данной работе такая задача решена для масляной системы охлаждения подшипников ротора центробежного нагнетателя природного газа.

Ключевые слова: масляная система, центробежный нагнетатель, диагностирование, математическая модель, генетический алгоритм, критические диагностические признаки.

At diagnosticating of technological objects an important scientific task is determination of critical values of diagnostic signs. This task decides in practice, as a rule, by the protracted looking after the object of diagnosticating. Other way is creations of diagnostic models, which enable after parameters which are easily added to measuring, to determine the critical values of diagnostic signs. In this work such task is untied for the oily system of cooling of bearings of rotor of centrifugal supercharger of natural gas.

Keywords: oily system, centrifugal supercharger, diagnosticating, mathematical model, genetic algorithm, critical diagnostic signs.

Підвищення надійності експлуатації газоперекачувальних агрегатів (ГПА) на компресорних станціях (КС) є одним з найважливіших завдань у забезпеченні ефективної роботи газотранспортної системи.

Основним завданням автоматизованого контролю є забезпечення надійної і безперервної роботи обладнання КС, виходячи з реальних оцінок технічного стану об'єкта, які отримують в процесі технічної діагностики (ТД) [1].

Протягом досить тривалого періоду часу найширше використання здобула вібраційна та параметрична діагностики ГПА.

Методи вібродіагностики застосовуються для виявлення дефектів у роботі обладнання КС безпосередньо в процесі їх експлуатації шляхом безперервного моніторингу основних

деталей ГПА. Для цього застосовуються різноманітні технічні засоби, що дають змогу отримати повний спектр частот вібрацій вузлів ГПА. Існує велика кількість методів подальшої обробки отриманої інформації, сутність яких зводиться до необхідності розробки певних діагностичних ознак, на основі яких можна зробити висновок про наявність або відсутність дефектів у роботі ГПА, а також визначити тип несправності.

Параметричні методи діагностики вимагають визначення певного узагальнюючого параметра стану ГПА. Такими параметрами можуть бути: коефіцієнт корисної дії [2], фактична продуктивність ГПА [3], його потужність та інші. При параметричному діагностуванні необхідно проводити контроль багатьох параметрів

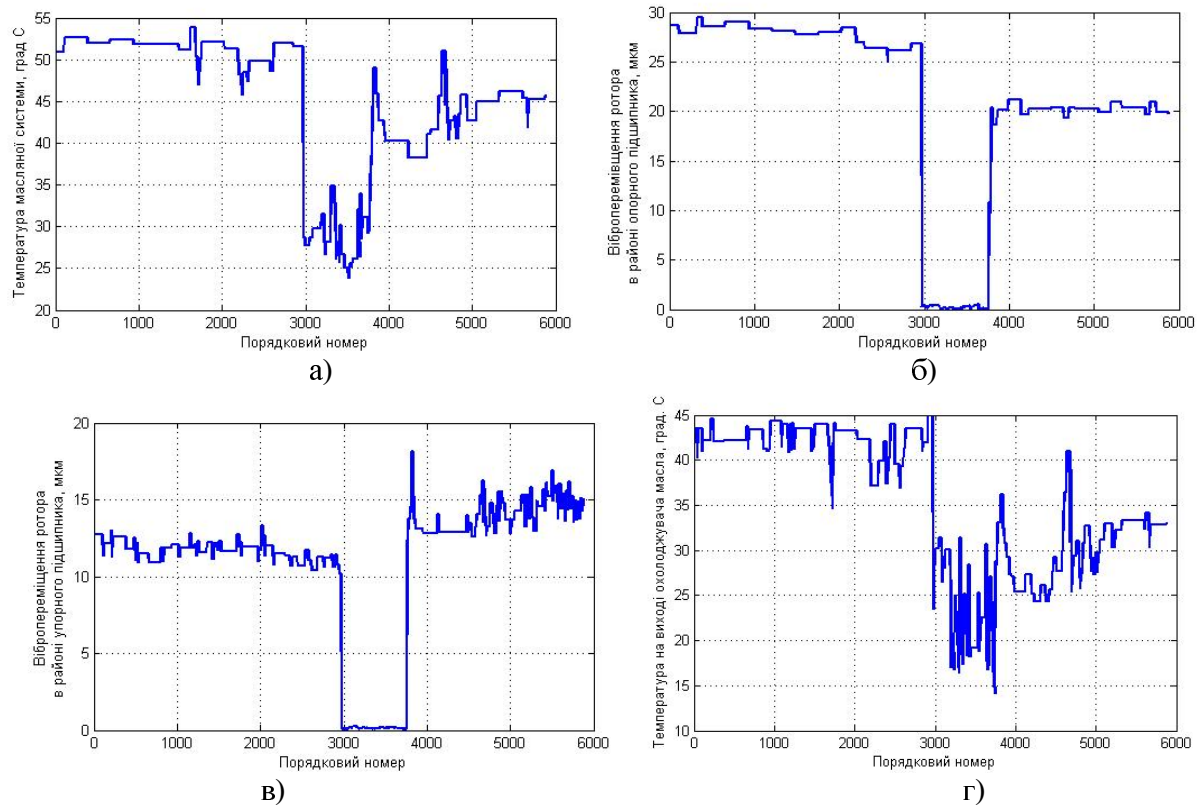


Рисунок 1 – Графіки змін температури (а) масла і вібропереміщення ротора нагнітача поблизу опорного (б) і упорного (в) підшипників та температури на виході оливоохолоджувача (г)

рів, таких як температура і тиск газу на вході і виході відцентрового нагнітача (ВЦН), частоту обертання робочого колеса, густина та компонентний склад газу тощо.

Аналіз вищенаведених методів засвідчив, що жоден з них не може дати повної інформації про технологічний стан ГПА. Тому існує потреба в розробці автоматизованих систем контролю, які зможуть виявляти і ідентифікувати дефекти в роботі ГПА на ранніх стадіях їх виникнення.

Одним із основних вузлів відцентрових нагнітачів (ВЦН) природного газу є система змащування ВЦН, робота якої характеризується температурою та тиском робочого тіла. У процесі роботи ГПА відбувається зношування його вузлів, що виражається у зміні параметрів системи змащування – температури і тиску.

Таким чином, зміна параметрів масляної системи нагнітача свідчить про зміну її технічного стану, і такі зміни можуть слугувати діагностичними ознаками системи змащування.

На рис. 1, як приклад, зображені графіки змін температури T системи змащування, вібропереміщення z і z_y ротора ВЦН у районі опорного і упорного підшипників, а також температури масла на виході оливоохолоджувача нагнітача T_{ex} .

Аналіз графіків свідчить, що у певний момент часу відбулася зміна оцінок математичних сподівань величин T , z , z_y і T_{ex} . Було виділено три характерних діапазони, для яких об-

числені оцінки математичних сподівань \hat{T} , \hat{z} , \hat{z}_y і \hat{T}_{ex} (табл. 1).

Із табл. 1 видно, що оцінки математичних сподівань \hat{T} , \hat{z} , \hat{z}_y і \hat{T}_{ex} для другого діапазону відрізняються від відповідних значень для першого і третього діапазонів. Оскільки величини T , z , z_y і T_{ex} є випадковими величинами, то виникає питання, чи існує відмінність між математичними сподіваннями, і чи зумовлена вона статистичною природою спостережень за величинами T , z , z_y і T_{ex} . Іншими словами, необхідно перевірити гіпотези: $m_1 > m_2$ і $m_3 > m_2$, де m_i , $i=1,2,3$ - математичні сподівання величин T , z , z_y і T_{ex} ; i - номер інтервалу спостережень.

Нехай m_A це m_1 або m_3 , а $m_B = m_2$. Тоді перевірка гіпотези $m_A > m_B$ здійснюється за критеріями, які наведені [4] у табл. 2.

У табл. 2 прийняті такі позначення: \hat{m}_A , \hat{m}_B - оцінки математичних сподівань; α - рівень значущості критерію; n_A , n_B - об'єми вибірок; s_A^2 , s_B^2 - оцінки дисперсій.

Як видно із табл. 2, для перевірки гіпотези $m_A > m_B$ необхідно визначити умови ($\sigma_A^2 \approx \sigma_B^2$ чи $\sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$), за яких буде справедливим критерій перевірки гіпотез. Якщо виконується умова

Таблиця 1 – Оцінки математичних сподівань величин T , z , z_y і T_{ex}

Параметр	Діапазон	Оцінка математичного сподівання
Температура масла, °C	1 – 29676	51,4794
	2967 – 3764	28,5783
	3765 – 5882	43,1712
Вібропереміщення ротора ВЦН z , мкм	1 – 29676	27,8046
	2967 – 3764	0,2242
	3765 – 5882	20,1171
Вібропереміщення ротора ВЦН z_y , мкм	1 – 29676	11,6560
	2967 – 3764	0,1438
	3765 – 5882	13,9243
Температура оливи на виході оливоохолоджувача нагнітача, °C	1 – 29676	42,3345
	2967 – 3764	22,9701
	3765 – 5882	30,2514

Таблиця 2 – Критерії перевірки гіпотези $m_A > m_B$

Співвідношення між дисперсіями	Критерій перевірки гіпотези	Формули	Примітки
$\sigma_A^2 \approx \sigma_B^2$	$ \hat{m}_A - \hat{m}_B > t_{1-\alpha} s_p \left(\frac{n_A + n_B}{n_A n_B} \right)^{1/2}$	$s_p = \left(\frac{(n_A - 1)s_A^2 + (n_B - 1)s_B^2}{\nu} \right)^{1/2}$ $\nu = n_A + n_B - 2$	σ_A і σ_B - невідомі; $t_{1-\alpha}$ - статистика Стьюдента для ν степенів свободи
$\sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$	$ \hat{m}_A - \hat{m}_B > t_{1-\alpha} \left(\frac{s_A^2}{n_A} + \frac{s_B^2}{n_B} \right)^{1/2}$	$\nu = \frac{(s_A^2/n_A + s_B^2/n_B)^2}{\frac{(s_A^2/n_A)^2}{n_A + 1} + \frac{(s_B^2/n_B)^2}{n_B + 1}} - 2$	

$$\frac{s_A^2}{s_B^2} < F_{1-\alpha/2}(\nu_1, \nu_2),$$

де $F_{1-\alpha/2}(\nu_1, \nu_2)$ - розподіл Фішера з ν_1 і ν_2 степенями свободи; $\nu_1 = n_A - 1$, $\nu_2 = n_B - 1$, то приймається гіпотеза – $\sigma_A^2 \approx \sigma_B^2$; у протилежному випадку допускається, що $\sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$.

Результати перевірки гіпотез $m_A > m_B$ зведені у табл. 3, із якої видно, що для всіх змінних T , z , z_y і T_{ex} та для вибраних інтервалів спостережень (табл. 1) має місце гіпотеза $m_A > m_B$.

Аналіз графіків (рис. 1) та результатів табл. 3 свідчить, що між величинами T , z , z_y та T_{ex} існують певні функціональні зв'язки, для виявлення яких обчислимо відповідні коефіцієнти кореляції. Маємо $K_{Tz} = 0,9530$, $K_{Tz_y} = 0,7121$ і $K_{T_{ex}} = 0,9068$.

У роботі [5] стверджується, що зміна температури у системі змашування лінійно залежить від частоти обертання N ротора ВЦН. Обчислений коефіцієнт кореляції $K_{TN} = 0,0048$

свідчить про те, що на практиці такий функціональний зв'язок відсутній.

Таким чином, можна стверджувати, що

$$T = \varphi(z, z_y, T_{ex}). \quad (1)$$

Емпіричну модель (1) будемо шукати у вигляді полінома степені n

$$y = \sum_{i=0}^{M-1} a_i \prod_{j=1}^n x_j^{s_{ji}}, \quad (2)$$

де: $y = T$; x_j , $j = 1, 2, 3$ - відповідно $x_1 = z$, $x_2 = z_y$ і $x_3 = T_{ex}$;

M - кількість членів полінома;

a_i - коефіцієнти полінома;

s_{ji} - степені аргументів, які повинні задовольняти обмеженню

$$\sum_{j=1}^n s_{ji} \leq m.$$

Число членів M полінома (2) визначають за такою формулою [6]:

$$M = \frac{(m+n)!}{m!n!}.$$

Таблиця 3 – Результати перевірки гіпотези $m_A > m_B$

Параметр	Діапазони спостережень	Співвідношення між дисперсіями	$ \hat{m}_A - \hat{m}_B $	Значення критерію	Гіпотеза
Температура масла, °C	$m_A = m_1 ;$ $m_B = m_2$	$\sigma_A^2 \approx \sigma_B^2$	22,9011	0,1086	$m_1 > m_2$
	$m_A = m_3 ;$ $m_B = m_2$	$\sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$	14,5929	0,1886	$m_3 > m_2$
Вібропереміщення ротора z ВЦН, мкм	$m_A = m_1 ;$ $m_B = m_2$	$\sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$	27,5803	0,02878	$m_1 > m_2$
	$m_A = m_3 ;$ $m_B = m_2$	$\sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$	19,8998	0,04259	$m_3 > m_2$
Вібропереміщення ротора z_y ВЦН, мкм	$m_A = m_1 ;$ $m_B = m_2$	$\sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$	11,5122	0,01833	$m_1 > m_2$
	$m_A = m_3 ;$ $m_B = m_2$	$\sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$	13,7805	0,03873	$m_3 > m_2$
Температура оливи на виході оливоохолоджувача нагнітача, °C	$m_A = m_1 ;$ $m_B = m_2$	$\sigma_A^2 \approx \sigma_B^2$	19,3643	0,1912	$m_1 > m_2$
	$m_A = m_3 ;$ $m_B = m_2$	$\sigma_A^2 \approx \sigma_B^2$	7,2813	0,2800	$m_3 > m_2$

В основі емпіричного моделювання процесів і явищ лежить фундаментальний метод найменших квадратів (МНК). У МНК припускають, що структура моделі відома, яку здебільшого, вибирають лінійною відносно її параметрів.

На практиці, як правило, структура моделі (1) невідома, що призводить до необхідності довільного вибору як числа функцій, так і вигляду самих функцій у моделі (1). Якщо вибрана модель має вигляд полінома (2), то задача синтезу структури моделі зводиться до вибору степені полінома і кількості його членів. Іншими словами, після того, як степінь полінома вибрана, необхідно визначити, які члени у поліноміальній залежності (2) слід залишити, а які вивести. Критерій, який використовується для визначення параметрів моделі (2), є внутрішнім критерієм [7], і його використання призводить до помилкового твердження: чим складніша модель, тим вона точніша. Складність поліноміальної моделі визначається числом членів і найвищим степенем полінома: чим більше членів полінома, тим меншим є значення критерію апроксимації.

Тому для вибору структури моделі (2) був запропонований індуктивний метод самоорганізації моделей [7], ідейну сторону якого визначає теорема Геделя. Згідно з цією теоремою жодна система аксіом не може бути логічно замкнутою: завжди можна знайти таку теорему, для доведення якої необхідне зовнішнє доповнення – розширення початкової системи аксіом. Стосовно задачі визначення структури моделі (2) геделівський підхід означає застосування зовнішнього критерію, який уможливує одно-

значний вибір єдиної моделі із заданого класу моделей. Критерій називають зовнішнім, якщо його визначення засновано на застосуванні нових даних, що не використовувались при синтезі моделі (2). Це означає, що всі дані, отримані у результаті експерименту, розбиваються на дві частини – навчальну і N_A і перевіряльну N_B .

У більшості випадків для вибору структури моделі використовують критерії регулярності

$$\Delta^2(B) = \frac{\sum_{i=1}^{N_B} (Y_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_B} Y_i^2}, \quad (3)$$

де Y_i, y_i – експериментальні і розрахункові значення температури масла на множині точок B ,

і мінімуму зміщення

$$\Delta^2(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i(A) - y_i(B))^2}{\sum_{i=1}^N Y_i^2}, \quad (4)$$

де $y_i(A), y_i(B)$ – розрахункові значення температури масла за формулою (2) відповідно на множинах точок A і B .

Якщо вибраний критерій регулярності (3), то розподіл даних експерименту [7] – $N_A = 0,7N$ і $N_B = 0,3N$, а у разі вибору критерію (4) – $N_A = 0,5N$ і $N_B = 0,5N$.

Реалізація індуктивного методу самоорганізації моделей здійснюється поетапно: перший етап – генерація моделей-претендентів (у певному порядку підвищення складності); другим етапом – вибір найкращої моделі за критерієм селекції (3) або (4).

Розрізняють три способи генерації моделей-претендентів.

Перший із них – комбінаторний метод, який вибирає моделі із виразу (2) шляхом прирівнювання до нуля деяких його коефіцієнтів. У такий спосіб отримуємо сукупність моделей, вибір найкращої з яких здійснюється за одним із критеріїв селекції.

Другий спосіб відомий як метод групового врахування аргументів (МГУА), в якому генерація моделей здійснюється за багаторядною процедурою. У першому ряду селекції утворюють всі можливі пари аргументів, і для кожної із них знаходять часткові моделі, наприклад, у вигляді повного полінома. Із всіх часткових моделей за вибраним критерієм селекції вибирають K найкращих. Із виходів цих K моделей знову утворюють комбінації всіх можливих пар, які є входами моделей другого ряду селекції. Для кожної із цих пар знову формують часткові моделі і т. д. Оцінка коефіцієнтів часткових моделей здійснюється за допомогою МНК. Нарощування рядів селекції відбувається до тих пір, поки основний критерій селекції спадатиме.

Третій метод подібний до другого. Різниця полягає лише у тому, що на кожному ряді селекції часткові моделі утворюють шляхом прирівнювання до нуля певного числа їх коефіцієнтів.

Недоліком комбінаторного методу селекції моделей є необхідність перебору значної кількості моделей. Якщо вихідною моделлю є повний поліном степені m , то загальна кількість моделей-претендентів складає $2^M - 1$, де M – загальна кількість членів повного полінома степені m . Навіть сучасні ЕОМ не здатні реалізувати такі алгоритми за значної кількості змінних і високої степені полінома. МГУА породжує моделі, у яких фігурують проміжні змінні кожного із рядів селекції, що значно ускладнює процес переходу до вхідних змінних модельованої системи. Сказане стосується і третього методу, оскільки він, по суті, є модифікацією МГУА.

Із усіх трьох методів найпривабливішим є комбінаторний метод, оскільки він дає можливість отримати модель, де аргументами виступають вхідні величини системи. Для зняття проблеми великої розмірності застосуємо генетичний підхід [8].

За комбінаторного методу синтезу моделі із повного полінома (2) отримують емпіричну модель, де частина параметрів прирівнюється до нуля. Параметри, що залишились, не дорівнюватимуть нулеві. Утворимо упорядковану структуру довжиною M , в якій на i -тому місці стоятиме одиниця або нуль, залежно від того, чи параметр a_i , $i=1, M$ моделі (2) відмін-

ний від нуля, чи дорівнює нулеві. У теорії генетичних алгоритмів така упорядкована послідовність має назву хромосоми, 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 (хромосом) 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 емпіричних моделей функцією пристосованості є критерій селекції (3) або (4).

Таким чином, задачу синтезу емпіричної моделі сформуємо наступним чином: із початкової популяції хромосом шляхом еволюційного відбору вибрати хромосому, що забезпечує найкраще значення функції пристосування (мінімальне значення критерію селекції (3) або (4)).

У середовищі MatLab за методикою [8] синтезована програма, яка дала змогу отримати емпіричну модель у вигляді полінома (2). Були вибрані такі параметри програми: степінь полінома $n=3$, ймовірність схрещування $p_c=0,8$, ймовірність мутації $p_m=0,1$. Як критерій селекції був вибраний критерій регулярності (2). Зауважимо, що у разі використання комбінаторного методу необхідно перебрати 1048575 варіантів. На прорахунок одного варіанту необхідно затратити не менше однієї секунди, що загалом становитиме понад 296 год. Розрахунок за генетичним алгоритмом не перевершуватиме п'яти хвилин. Для підвищення точності моделі змінні T , z , z_y і T_{ex} приведені до безрозмірного виду

$$y_i = \frac{T_i - T_{min}}{T_{max} - T_{min}}, \quad (5)$$

$$x_j^{(i)} = \frac{X_j^{(i)} - X_{j,min}^{(i)}}{X_{j,max}^{(i)} - X_{j,min}^{(i)}}, \quad i = \overline{1, N}, \quad (6)$$

де X_j , $j=1, 2, 3$ – одна із величин z , z_y , T_{ex} .

Результатом емпіричного моделювання з використанням генетичного алгоритму є наступна модель:

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_5 x_1 x_2 + a_7 x_1 x_3 + a_9 x_3^2 + a_{10} x_1^3 + a_{11} x_1^2 x_2 + a_{12} x_1 x_2^2 + a_{13} x_2^3 + a_{17} x_1 x_3^2 + a_{19} x_3^3, \quad (7)$$

де: $a_0 = 0,162800$, $a_1 = -3,976120$, $a_2 = -2,330142$, $a_5 = 17,068848$, $a_7 = 2,143358$, $a_9 = -0,025202$, $a_{10} = 0,812069$, $a_{11} = -4,026536$, $a_{12} = -10,882705$, $a_{13} = 2,427583$, $a_{17} = -1,741317$, $a_{19} = 0,560870$.

Результати побудови моделі (7) відтворює рис. 2, на якому «o» позначені експериментальні дані, а «+» – розрахункові дані, виконані за формулою (7). Перехід від безрозмірних одиниць до розмірних здійснювався у відповідності з (5)

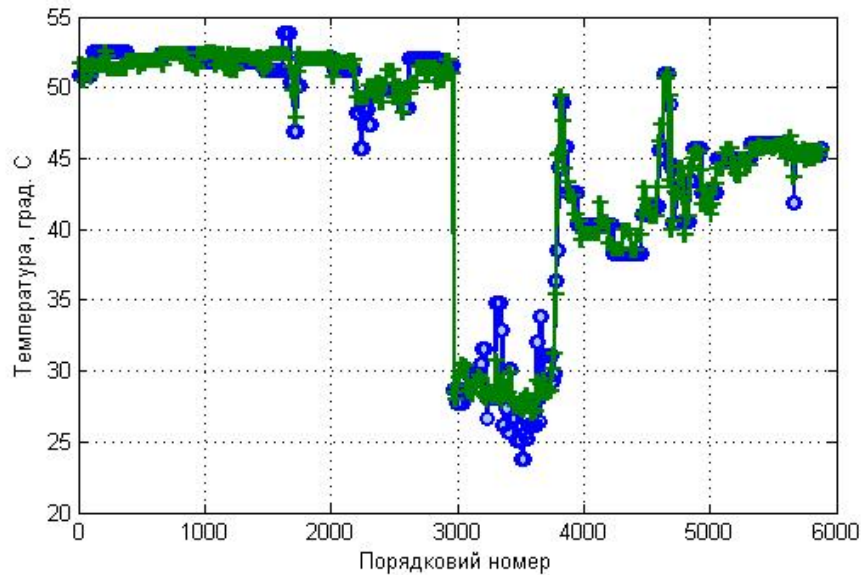


Рисунок 2 – Апроксимація експериментальних даних залежністю (7)

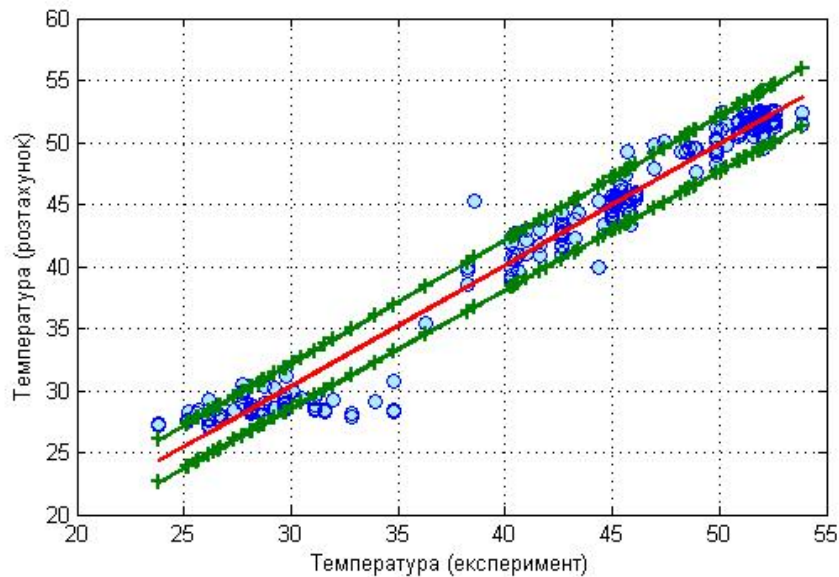


Рисунок 3 – Результати перевірки моделі на адекватність

$$T_i = y_i (T_{max} - T_{min}) + T_{min}.$$

Адекватність моделі перевірялась за допомогою коефіцієнта кореляції K_{y_y} між значеннями Y_i та її виходом y_i . Отримане значення $K_{y_y}=0,988$ свідчить про високу степінь кореляції між величинами Y_i і y_i .

На рис. 3 зображена залежність між виходом моделі y_i і експериментальними значеннями Y_i . У разі виконання умови $y_i=Y_i$ на площині Y_i 0 y_i матимемо пряму лінію, що є свідченням повного збігу експериментальних результатів та емпіричної моделі. Пряма лінія, яка зображена на рис. 3, побудована з використанням МНК-метода. На цей же рисунок нанесені довірчі інтервали, що відповідають співвідношенням [4]

$$y - t_{1-\alpha/2} s_y \leq \eta < y + t_{1-\alpha/2} s_y,$$

$$\text{де: } s_y^2 = s_{y_i}^2 \left(\frac{1}{N} + \frac{y_i^2 + \hat{y}^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \right);$$

$s_{y_i}^2$ – оцінка дисперсії величини Y_i ;

\hat{y} – оцінка математичного сподівання y_i .

Як бачимо, переважна більшість точок належить довірчому інтервалові, що є свідченням адекватності отриманої емпіричної моделі.

На лінійність модель (рис. 3) доцільно перевірити за допомогою критерію Фішера. Для цього необхідно обчислити співвідношення дисперсій [9] – $F = \frac{s_m^2}{s_a^2}$, де $s_m^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y})^2}{N-1}$ – оцінка дисперсії відносно середнього; \hat{Y} – оцінка

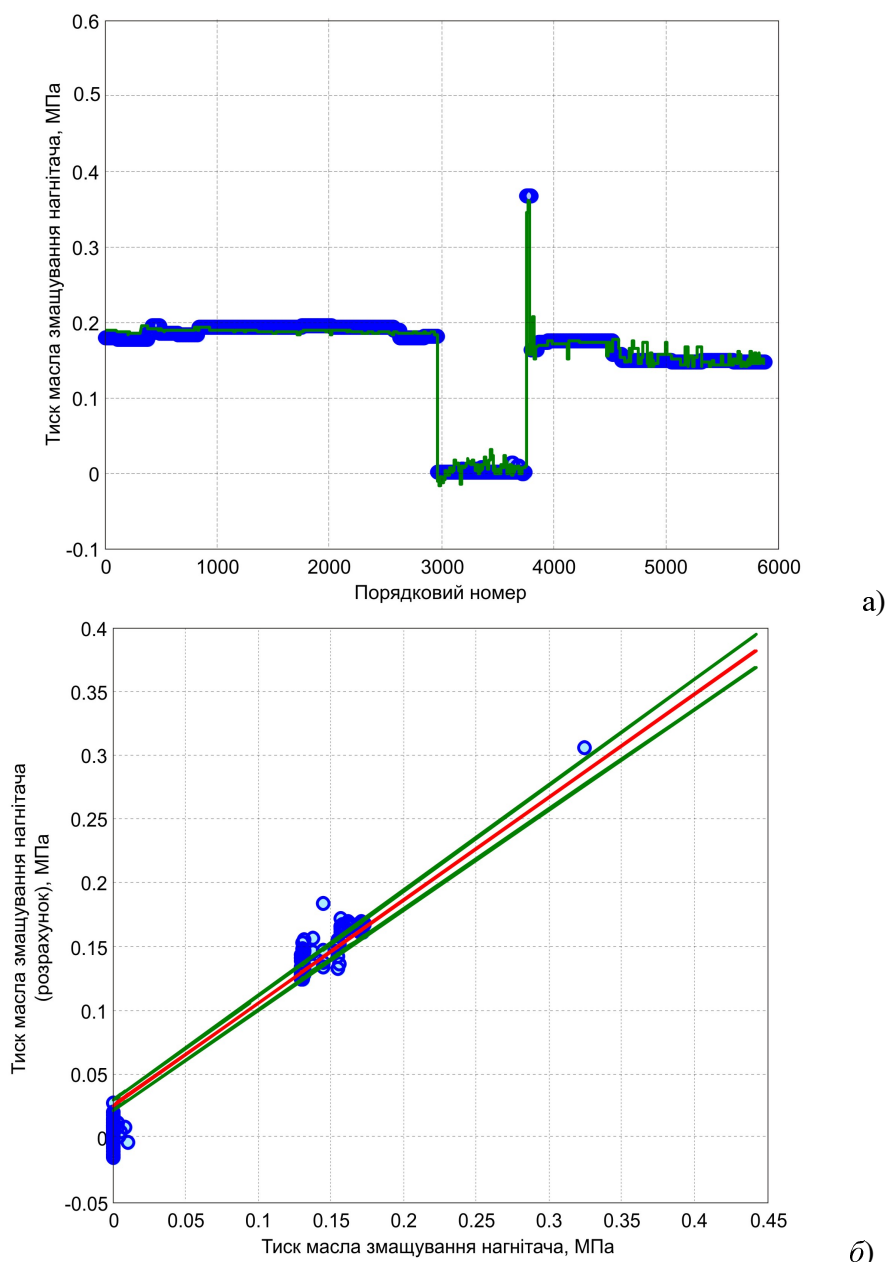


Рисунок 4 – Апроксимація експериментальних даних залежністю (9) (а) і перевірка моделі (9) на адекватність (б)

математичного сподівання Y ; $s_a^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - y_i)^2}{N - 2}$

- дисперсія адекватності; y_i - розрахункові значення, отримані за лінійною моделлю (рис. 3).

Зіставивши відношення F зі значенням критерію $F_{1-\alpha}(v_1, v_2)$, де $v_1 = N - 1$, $v_2 = N - 2$, для заданого рівня значущості α , приходимо до висновку, що при $F > F_{1-\alpha}(v_1, v_2)$, дисперсії s_m^2 і s_a^2 значимо відрізняються одна від одної, і лінійна модель (рис. 3) є доцільною. Для даних, які наведені на рис. 2 $F = 41,5884$, а $F_{1-\alpha}(v_1, v_2) = 1,0438$ при $\alpha = 0,05$, що свідчить про доцільність використання лінійної моделі (рис. 3).

За наведеною методикою було доведено, що тиск оливи системи змащування P функціонально пов'язаний з вібропереміщенням ротора в районах опорного і упорного підшипників

$$P = \phi_p(z, z_y). \quad (8)$$

Залежність (8) апроксимувалась поліномом третього порядку, до якого, як і для (7), був застосований генетичний алгоритм. У результаті отримали

$$y = a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_1^2 + a_5 x_2^2 + a_6 x_1^3 + a_7 x_1^2 x_2 + a_8 x_1 x_2^2 + a_9 x_2^3, \quad (9)$$

де: $a_1 = -3.530402$; $a_2 = 9.039181$; $a_3 = 2.362756$; $a_5 = -14.695437$; $a_6 = -1.439147$; $a_7 = 3.443743$; $a_8 = -2.624600$; $a_9 = 8.005292$.

В емпіричній моделі (9) y – безрозмірна величина. Перехід до розмірного значення P здійснювалося за формулою (5). На рис. 4,а зображений графік залежності (9), де позначкою «о» відмічені експериментальні значення, «+» – значення тиску оливи, що отримані за розрахунковою формулою регресії (9). Адекватність моделі (9) перевірялась так само, як і адекватність моделі (7) (рис. 4, б). При цьому коефіцієнт кореляції між експериментальними P_i і розрахунковими \hat{P}_i склав $K_{P\hat{P}} = 0,9725$.

Спираючись на отримані результати, можна стверджувати, що у результаті синтезу емпіричних моделей на засадах генетичних алгоритмів отримано залежності (7) і (9), які адекватно описують експериментальні дані.

При діагностуванні технічних об'єктів важливим науковим завданням є пошук критичних значень діагностичних ознак. Як правило, це завдання вирішується шляхом тривалого спостереження за таким об'єктом. Інший спосіб – це використання діагностичних моделей. Якщо використовувати моделі (7) і (9), то за критичним значенням температури масла [10] можна визначити гранично допустимі значення вібропереміщень ротора ВЦН поблизу опорного і упорного підшипників.

Література

1 Опыт внедрения на КС методов и технических средств диагностики ГПА / В. Г. Дубинский, В. П. Комардинкин, А. Д. Тихонов [и др.] // Газовая промышленность. Сер. Автоматизация, телемеханизация и связь в газовой промышленности. – 1988. – Вып. 4. – 35 с.

2 Зенин В.И. Разработка методов совершенствования технологического обслуживания ГПА магистральных газопроводов: автореферат дис. на соиск. уч. степени канд. техн. наук. – М.: МИНХиГП. – 1988.

3 Белоброва О.Р. Разработка диагностической модели газового тракта центробежного нагнетателя при эрозионном износе лопаток рабочего колеса. // Сборник научных трудов. Газотранспортное оборудование, эксплуатация, надежность, исследования. – М.: ВНИИГаз. – 1990. – С. 89-91.

4 Химмельблау Д. Анализ процессов статистическими методами; пер. с англ. В. Д. Скаркинского; под ред. В. Г. Горского. – М.: Мир, 1973. – 957 с.

5 Газотурбинные установки: справочное пособие / Л.В.Арсеньев, Ф.С.Бедчер, И.А.Богов [и др.]. – Л.: Машиностроение, 1978. – 232 с.

6 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.

7 Ивахненко А. Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем / А. Г. Ивахненко. – К.: Наукова думка, 1981. – 296 с.

8 Горбійчук М.І. Метод синтезу емпіричних моделей на засадах генетичних алгоритмів / М.І. Горбійчук, М.І. Когутяк, О.Б. Василенко, І.В.Щупак // Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ. – 2009. – № 4 (33). – С. 72-79.

9 Кафаров В.В. Математическое моделирование основных процессов химических производств: учебное пособие / В.В. Кафаров, М.Б. Глебов. – М.: Высшая школа, 1991. – 400 с.

10 Газотурбинные установки. Конструкция и расчет: справочное пособие / Л. В. Арсеньев, Ф. С. Бетчер, И. А. Богов [и др.]; под общ. ред. Л. В. Арсеньева и В. Г. Тырышкина. – Л.: Машиностроение, Ленингр. отд-ние, 1978. – 232 с.

*Стаття поступила в редакційну колегію
21.06.10*

*Рекомендована до друку професором
В. М. Юрчишиним*