

## ВИЗНАЧЕННЯ ОБ'ЄМУ ВИБІРКИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДАНИХ ПІД ЧАС КОНТРОЛЮ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ'ЄКТІВ

М.І. Горбійчук, І.В. Щупак

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

На основі теорії збурення матриць отримано критерій вибору об'єму експериментальних досліджень. Для реалізації такого вибору необхідно знати кореляційні функції параметрів, що характеризують технічний стан промислових об'єктів. Наведено методику отримання таких кореляційних функцій, і на конкретному прикладі показано, яким чином визначається необхідний об'єм інформації для розв'язання задач контролю технічного стану газоперекачувальних агрегатів.

Ключові слова: об'єм вибірки, технічний об'єкт, критерій, кореляційна функція, визначення параметрів

На основании теории возмущения матриц получен критерий выбора объема экспериментальных исследований. Для реализации такого выбора необходимо знать корреляционные функции параметров, характеризующие техническое состояние промышленных объектов. Приведена методика получения таких корреляционных функций, и на конкретном примере показано, каким образом определяется необходимый объем информации для решения задач контроля технического состояния газоперекачивающих агрегатов.

Ключевые слова: объем выборки, технический объект, критерий, корреляционная функция, определение параметров

In the article according to the basis of theory matrices investigation the criterion of volume choice of experimental researches has been gained. For realization of such choice it is necessary to know the cross-correlation functions of parameters which characterize the technical state of industrial objects. In the article the cross-correlation functions methods are discussed, and practically shown the way of setting necessary information-volume for tasks management connected with gas disposal machines technical control.

Keywords: sample size, technical object, criterion, cross-correlation function, determination of parameters.

Вібраційні характеристики промислових агрегатів широко застосовуються для визначення їх технічних станів. При цьому отримують значний об'єм інформації, що часто ускладнює її інтерпретацію і обробку. Тому актуальною є проблема вибору оптимального обсягу інформації, який дає змогу впевнено розпізнавати технічний стан об'єкта, що підлягає діагностуванню. Цій науковій задачі приділяється недостатньо уваги. Наприклад, у стандарті підприємства [1] визначаються лише усереднені характеристики вібросигналів. Останнім часом для характеристики технічних станів об'єктів широко використовують спектральний аналіз [2], вайлет-перетворення [3] та штучні нейронні мережі [4]. У цих та у багатьох інших працях, які присвячені даній тематиці, практично не розглядаються питання визначення розмірності вибірки, яка необхідна для вирішення задачі розпізнавання технічних станів об'єктів.

Для отримання критерію вибору об'єму вибірки  $n$  скористаємося теорією збурень матриць [5]. Нехай у результаті спостережень за сигналом  $x(t)$  у дискретні моменти часу  $t_i$ ,  $i = \overline{1, n}$  отримано вектор, елементи якого упорядкуємо наступним чином:

$$\bar{X}^{(2n)} = \begin{bmatrix} x(t_2) \\ x(t_4) \\ \dots \\ x(t_{2n}) \\ x(t_1) \\ x(t_3) \\ \dots \\ x(t_{2n-1}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{X}_e^{(n)} \\ \bar{X}_d^{(n)} \end{bmatrix}.$$

Тоді автокореляційну матрицю  $S^{(2n)}$  можна подати у такому вигляді:

$$S^{(2n)} = M \left[ \bar{X}^{(2n)} (\bar{X}^{(2n)})^T \right] = \begin{bmatrix} M \left[ \bar{X}_e^{(n)} (\bar{X}_e^{(n)})^T \right] & M \left[ \bar{X}_e^{(n)} (\bar{X}_d^{(n)})^T \right] \\ M \left[ \bar{X}_d^{(n)} (\bar{X}_e^{(n)})^T \right] & M \left[ \bar{X}_d^{(n)} (\bar{X}_d^{(n)})^T \right] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{11}^{(n)} & S_{12}^{(n)} \\ S_{12}^{(n)T} & S_{22}^{(n)} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

де  $M[\dots]$  – символ математичного сподівання.

Матрицю  $S^{(2n)}$  подамо у такому вигляді:

$$S^{(2n)} = \begin{bmatrix} S_{11}^{(n)} & S_{11}^{(n)} \\ S_{11}^{(n)} & S_{11}^{(n)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & S_{12}^{(n)} - S_{11}^{(n)} \\ S_{12}^{(n)T} - S_{11}^{(n)} & S_{22}^{(n)} - S_{11}^{(n)} \end{bmatrix} = S_0^{(2n)} + \Delta S^{(2n)}.$$

Якщо вектор  $\bar{\Phi}^{(n)} = [\Phi_1^{(n)} \ \Phi_2^{(n)} \ \dots \ \Phi_n^{(n)}]^T$  є власним вектором матриці  $S_{11}^{(n)}$ , то

$$\Phi_0^{(2n)} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \Phi^{(n)} & \Phi^{(n)} \\ \Phi^{(n)} & -\Phi^{(n)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

є власним вектором матриці  $S_0^{(2n)}$  [6]. Оскільки матриця  $\Delta S^{(2n)}$  за великих значень  $n$  мала, то власні значення матриці  $S^{(2n)}$  приблизно дорівнюють діагональним елементам матриці [6]

$$G^{(2n)} = \Phi_0^{(2n)T} S^{(2n)} \Phi_0^{(2n)} = \begin{bmatrix} G_{11}^{(n)} & G_{12}^{(n)} \\ G_{12}^{(n)T} & G_{22}^{(n)} \end{bmatrix}.$$

Враховуючи значення  $\Phi_0^{(2n)}$  і  $S^{(2n)}$ , які визначаються формулами (1) та (2), отримуємо

$$G_{11}^{(n)} = \frac{1}{2} \Phi^{(n)T} (S_{11}^{(n)} + S_{12}^{(n)} + S_{12}^{(n)T} + S_{22}^{(n)}) \Phi^{(n)}, \quad (3)$$

$$G_{12}^{(n)} = \frac{1}{2} \Phi^{(n)T} (S_{11}^{(n)} - S_{12}^{(n)} + S_{12}^{(n)T} - S_{22}^{(n)}) \Phi^{(n)}, \quad (4)$$

$$G_{22}^{(n)} = \frac{1}{2} \Phi^{(n)T} (S_{11}^{(n)} - S_{12}^{(n)} - S_{12}^{(n)T} + S_{22}^{(n)}) \Phi^{(n)}. \quad (5)$$

Критерій необхідного об'єму вибірки визначають [6] так:

$$J_n = \frac{tr(G_{22}^{(n)})}{tr(G_{11}^{(n)} + G_{22}^{(n)})}, \quad (6)$$

де символом  $tr(\dots)$  позначено слід відповідної матриці.

Якщо виявиться, що  $J_n \ll 1$ , то допущення про малість  $\Delta S^{(2n)}$  є обґрунтованим і  $n$  спостережень є достатнім. З врахуванням виразів (3), (5) та того факту, що власні вектори  $\bar{\Phi}^{(n)}$  є ортогональними, формула (6) набуде такого вигляду:

$$J_n = \frac{tr(S_{11}^{(n)} - S_{12}^{(n)} - S_{12}^{(n)T} + S_{22}^{(n)})}{2tr(S_{11}^{(n)} + S_{22}^{(n)})}.$$

З врахуванням (1) критерій  $J_n$  можна визначити через значення кореляційної функції  $R(t, \tau)$  випадкового процесу  $x(t)$

$$J_n = \frac{\sum_{i=1}^n (R(t_{2i}, t_{2i}) - R(t_{2i}, t_{2i-1}) - R(t_{2i-1}, t_{2i}) + R(t_{2i-1}, t_{2i-1}))}{2 \sum_{i=1}^n (R(t_{2i}, t_{2i}) + R(t_{2i-1}, t_{2i-1}))}.$$

Для стаціонарного випадкового процесу

$$R(t_{2i}, t_{2i}) = R(t_{2i-1}, t_{2i-1}) = R(0),$$

$$R(t_{2i}, t_{2i-1}) = R(t_{2i-1}, t_{2i}) = R(t_{2i} - t_{2i-1}) = R(\Delta\tau).$$

Оскільки приріст аргументу кореляційної функції визначається за формулою

$$\Delta\tau = \frac{T}{2n},$$

де  $T$  – час спостереження за випадковим процесом  $x(t)$ , то

$$J_n = \frac{R(0) - R\left(\frac{T}{2n}\right)}{2R(0)}.$$

З врахуванням того, що нормована кореляційна функція визначається за формулою

$$r\left(\frac{T}{2n}\right) = \frac{R\left(\frac{T}{2n}\right)}{R(0)}, \text{ будемо мати}$$

$$J_n = \frac{1}{2} \left( 1 - r\left(\frac{T}{2n}\right) \right). \quad (7)$$

Вибір об'єму вибірки  $n$  повинен здійснюватися шляхом мінімізації критерію (7) за змінною  $n$ . Якщо такого мінімуму не існує, то, задавшись достатньо малим значенням  $\varepsilon > 0$ , можна визначити величину  $n$  із умови

$$J_n \leq \varepsilon. \quad (8)$$

Наведену методику вибору оптимального розміру вибірки апробуємо на конкретному прикладі. На рис. 1 зображено графік осьового зсуву ротора нагнітача типу Н-650-21-2, отриманого у процесі його експлуатації (КС «Сумська» УМГ «Київтрансгаз»). За отриманими даними була розрахована нормована автокореляційна функція  $\tilde{r}(\tau)$ , графік якої наведений на рис. 2. Для апроксимації експериментально отриманих даних  $\tilde{r}(\tau)$  були вибрані залежності:

$$r(\tau) = e^{-\alpha|\tau|} \cos \beta\tau, \quad (9)$$

$$r(\tau) = e^{-\alpha|\tau|} \left( \cos \beta\tau + \frac{\alpha}{\beta} \sin \beta|\tau| \right). \quad (10)$$

Параметри  $\alpha$  і  $\beta$  співвідношень (9) та (10) розраховуємо за методом найменших квадратів шляхом мінімізації виразу

$$\phi(\bar{a}) = \sum_{i=1}^m (\tilde{r}(\tau_i) - r(\tau_i))^2, \quad (11)$$

де  $\bar{a} = [\alpha \ \beta]^T$  – вектор параметрів моделей (9) і (10).

Оскільки (11) є задачею нелінійного оцінювання параметрів залежностей (9) і (10), то для отримання мінімуму функції (11) необхідно певним чином вибрати стартову точку  $\bar{a}^{(0)}$ , щоб забезпечити збіжність ітераційного процесу.

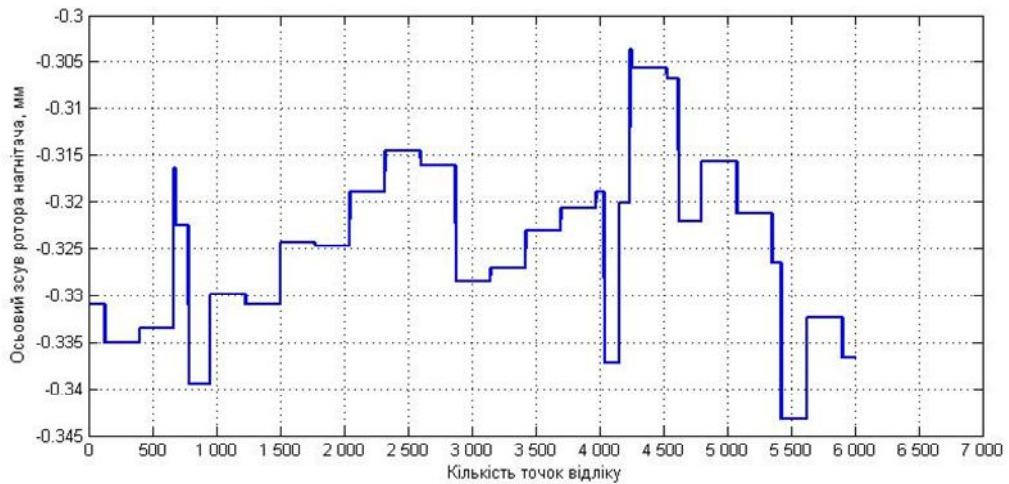
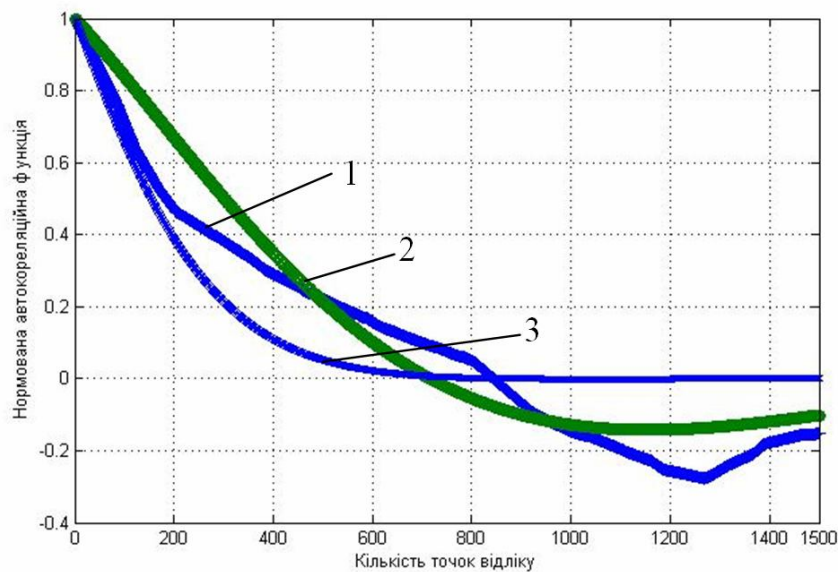


Рисунок 1 – Осьовий зсув ротора нагнітача



1 – функція побудована за експериментальними даними;  
 2 – функція  $r(\tau) = e^{-\alpha\tau} \cos \beta\tau$ ; 3 – функція  $r(\tau) = e^{-\alpha\tau} \left( \cos \beta\tau + \frac{\alpha}{\beta} \sin \beta\tau \right)$

Рисунок 2 – Графіки нормованих автокореляційних функцій

Наближені значення параметрів  $\alpha$  і  $\beta$  автокореляційної функції (10) визначити за декількома найхарактернішими точками кривої  $\tilde{r}(\tau)$ . Оскільки точність обчислення ординат  $r(\tau)$ , як правило, зменшується зі збільшенням  $\tau$  [7], то характерні точки слід вибрати з розміщених ближче до початку координат. Для автокореляційної функції (10) такими точками можуть бути – значення  $\tilde{r}(\tau)$  на початку координат; перший нуль і перший мінімум функції  $\tilde{r}(\tau)$ .

Так, координати першої точки –  $(\tau = 0, \tilde{r}(0))$ ; другої  $(\tau = \tau_0, \tilde{r}(\tau_0) = 0)$  і третьої –  $(\tau = \tau_s, \tilde{r}(\tau_s) = r_s)$ .

Для машинного розрахунку положення другої точки визначаються дві допоміжні точки

$(\tau_k; \tilde{r}(\tau_k))$  і  $(\tau_{k+1}; \tilde{r}(\tau_{k+1}))$ , для яких виконується умова  $\tilde{r}(\tau_k) > 0; \tilde{r}(\tau_{k+1}) < 0$ . Прямая, що з'єднає ці точки, описується рівнянням

$$y = k_y(\tau - \tau_k) + y_k, \quad (12)$$

де

$$k_y = \frac{y_{k+1} - y_k}{\tau_{k+1} - \tau_k}, \quad y_k = \tilde{r}(\tau_k), \quad y_{k+1} = \tilde{r}(\tau_{k+1}).$$

Із рівняння  $k_y(\tau_0 - \tau_k) + y_k = 0$  знаходимо

$$\tau_0 = \tau_k - \frac{y_k}{k_y}. \quad (13)$$

Машинний спосіб знаходження третьої точки ґрунтується на визначенні послідовних кроків, починаючи з точки  $(\tau = 0, \tilde{r}(0))$ , в на-

прямі зменшення  $\tilde{r}(\tau)$ . В той момент, коли виконується умова  $\tilde{r}(\tau_k) \leq \tilde{r}(\tau_{k+1})$ , фіксують значення  $\tilde{r}(\tau_{k-1}), \tilde{r}(\tau_k), \tilde{r}(\tau_{k+1})$ , які апроксимують рівняння параболи

$$y = a_2 \tau^2 + a_1 \tau + a_0.$$

За відомими величинами  $\tau_{k-1}, \tau_k, \tau_{k+1}, \tilde{r}(\tau_{k-1}), \tilde{r}(\tau_k), \tilde{r}(\tau_{k+1})$  обчислимо коефіцієнти  $a_0, a_1$  і  $a_2$ . Тоді час  $\tau_s$  знайдемо із рівняння  $\frac{dy(\tau)}{d\tau} = 0$ , тобто:

$$\tau_s = -\frac{a_1}{2a_2} \quad \text{і} \quad y_s = a_2 \tau_s^2 + a_1 \tau_s + a_0.$$

Для другої точки, коли автокореляційна функція вперше перетинає вісь абсцис, будемо мати

$$\cos \beta \tau_0 + \frac{\alpha}{\beta} \sin \beta \tau_0 = 0, \quad \tau_0 > 0.$$

Звідси знаходимо

$$\alpha = -\beta \operatorname{ctg} \beta \tau_0. \quad (14)$$

Підставляючи значення  $\alpha$  в рівняння (11), отримуємо

$$\tilde{r}(\tau) = \exp(\beta \tau \operatorname{ctg}(\beta \tau_0)) (\cos \beta \tau - \operatorname{ctg}(\beta \tau_0) \sin \beta \tau_0), \quad \tau > 0.$$

При  $\tau = \tau_s$   $\tilde{r}(\tau_s) = y_s$ . Тоді

$$y_s - \exp(\beta \tau_s \operatorname{ctg}(\beta \tau_0)) (\cos \beta \tau_s - \operatorname{ctg}(\beta \tau_0) \sin \beta \tau_s) = 0.$$

Розв'язуючи останнє рівняння одним із числових методів [8], знайдемо  $\beta$  і за формулою (14) –  $\alpha$ .

Для автокореляційної функції (9) значення  $\tau_0$  отримуємо із умови

$$e^{-\alpha \tau_0} \cos \beta \tau_0 = 0, \quad \tau_0 > 0.$$

Звідси знаходимо

$$\beta = \frac{\pi}{2\tau_0}. \quad (15)$$

Для значення  $\tau = \tau_s$  маємо  $r(\tau_s) = y_s$  і

$$e^{-\alpha \tau_s} \cos \beta \tau_s = y_s.$$

Враховуючи значення  $\beta$ , знаходимо

$$\alpha = -\frac{1}{\tau_s} \ln \left( \frac{y_s}{\cos \left( \frac{\pi \tau_s}{2\tau_0} \right)} \right). \quad (16)$$

Для розв'язку задачі (11) можуть бути використані як методи пошуку глобального мінімуму (якщо немає впевненості в тому, що функція  $\varphi(\bar{a})$  має один локальний мінімум), так і стандартні методи локального мінімуму.

Але більш ефективним є використання спеціальних алгоритмів [9], розроблених для МНК-задачі. Всі ці алгоритми досить ефективні, якщо підібрано “вдале” початкове наближення  $\bar{a}^{(0)}$  [10].

Запишемо в дещо іншій формі функцію  $\varphi(\bar{a})$ , ніж ту, що визначається формулою (11)

$$\varphi(\bar{a}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m e_j^2(\bar{a}), \quad (17)$$

де  $e_j(\bar{a}) = \tilde{r}(\tau_j, \bar{a}) - r(\tau_j, \bar{a})$ ;  $r(\tau_j, \bar{a})$  – визначається одним із виразів (9) або (10).

Множник “1/2” введений в (17) для того, щоб компенсувати “2”, яка виникає при диференціюванні.

Знайдемо градієнт функції (17)

$$\frac{\partial \varphi(\bar{a})}{\partial \bar{a}} = \nabla \varphi(\bar{a}) = \sum_{j=1}^m \frac{\partial e_j(\bar{a})}{\partial \bar{a}} e_j(\bar{a}),$$

або в матричній формі

$$\nabla \varphi(\bar{a}) = J_a^T(\bar{a}) \bar{e}(\bar{a}), \quad (18)$$

де  $J_a(\bar{a}) = \begin{bmatrix} \partial e_1(\bar{a})/\partial \alpha & \partial e_1(\bar{a})/\partial \beta \\ \partial e_2(\bar{a})/\partial \alpha & \partial e_2(\bar{a})/\partial \beta \\ \dots & \dots \\ \partial e_m(\bar{a})/\partial \alpha & \partial e_m(\bar{a})/\partial \beta \end{bmatrix}$  –

матриця Якобі.

Відповідно матриця других похідних (матриця Гессе) буде такою:

$$H(\bar{a}) = J_a^T(\bar{a}) \cdot J_a(\bar{a}) + S_y(\bar{a}), \quad (19)$$

де

$$S_y(\bar{a}) = \sum_{j=1}^m e_j(\bar{a}) H_j(\bar{a}), \quad H_j(\bar{a}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 e_j(\bar{a})}{\partial \alpha^2} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{a})}{\partial \alpha \partial \beta} \\ \frac{\partial^2 e_j(\bar{a})}{\partial \beta \partial \alpha} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{a})}{\partial \beta^2} \end{bmatrix}$$

Для достатньо “привабливого” початкового наближення, коли різниця між дійсним значенням параметрів моделей (9) і (10)  $\bar{a}^*$  і його наближенням  $\bar{a}^{(0)}$  невелика, складова  $J_a^T(\bar{a}) J_a(\bar{a})$  в (19) є домінуючою [9], і матриця Гессе

$$H(\bar{a}) = J_a^T(\bar{a}) J_a(\bar{a}) \quad (20)$$

виражається лише через перші похідні функції  $\varphi(\bar{a})$ .

Таким чином, ітераційний процес з обчислення параметрів нормованої автокореляційної функції (9) або (10) буде таким [8]:

$$\bar{a}_{k+1} = \bar{a}_k - \lambda_k H^{-1}(\bar{a}_k) \nabla \varphi(\bar{a}_k).$$

Враховуючи значення  $\nabla \varphi(\bar{a}_k)$ , що задано виразом (17), отримаємо

$$\bar{a}_{k+1} = \bar{a}_k - \lambda_k H^{-1}(\bar{a}_k) J_a^T(\bar{a}_k) \bar{e}(\bar{a}_k). \quad (21)$$

Визначимо елементи матриці  $J_a(\bar{a})$ . Для нормованої автокореляційної функції, яка задана виразом (9), матимемо

$$\frac{\partial e_j(\bar{a})}{\partial \alpha} = \tau_j e^{-\alpha \tau_j} \cos \beta \tau_j, \quad \frac{\partial e_j(\bar{a})}{\partial \beta} = \tau_j e^{-\alpha \tau_j} \sin \beta \tau_j, \quad j = \overline{1, m}.$$

Відповідно, для нормованої автокореляційної функції (10) елементи матриці  $J_a(\bar{a})$  набудуть вигляду:

$$\frac{\partial e_j(\bar{a})}{\partial \alpha} = e^{-\alpha \tau_j} \left( \tau_j \left( \cos \beta \tau_j + \frac{\alpha}{\beta} \sin \beta \tau_j \right) - \frac{1}{\beta} \sin \beta \tau_j \right),$$

$$\frac{\partial e_j(\bar{a})}{\partial \beta} = e^{-\alpha \tau_j} \left( \tau_j \sin \beta \tau_j - \frac{\alpha}{\beta^2} (\beta \tau_j \cos \beta \tau_j - \sin \beta \tau_j) \right),$$

$j = 1, m.$

За допомогою програмної реалізації алгоритму (21) для даних рис. 1 були визначені параметри  $\alpha$  і  $\beta$  виразів (9) та (10). Отримані наступні результати:

для нормованої автокореляційної функції (9):

$$\alpha = 0,0182, \text{ год}^{-1},$$

$$\beta = 0,0264, \text{ год}^{-1},$$

$$\min : \varphi(\bar{a}) = 13,0642;$$

для нормованої автокореляційної функції (10):

$$\alpha = 0,0757, \text{ год}^{-1},$$

$$\beta = 0,0319, \text{ год}^{-1},$$

$$\min : \varphi(\bar{a}) = 30,8396.$$

За результатами проведених обчислень побудовані графіки залежностей  $\tilde{r}(\tau)$  і  $r(\tau)$  для співвідношень (9) та (10) (рис. 2).

Аналіз отриманих значень  $\min : \varphi(\bar{a})$  та графіків залежностей (9) і (10) свідчать, що співвідношення (9) апроксимує експериментальні дані  $\tilde{r}(\tau)$  з меншою похибкою, ніж вираз (10).

Таким чином, необхідний об'єм вибірки  $n$  визначимо із умови (7), в якій як значення  $r(\tau)$  виберемо функцію (9). Аналіз залежності (7) показав, що вона в області додатних значень  $n$  є монотонно спадаючою функцією. Тому, задавшись величиною  $\varepsilon > 0$  та використовуючи умову

$$J_n - \varepsilon = 0,$$

знайдемо  $n$ . З врахуванням (7) будемо мати

$$\frac{1}{2} \left( 1 - r \left( \frac{T}{2n} \right) \right) - \varepsilon = 0. \quad (22)$$

Підставивши в останнє рівняння замість  $r \left( \frac{T}{2n} \right)$  його значення, яке виражається залежністю (9), отримаємо

$$\frac{1}{2} \left( 1 - e^{-\frac{\alpha T}{2n}} \cos \frac{T\beta}{2n} \right) - \varepsilon = 0. \quad (23)$$

Рівняння (23) є нелінійним, і його числовий розв'язок для даних, які наведені на рис. 1, ( $\Delta \tau = 5 \text{ хв}$  і  $T = 500 \text{ год}$ ) дає наступний результат:  $n = 58$ .

Іншим параметром, який характеризує технічний стан ротора відцентрового нагнітача, є температура установчих колодок упорного підшипника ротора, графік якої зображений на рис. 3. Як і у попередньому випадку визначимо необхідний об'єм вибірки для даних, які відтворені рис. 3. Для цього визначимо відповідну нормовану автокореляційну функцію (рис. 4) і її параметри. Аналіз отриманого графіка (рис. 4) свідчить, що для аналітичного опису залежності  $r(\tau)$  доцільно вибрати таку формулу:

$$r(\tau) = e^{-\alpha |\tau|}. \quad (24)$$

Параметр  $\alpha$  визначимо за методом найменших квадратів, мінімізуючи функцію (11). Враховуючи  $r(\tau)$ , яке задано формулою (24), отримуємо

$$\phi(\bar{a}) = \sum_{i=1}^m \left( \tilde{r}(\tau_i) - e^{-\alpha \tau_i} \right)^2. \quad (25)$$

Отже, (25) є нелінійною задачею пошуку мінімуму функції однієї змінної відносно параметра  $\alpha$ , і розв'язано її за допомогою методу золотого перерізу [8]. У результаті отримали  $\alpha = 0,077$ .

Якщо тепер у формулу (22) підставити значення  $r \left( \frac{T}{2n_1} \right)$ , яке задається виразом (24), у

якому  $\tau$  замінено на  $\frac{T}{2n_1}$ , отримаємо

$$\frac{1}{2} \left( 1 - e^{-\frac{\alpha T}{2n_1}} \right) - \varepsilon = 0.$$

Розв'язком останнього рівняння відносно  $n$  є:

$$n_1 = -\frac{\alpha T}{2 \ln(1 - 2\varepsilon)}.$$

Для заданої величини  $T$  і  $\varepsilon$  та знайденого значення  $\alpha$  отримаємо  $n_1 = 238$ . Оскільки  $n \neq n_1$ , то об'єм вибірки, який необхідний для вирішення задачі визначення технічного стану ротора відцентрового нагнітача природного газу, визначимо із умови

$$n_0 = \max(n, n_1).$$

Для випадку, що розглядається,  $n_0 = 238$ .

Це означає, що при  $n_0 \geq 238$  отримана інформація є достатньою для побудови ефективного алгоритму розпізнавання технічного стану нагнітача за показниками осьового зсуву ротора і температури установчих колодок упорного підшипника нагнітача природного газу.

### Література

1 Комплексні обстеження наземного механічного технологічного обладнання компресорних станцій магістральних газопроводів. Стандарт підприємства. – К.: ДК "Укртрансгаз", 2002. – 56 с.

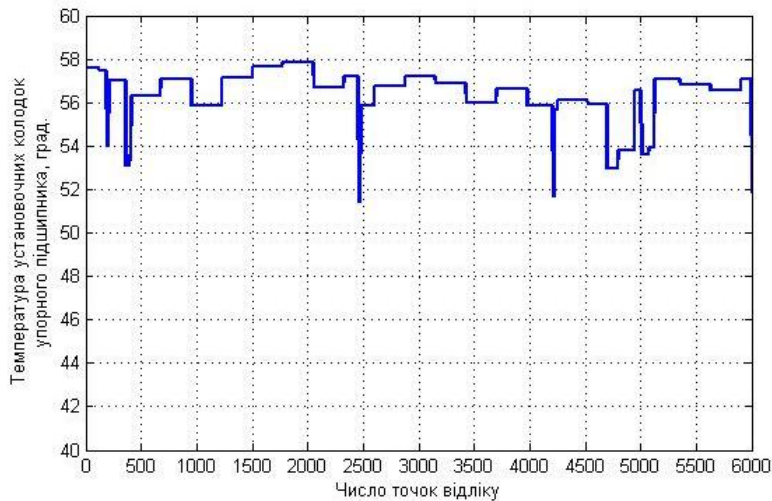
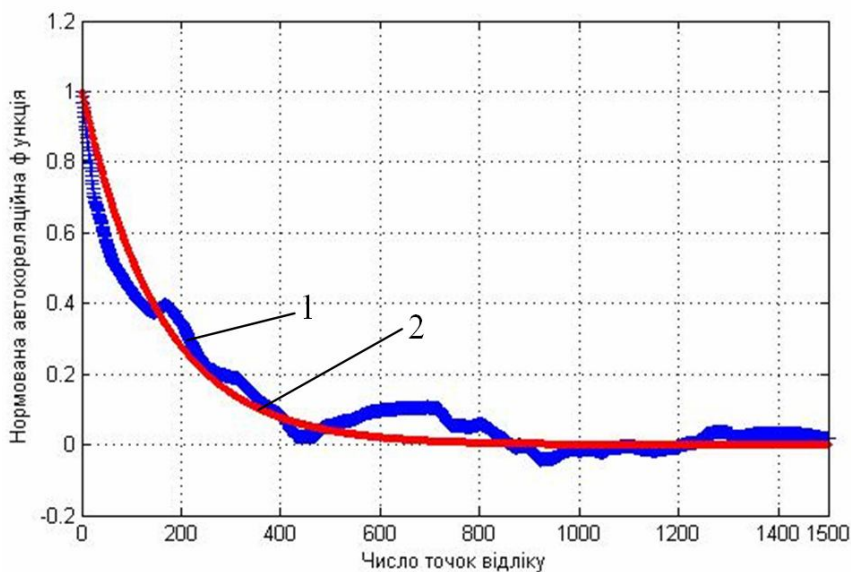


Рисунок 3 – Температура установочних колодок упорного підшипника ротора



1 – функція побудована за експериментальними даними; 2 – функція  $r(\tau) = e^{-\alpha\tau}$   
**Рисунок 4 – Нормована автокореляційна функція**

2 Павлов Б.В. Акустическая диагностика механизмов / Б.В. Павлов. – М.: Машиностроение, 1971. – 224 с.

3 Павленко В.Д. Метод побудови простору ознак для розпізнавання станів нелінійних об'єктів контролю на основі багатомірних вагових функцій / В.Д. Павленко, А.А. Фомін // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2003. – № 6. – С. 268-274.

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

5 Беллман Р. Введение в теорию матриц; пер. с англ., 2-е изд. / Р. Беллман. – М.: Наука, 1976. – 352 с.

6 Фукунага К. Введение в стохастическую теорию распознавания образов; [пер. с англ.] / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. – 368 с.

7 Свешников А.А. Прикладные методы теории случайных функций / А. А. Свешников. – М.: Наука, 1968. – 464 с.

8 Горбійчук М.І. Числові методи і моделювання на ЕОМ: навчальний посібник / М.І. Горбійчук, Є.П. Пістун. – Івано-Франківськ: Факел, 2010. – 408 с.

9 Гилл Ф. Практическая оптимизация / Ф. Гилл, У. Мюррей, М. Райт; [пер. с англ. В.Ю. Лебедева; под ред. А.А. Петрова]. – М.: Мир, 1985. – 509 с.

10 Ермаков С.М. Математическая теория оптимального эксперимента / С.М. Ермаков, А.А. Жиглявский. – М.: Наука, 1987. – 280 с.

*Стаття надійшла до редакційної колегії  
 20.04.11  
 Рекомендована до друку професором  
 Л. М. Заміховським*