

ПРОГНОЗУВАННЯ ТРИВАЛОСТІ РОБОТИ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ НА ЗАСАДАХ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ

М. І. Горбійчук, С. Т. Самуляк, В. М. Медведчук, А. А. Федоров

*ІФНТУНГ, 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (0342) 504521,
e-mail: g o r b @ n u n g . e d u . u a*

На діючих компресорних станціях проведено експериментальні дослідження з метою виявлення залежностей між часом наробітку газоперекачувального агрегату (ГПА) і факторами, що характеризують його технічний стан – температурою викиду, ступенем підвищення тиску газу, осевим зсувом турбіни нагнітача, а також вібраційним станом агрегату; для турбіни – віброшвидкість підшипників № 1 і № 2; для нагнітача – горизонтальні і вертикальні складові амплітуди опорного та опорно-упорного підшипників. Шляхом статистичного аналізу встановлено, що тільки частина цих показників впливає на час наробітку ГПА, а саме: віброшвидкість підшипника № 1, горизонтальні та вертикальні складові амплітуди опорного підшипника та вертикальна складова амплітуди опорно-упорного підшипника. Виявлення аналітичної залежності між часом наробітку ГПА і вказаними значущими факторами здійснено шляхом емпіричного моделювання із застосуванням генетичних алгоритмів, що дало змогу, у порівнянні з індуктивним методом самоорганізації моделей, підвищити швидкість збіжності алгоритму ідентифікації та отримати адекватну емпіричну модель у вигляді полінома оптимальної структури. Отримана емпірична модель дає змогу за показниками вібрації прогнозувати значення часу наробітку ГПА і, як наслідок, визначити його технічний стан як "попередження", або як "зупинка". Остання обставина відкриває можливості для переходу від планового обслуговування ГПА до обслуговування за його фактичним технічним станом.

Ключові слова: вібрація, наробіток, нагнітач, статистика, гіпотеза, модель, залишковий ресурс

На действующих компрессорных станциях проведены экспериментальные исследования с целью выявления зависимости между временем наработки газоперекачивающего агрегата (ГПА) и факторами, характеризующими его техническое состояние - температурой выхлопа, степенью повышения давления газа, осевым сдвигом турбины нагнетателя, а также вибрационным состоянием агрегата; для турбины - виброскоростью подшипников № 1 и № 2; для нагнетателя - горизонтальными и вертикальными составляющими амплитуды опорного и опорно-упорного подшипников. Путем статистического анализа установлено, что только часть из этих показателей влияет на время наработки ГПА, а именно: виброскорость подшипника № 1, горизонтальные и вертикальные составляющие амплитуды опорного подшипника и вертикальная составляющая амплитуды опорно-упорного подшипника. Аналитическая зависимость между временем наработки ГПА и указанными значимыми факторами выявлена путем эмпирического моделирования с применением генетических алгоритмов, что позволило, по сравнению с индуктивным методом самоорганизации моделей, повысить скорость сходимости алгоритма идентификации и получить адекватную эмпирическую модель в виде полинома оптимальной структуры. Полученная эмпирическая модель позволяет по показателям вибрации прогнозировать значение времени наработки ГПА и, как следствие, определять его техническое состояние как "предупреждение", или как "остановка". Последнее обстоятельство открывает возможности для перехода от планового обслуживания ГПА к обслуживанию по его фактическому техническому состоянию.

Ключевые слова: вибрация, наработка, нагнетатель, статистика, гипотеза, модель, остаточный ресурс

At the operating compressor stations experimental researches have been conducted for the purpose of detecting the dependencies between the operating time of gas compressor units (GCU) and factors which characterize its technical state – the temperature of emission, the degree of gas pressure increase, axial shear of the turbine supercharger as well as the oscillation state of the unit; for the turbine they are vibrospeed of the bearings №1 and №2; for the supercharger; they are horizontal and vertical components of the amplitudes of mounting and thrust bearings. By the statistical analysis we've determined that only a part of these indexes influences the lifetime of GCU operation, namely: vibrospeed of bearing №1, horizontal and vertical components of amplitudes of the mounting bearing and vertical components of the amplitude of the thrust bearing. The determining of the analytical dependency between the operating lifetime of GCU and mentioned significant factors have been carried out by the empiric modeling with the application of genetic algorithms, that has allowed comparison with the inductive method of models self-organization increasing the speed of convergence of algorithm for getting an adequate empiric model in the form of a polynomial of the optimum structure identification. The obtained empiric model enables to forecast the value of operating lifetime of GCU on the basis of vibration indexes; as a result, it allows determining its technical state as a warning or as a "stop". The last fact opens possibilities for transiting from the planned maintenance of GCU to the maintenance by its actual technical state.

Keywords: vibration, operation, supercharger, statistics, hypothesis, model, residual resource.

Вступ

Багаторічна практика експлуатації газоперекачувальних агрегатів (ГПА) на компресорних станціях довела, що в агрегатах з приводом від турбін стаціонарного типу виникає ряд дефектів, що впливають на показники надійності

ГПА. Ці дефекти викликають основний потік відмов, створюючи високий рівень вібрації, які призводять до поломок деталей і вузлів агрегату. Виявлення таких дефектів здійснюється за допомогою вібродіагностики ГПА, яка проводиться в два етапи. На першому етапі перевіря-

ється придатність агрегатів до експлуатації і ухвалюється рішення про переведення його в ремонт чи експлуатацію. На цьому етапі реалізується перший рівень регламенту вимірювань і при цьому використовується середньоквадратичне значення вібрації (загальний рівень). Завданням другого етапу вібраційної діагностики є розпізнавання конкретного дефекту, а також прогнозування його розвитку. Основним методом вирішення цієї задачі є спектральний аналіз вібрації, який проводиться за допомогою спеціальної апаратури.

Дослідження спектру вібрації стаціонарних газотурбінних ГПА виявило, що у всьому досліджуваному діапазоні частот від 20 до 2000 Гц спостерігається суцільний безперервний спектр з дискретними викидами на частотах, що відповідають розрахунковим. Рівні віброшвидкості дискретних частотних складових на 10-30 дБ перевищують рівень безперервного спектру. Прийнято рівень безперервного суцільного спектру вважати акустичним шумом, а дискретні частотні складові, які є роторними гармоніками, використовувати для виявлення залежності їх рівня від наявності дефекту і ступеня його розвитку.

Останнім часом намітилась тенденція до переходу від планового обслуговування ГПА природного газу до обслуговування за технічним станом. Для вирішення цієї проблеми необхідно виявити інформаційні показники, які визначають технічний стан ГПА, і на цій основі побудувати математичну модель, за допомогою якої можна було б визначити такі стани ГПА, як "попередження" та "зупинка". З досягненням останнього стану ГПА детально обстежується і вирішується питання про необхідність його ремонту.

Аналіз сучасних досліджень і публікацій

Однією із основних задач, яка вирішується через контроль технічного стану ГПА, є прогнозування його залишкового ресурсу. Залишковий ресурс – це проміжок часу, який відлічують від поточного моменту до моменту виходу із ладу одного або декількох елементів ГПА, що спричинило його аварійну зупинку.

Методи прогнозування залишкового ресурсу можна поділити на дві групи. Перша із них – це методи прогнозування за зміною технологічних факторів, а в методах другої групи для прогнозування за залишковим ресурсом використовують інформацію про вібраційні характеристики ГПА.

У роботі [1] запропоновано метод прогнозування залишкового ресурсу за спостереженнями у процесі експлуатації за технологічними факторами з подальшим узагальненням множини технологічних факторів, зміна яких може порушити установлені норми експлуатації компресорної станції. Результати таких спостережень за зміною технологічних факторів використовують для побудови «середньої кривої» [1] для групи працюючих агрегатів. Зміна середньої кривої виміряного (обчисленого) фактору у часі апроксимується функцією

$$\Lambda = \pi(a_1, a_2, \dots, a_s, t),$$

де a_1, a_2, \dots, a_s - параметри моделі для кожного агрегату;

t - напрацювання агрегату.

Для кожного із параметрів a_i , $i = \overline{1, s}$ встановлюється критичне значення або заводом виробником, або з досвіду експлуатації. Запропоновано [1, 2] таким параметром Λ вибрати ефективний коефіцієнт корисної дії

$$\eta = \frac{N_T}{3600 H_0 G}, \quad (1)$$

де N_T - потужність турбіни, κBm ;

H_0 - тепловий перепад на турбіні;

G - витрата продуктів згоряння.

Автори пропонують для вибраної групи агрегатів знайти усереднене значення $\hat{\eta}$ як функцію від часу напрацювання.

Якщо відома функція швидкості прибутку $c(t)$ і вартість ремонту C_s ГПА, то середній одиничний чистий прибуток [1] буде таким:

$$\xi(t) = \frac{1}{t} \left(\int_0^t c(\theta) d\theta - C_s \right).$$

Функціонал $\xi(t)$ досягне свого максимального значення за умови досягнення агрегатом свого критичного стану [1]. Такому критичному станові буде відповідати критичне значення залишкового ресурсу $t_{кр}$.

Для вирішення сформульованої задачі необхідний значний обсяг статистичного матеріалу. Технологічні фактори, які входять до розрахункових формул, як правило, мають стохастичну природу, зумовлену як впливом зовнішнього середовища на процес компримування природного газу, так і метрологічними характеристиками приладів, за допомогою яких здійснюються вимірювання. Крім того, затрати на ремонт ГПА не завжди визначають якість такого ремонту. Тому вартісні характеристики, які необхідні для знаходження залишкового ресурсу ГПА, беруться як усереднене значення для вибраної групи агрегатів. Очевидно, що на кінцевий результат будуть впливати не тільки оцінки математичних сподівань відповідних величин, що входять до розрахункових формул, але й оцінки дисперсій, які не враховуються.

Для прогнозу вихідних факторів ГПА у роботі [3] застосовано метод математичного прогнозування [4, 5]. Суть методу полягає у наступному [3]. У момент часу t_1 за вибраними технологічними факторами починається спостереження і закінчується у момент часу t_2 . Інтервал часу $\Delta t = t_2 - t_1$, на якому проявляються закономірності прогнозного процесу, що забезпечує можливість екстраполяції на заданий інтервал випередження, називають часом передісторії. З ростом інтервалу випередження точність прогнозу зменшується. Очевидно, що існує певний інтервал прогнозу, на якому із заданою ймовірністю (точністю) здійснюється прогноз. Процес

прогнозування технічних станів ГПА в [3] поданий у такій послідовності: збір і підготовка вихідних початкових даних; вибір і обґрунтування прогнозних функцій; обробка початкових і додаткових даних для визначення невідомих параметрів прогнозної функції. За прогнозний критерій, на основі якого визначається залишковий ресурс, в [3] вибраний ефективний коефіцієнт корисної дії, який, як і в роботі [1], усереднюється для вибраної групи агрегатів. Потім будується статистична крива зміни ефективного к. к. д., за якою і визначають залишковий ресурс ГПА. Для оцінки точності прогнозу обчислюються оцінки математичного сподівання і середнього квадратичного відхилення. Якщо оцінка середнього квадратичного відхилення не перевищує відповідної оцінки перешкоди, то прогноз вважається оптимальним [3].

Розроблений метод прогнозування залишкового ресурсу має наступні недоліки.

Ефективний к. к. д. газоперекачувального агрегату не вимірюється безпосередньо, а обчислюється за формулою (1), у яку входять декілька величин. Допустимо, що похибки вимірювання (обчислення) величин N_T , H_0 і G невеликі, так що функцію $\eta(N_T, H_0, G)$ можна розкласти у ряд Тейлора, обмежившись лише лінійними членами ряду. Тоді

$$\Delta\eta = \frac{N_T^{(0)}}{3600H_0^{(0)}G^{(0)}} \left(\frac{\Delta N_T}{N_T^{(0)}} - \frac{\Delta H_0}{H_0^{(0)}} - \frac{\Delta G}{G^{(0)}} \right). \quad (2)$$

У формулі (2) верхні нульові індекси, вказують на те, що відповідні величини визначені із умови нормальної експлуатації ГПА.

Якщо ввести позначення

$$\delta_\eta = \frac{\Delta\eta}{\eta^{(0)}}, \quad \delta_{N_T} = \frac{\Delta N_T}{N_T^{(0)}}, \quad \delta_{H_0} = \frac{\Delta H_0}{H_0^{(0)}} \quad \text{і} \quad \delta_G = \frac{\Delta G}{G^{(0)}},$$

то

$$\delta_\eta = \delta_{N_T} - \delta_{H_0} - \delta_G.$$

Допустимо, що випадкові величини δ_η , δ_{N_T} , δ_{H_0} і δ_G статистично незалежні. Тоді середньоквадратичне значення похибки обчислення к. к. д. газоперекачувального агрегату буде визначатись наступною формулою:

$$\sigma_\eta = \sqrt{\sigma_{N_T}^2 + \sigma_{H_0}^2 + \sigma_G^2}, \quad (3)$$

де σ_η , σ_{N_T} , σ_{H_0} , σ_G - середньоквадратичне відхилення відповідних величин δ_η , δ_{N_T} , δ_{H_0} і δ_G .

Аналіз формули (3) свідчить, що σ_η завжди буде більше за одне із значень σ_{N_T} , σ_{H_0} чи σ_G . Тому для оцінки точності прогнозування слід вибрати інші показники [4], такі як довірчі інтервали, ймовірність прогнозу та ін. [2, 4, 5, 6].

У роботі [3] прогнозування технічного стану ГПА базується на теорії розпізнавання образів. Для цього несправні стани ГПА розбиваються на кінцеве число класів і для них вибираються відповідні діагностичні ознаки, які є параметрами процесу компримування природ-

ного газу. Розпізнавання дефектів здійснюється за допомогою логічних схем, які синтезовані з використанням законів булевої алгебри. З наближенням стану агрегату до аварійного ймовірність знаходження його у відповідному класі теоретично дорівнює одиниці. Оскільки спостереження за діагностичними ознаками здійснюється з певними похибками, то виникає певна невизначеність щодо стану агрегату. Для визначення цієї невизначеності запропонований байєсівський підхід. При цьому робиться ряд допущень:

- апіорні ймовірності класів однакові;
- діагностичні ознаки статистично незалежні величини, що дозволило багатовимірну функцію розподілу подати як добуток одновимірних функцій розподілу діагностичних ознак;
- кожна діагностична ознака розподілена за нормальним законом.

Реалізація розробленого методу пов'язана з низкою принципівих труднощів.

По-перше, виявлення несправностей для даного типу агрегатів вимагає великої кількості спостережень і значних затрат часу. У більшості випадків таку інформацію можна отримати лише після зупинки агрегату з подальшим його розбиранням і інспекцією вузлів та деталей.

По-друге, у роботі зроблені припущення у вигляді гіпотез про статистичні властивості діагностичних ознак і залишається відкритим питання, як висунуті допущення відповідають реальним умовам роботи ГПА. І, зрештою, у роботі не вирішена задача побудови меж між класами.

Невирішена раніше частина загальної проблеми та цілі статті

Проведений аналіз свідчить, що прогнозування технічних станів ГПА зводиться до визначення його залишкового ресурсу із застосуванням економічних критеріїв та байєсівського методу розділення класів. При цьому поза увагою дослідників залишається питання прогнозування на основі побудови функціональних залежностей між набором факторів, які визначаються за рівнем вібрації і наробітком ГПА.

У даній статті вирішується дві взаємозв'язані задачі – виявлення основних факторів, які впливають на технічний стан ГПА, та виявлення залежностей наробітку ГПА T_w від факторів, що характеризують його технічний стан. Вирішення першої задачі ґрунтується на використанні апарату математичної статистики. Зміст другої задачі полягає у наступному: за результатами експериментального дослідження необхідно ідентифікувати функціональну залежність між знайденим набором факторів і наробітком ГПА. Друга задача вирішується з використанням генетичного алгоритму, що дає змогу визначити не тільки параметри емпіричної моделі, але й структуру мінімальної складності такої моделі.

Таблиця 1 – Технічний стан ГПА кожні 2000 годин наробітку

Дата	Т-ра викиду	Турбіна		Нагнітач				Осьовий зсув	Ступінь підвищення тиску
		Підшипник № 1	Підшипник № 2	Опорний		ОУП			
				горизонтальний	вертикальний	горизонтальний	вертикальний		
06.05.2003	510	4,4	2,3	17	10	12	11	0,22	1,25
28.12.2003	520	5,6	3,0	19	16	11	10	0,28	1,41
05.05.2004	520	5,0	3,8	26	28	11	10	0,25	1,36
14.10.2004	512	5,4	1,7	25	14	15	16	0,27	1,36
06.06.2005	485	5,4	3,4	32	18	16	14	0,20	1,41
21.01.2006	515	4,7	1,9	33	17	17	14	0,18	1,50
07.12.2006	519	4,8	1,9	27	27	13	12	0,22	1,38
04.06.2007	520	3,9	1,8	30	23	13	13	0,18	1,32
07.02.2008	515	3,8	2,1	34	21	11	15	0,24	1,42
01.04.2008	518	3,8	2,0	36	25	12	14	0,22	1,35

Основна частина статті

Експериментальні дослідження спектрів вібрації проводились на ГПА типу ГТК-10, встановлених на КС м. Богородчани. Кожні 2000 годин наробітку визначались такі показники стану ГПА, як температура викиду (°C), ступінь підвищення тиску газу, осьовий зсув турбіни нагнітача (мм), а також вібраційний стан агрегату (табл. 1). Для турбіни: віброшвидкість (мм/с) підшипників № 1 і № 2. Для нагнітача горизонтальні і вертикальні складові амплітуди опорного та опорно-упорного (ОУП) підшипників (мкм) [7]. Обстеження наземного механічного технологічного обладнання проводилося у відповідності з відомими методиками [7] і [8]. За отриманими експериментальними даними були побудовані графіки зміни інформаційних ознак у функції від часу наробітку, аналіз яких показав, що вони мають певний тренд.

Найбільш поширеним методом [9] виявлення тренду є апроксимація даних багаточленом невисокого порядку ($n \leq 3$) за допомогою методу найменших квадратів.

Якщо заданий поліном порядку n

$$y = a_0 + a_1u + a_2u^2 + \dots + a_nu^n \quad (4)$$

і маємо N даних ($N \geq n$), то параметри апроксимуючого полінома обчислюють шляхом мінімізації квадрату різниць експериментально отриманої послідовності $\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_N$ і значень багаточлена, які обчислені при $u = u^{(1)}$, $u = u^{(2)}$, ..., $u = u^{(N)}$. Ці значення позначимо через y_1, y_2, \dots, y_N . Тоді мінімізація виразу

$$Y(\bar{a}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\tilde{y}_i - y_i)^2 \quad (5)$$

дає можливість визначити параметри a_0, a_1, \dots, a_n полінома (4). Слід зауважити, що в результаті мінімізації $Y(\bar{a})$ отримують не дійсні значення параметрів полінома (4), а його оцінки, які є випадковими величинами. Це пояснюється обмеженням числом даних, які отримані в рамках експериментального дослідження.

Мінімізація виразу (5) призводить до такого результату [10]:

$$\bar{a} = CF^T \tilde{Y}, \quad (6)$$

де $\bar{a}^T = (a_0, a_1, \dots, a_n)$ – вектор оцінок параметрів полінома (4);

C – дисперсійна матриця;

$$F = \begin{bmatrix} 1 & u^{(1)} & u^{(1)2} & \dots & u^{(1)n} \\ 1 & u^{(2)} & u^{(2)2} & \dots & u^{(2)n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & u^{(N)} & u^{(N)2} & \dots & u^{(N)n} \end{bmatrix} \quad \text{– матриця}$$

розміром $N \times (n+1)$;

$\tilde{Y}^T = (\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_N)$ – вектор даних;

T – символ операції транспортування матриць.

Дисперсійна матриця $C = M^{-1}$, де $M = F^T F$ – матриця Фішера.

В нашому випадку був вибраний поліном першого порядку ($n = 1$):

$$y = a_0 + a_1u, \quad (7)$$

де u – має зміст часу $u = k\Delta t$ (Δt – наробіток ГПА кожні 2000 год.);

y – один із дев'яти інформаційних параметрів ГПА (табл. 1).

У результаті обчислень за формулою (6) були визначені параметри a_0 і a_1 регресійної моделі (7) (табл. 2). Аналіз табл. 2 свідчить, що цілий ряд значень коефіцієнта a_1 близький до нуля і можна поставити запитання: Чи дійсно $a_1 = 0$, а його відмінність від нуля є випадковою? Чи в дійсності вихідні дані мають тренд?

Висунемо гіпотезу $H_0: a_1 = 0$ і альтернативну їй гіпотезу $H_1: a_1 \neq 0$.

Введемо безрозмірну t_{st} – статистику Стьюдента

$$t_{st} = \frac{a_1 - \mu_0}{S_{a_1}},$$

Таблиця 2 – Аналіз технічного стану агрегату (через 2000 годин наробітку)

Показники технічного стану ГПА			Параметри регресії		Гіпотеза H_0 ($a_1=0$)	
			a_0	a_1		
Температура викиду			510,4667	0,5333	Приймається	
Вібрація	Турбіна	підшипник № 1	5,5467	-0,1576	Не приймається	
		підшипник № 2	3,0533	-0,1206	Приймається	
	Нагнітач	Опорний	горизонтальна	17,8	1,8364	Не приймається
			вертикальна	13,8	1,1091	Не приймається
		ОУП	горизонтальна	12,9333	0,0303	Приймається
			вертикальна	10,7333	0,3939	Не приймається
Осьовий зсув			0.2527	-0.0048	Приймається	
Ступінь підвищення тиску газу			1,348	0,0054	Приймається	

де $\mu_0 = M[a_1]$ – математичне сподівання випадкової величини a_1 ;

$S_{a_1}^2$ – оцінка дисперсії випадкової величини a_1 .

Дисперсія $S_{a_1}^2$ обчислюється за формулою [11]:

$$S_{a_1}^2 = (c_{1,1})S_y^2,$$

де $c_{1,1}$ – діагональний елемент дисперсійної матриці C ;

$S_y^2 = \frac{1}{N-2} \sum_{j=0}^{N-1} (\tilde{y}_j - y_j)^2$ – дисперсія вихідної величини.

Якщо виконується умова $|a_1| < t_{1-\alpha/2} S_{a_1}$ [11], то гіпотеза H_0 приймається.

Результати обчислень, наведені у табл. 2, свідчать, що має місце як гіпотеза H_0 , так і альтернативна гіпотеза H_1 . Тут можуть мати місце два випадки.

По-перше, може мати місце помилка другого типу, коли гіпотеза H_0 відкидається, хоч насправді вона є вірною. Такі помилки виникають тоді, коли об'єм вибірки обмежений. Нехай β ймовірність помилки другого типу. Тоді при будь-якому розмірі вибірки N ймовірність помилки першого типу можна зробити досить малою за рахунок зменшення рівня довіри α . Але при цьому зростає ймовірність β помилки другого типу. Єдиний спосіб одночасно зменшити α і β полягає у збільшенні розміру вибірки N [11].

По-друге, протягом вказаного проміжку часу дійсно мав місце тренд, і інформаційний параметр в середньому збільшувався (зменшувався). Але таке збільшення (зменшення) може бути незначним і ним можна знехтувати. Для оцінки можливих діапазонів зміни оцінки \hat{y} в часі побудуємо довірчий інтервал для лінії регресії (7)

$$L_i \leq \hat{y} < U_i. \quad (8)$$

Верхню U_i і нижню L_i межі довірчого інтервалу обчислюємо за формулами [11]:

$$U_i = Y_i + t_{1-\alpha/2} S_i, \quad (9)$$

$$L_i = Y_i - t_{1-\alpha/2} S_i, \quad (10)$$

$$\text{де } S_i^2 = S_y^2 \left[\frac{1}{N} + \frac{(t_i - t_c)^2}{\sum_{j=0}^{N-1} (t_j - t_c)^2} \right]; \quad t_c = \frac{1}{N} \cdot \sum_{j=0}^{N-1} t_j.$$

Для інформаційних параметрів, перелік яких наведений у табл. 1, рівень довіри $\alpha = 0,1$. Як приклад аналізу одного із інформаційних показників розглянемо горизонтальну складову амплітуди вібрації h опорного підшипника нагнітача. У відповідності з формулою (6) були знайдені коефіцієнти моделі (7) $a_0 = 17,8$, $a_1 = 1,8364$. Оскільки перевіряється гіпотеза, що $a_1 = 0$, то $\mu_0 = M[a_1] = 0$. Знаходимо $S_{a_1}^2 = 0,35396$, а для рівня довіри $\alpha = 0,1$ і $N - 2$ степенів свободи статистика Стьюдента $t_{1-\alpha/2} = 1,8595$. Оскільки $a_1 = 1,8364$ і $t_{1-\alpha/2} S_{a_1} = 0,6582$, то має місце нерівність $|a_1| > t_{1-\alpha/2} S_{a_1}$ і приймається альтернативна гіпотеза H_1 ($a_1 \neq 0$). Детальніше результати аналізу відтворює рис. 1.

Таким чином, методом статистичного аналізу виявлено, що тільки частина показників, які фіксувались у експериментальному дослідженні (табл. 1), впливають на величину T_w [12]. Серед них: віброшвидкість підшипника № 1 v_h , горизонтальні (a_h) та вертикальні (a_v) складові амплітуди опорного підшипника та вертикальна складова (A_h) амплітуди ОУП. Отже, будемо шукати залежність

$$T_w = f(v_h, a_h, a_v, A_h). \quad (11)$$

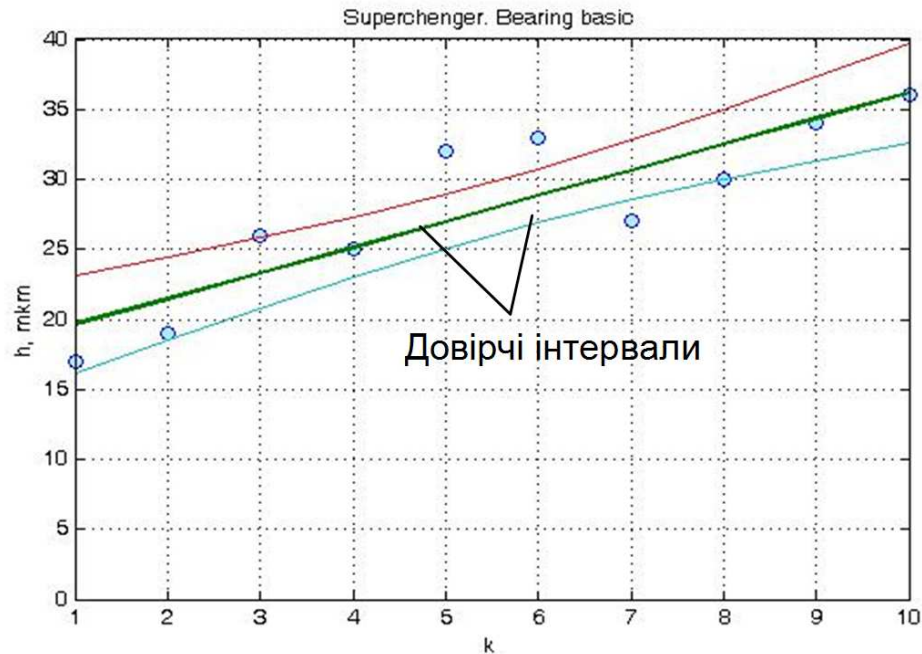


Рисунок 1 – Зміна у часі амплітуди вібраційного стану опорного підшипника нагнітача (горизонтальна складова вібрації)

Завдання полягає в тому, щоб за результатами експериментального дослідження ідентифікувати залежність (11), яку можна подати як функціональну залежність між відомим набором факторів $\bar{x}^T = (v_h, a_h, a_v, A_h)$ і величиною

$$T_w = f(\bar{x}).$$

У дійсності величина T_w спотворена перешкодою e . Тому спостереженню доступна інша функція $\hat{T}_w = \hat{f}(\bar{x}, e)$. Як правило, припускають, що перешкода e є адитивною по відношенню до T_w , тобто

$$\hat{T}_w = \hat{f}(\bar{x}) + e.$$

Таким чином, задачею ідентифікації є знаходження залежності $\hat{f}(\bar{x})$ за умови дії на досліджуваний об'єкт (ГПА) перешкод, статистичні характеристики яких, як правило, невідомі.

Проблема знаходження залежності може бути розв'язана двома шляхами. Перший з них передбачає, що залежність $\hat{f}(\bar{x})$ можна вивести із теоретичних міркувань з точністю до певного числа невідомих параметрів. Зважаючи на надто складний характер залежності (11), отримання її аналітичним шляхом здається малоймовірним.

Основу другого шляху складає експериментальний підхід. В цьому випадку для побудови математичної моделі повинні бути використані відомості про об'єкт дослідження, на основі яких можна було би зробити висновок про адекватність моделі. Задача знаходження наближення (апроксимації) експериментальних даних до деякої функції отримала назву задачі ідентифікації, а модель (11), яка отримана у ході розв'язання цієї задачі, є емпіричною мо-

деллю. У більшості випадків модель (11) вибирають лінійною до її параметрів

$$y = a_0 f_0(\bar{x}) + a_1 f_1(\bar{x}) + \dots + a_k f_k(\bar{x}), \quad (12)$$

де $y = \hat{T}_w$; $\bar{x} = (v_h, a_h, a_v, A_h)^T$ - вектор аргументів у залежності (11);

$f_i(\bar{x})$, $i = 1, k$ - відомі функції.

Для визначення параметрів a_i , $i = \overline{1, k}$ моделі (12) використовують метод найменших квадратів (МНК), допускаючи при цьому, що структура моделі (12) відома. У МНК як критерій наближення вибирають функціонал

$$J(\bar{a}) = \sum_{i=1}^N (Y^{(i)} - y^{(i)})^2, \quad (13)$$

де N - кількість спостережень за величинами $\bar{x}^{(i)}$ та $y^{(i)}$, $i = \overline{1, N}$;

$Y^{(i)}$ - значення наробітку ГПА в i -тому спостереженні;

$y^{(i)}$ - розрахункове значення наробітку ГПА відповідно до i -го спостереження.

Мінімізація критерію (13) за вектор-параметром \bar{a} приводить до виразу, який називають нормальним рівнянням МНК [10]:

$$F^T F \bar{a} = F^T \bar{Y}, \quad (14)$$

$$\text{де } F = \begin{bmatrix} f_0(\bar{x}^{(1)}) & f_1(\bar{x}^{(1)}) & \dots & f_k(\bar{x}^{(1)}) \\ f_0(\bar{x}^{(2)}) & f_1(\bar{x}^{(2)}) & \dots & f_k(\bar{x}^{(2)}) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_0(\bar{x}^{(N)}) & f_1(\bar{x}^{(N)}) & \dots & f_k(\bar{x}^{(N)}) \end{bmatrix};$$

$\bar{a} = (a_0, a_1, \dots, a_k)^T$ - вектор параметрів моделі (9);

$$\bar{Y} = (Y^{(1)}, Y^{(2)}, \dots, Y^{(N)})^T.$$

Безпосередньо із рівняння (14) можна знайти

$$\bar{a} = (F^T F)^{-1} F^T \bar{Y}. \quad (15)$$

Використовувати формулу (15) можна лише тоді, коли розмірність вектора параметрів \bar{a} невелика і матриця $F^T F$ є добре обумовленою. Якщо така умова не виконується, то для розв'язання рівняння (15) слід використовувати один із числових методів, наприклад, метод Гауса зі зворотнім ходом [13].

На практиці, як правило, структура моделі (12) невідома, що вимагає довільного вибору як числа функцій, так і вигляду самих функцій у моделі (12). Критерій (13), який використовується для визначення параметрів моделі (12) за формулою (14), є внутрішнім критерієм [14] і його використання приводить до помилкового правила: чим складніша модель, тим вона точніша. Складність моделі, наприклад поліноміальної, визначається числом членів і найвищим степенем полінома: чим більше членів полінома, тим менше значення критерію наближення (13).

Тому для вибору структури моделі (12) був запропонований індуктивний метод самоорганізації моделей [15], ідейну сторону якого визначає теорема Геделя. У відповідності 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 (12), гедельський підхід означає застосування зовнішнього критерію, який дає можливість однозначного вибору єдиної моделі із заданого класу моделей. Критерій називають зовнішнім, якщо його визначення засновано на застосуванні нових даних, які не використовувались при синтезі моделі (12). Це означає, що всі дані, отримані у результаті експерименту, розбиваються на дві частини N_A і N_B . Перша із них – навчальна, а друга – перевірна.

У більшості випадків для вибору структури моделі використовують критерій регулярності

$$\Delta^2(B) = \frac{\sum_{i=1}^{N_B} (Y_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_B} Y_i^2} \quad (16)$$

і мінімуму зміщення

$$\Delta^2(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i(A) - y_i(B))^2}{\sum_{i=1}^N Y_i^2}. \quad (17)$$

Якщо вибраний критерій регулярності (13), то вибирають такий розподіл даних експеримен-

нту [9]: $N_A = 0,7N$ і $N_B = 0,3N$, а при виборі критерію (14) - $N_A = 0,5N$ і $N_B = 0,5N$.

Реалізація індуктивного методу самоорганізації моделей здійснюється поетапно: перший етап – генерація моделей-претендентів (у певному порядку підвищення складності); другий етап – відбір найкращої моделі за критерієм селекції (16) або (17).

Розрізняють три способи генерації моделей-претендентів.

Перший із них комбінаторний метод, який вибирає моделі із виразу (12) шляхом прирівнювання до нуля деяких його коефіцієнтів. Таким чином, отримуємо сукупність моделей. Вибір найкращої моделі здійснюється на основі одного із критеріїв селекції.

Другий спосіб відомий як метод групового врахування аргументів (МГУА), в якому генерація моделей здійснюється на основі багаторядної процедури. 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 вибирають K найкращих, за вибраним критерієм селекції. 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 падає.

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 великого числа моделей. Якщо вихідною моделлю вибраний повний поліном степені m , то загальне число моделей-претендентів складає $2^M - 1$, де M - загальне число членів повного полінома степені m . Навіть сучасні ЕОМ не здатні реалізувати такі алгоритми при значному числі змінних і високому степені полінома. МГУА породжує моделі, у яких фігурують проміжні змінні кожного із рядів селекції, що значно ускладнює процес переходу до вхідних змінних системи, що моделюється. Сказане відноситься і до 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 [16]. Як емпіричну модель буде розглядати поліном степені m

$$y = \sum_{i=0}^{M-1} a_i \prod_{j=1}^n x_j^{s_{ji}}, \quad (18)$$

де 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 (9) визначають за такою формулою [17]:

$$M = \frac{(m+n)!}{m!n!}. \quad (19)$$

При комбінаторному методі синтезу моделі із повного полінома (18) отримують емпіричну модель [18], де частина параметрів приймає значення нуль. Інші параметри, що залишилися, будуть відмінні від нуля. Утворимо упорядковану структуру довжиною M , в якій на i -тому місці буде стояти одиниця або нуль в залежності від того, чи параметр a_i , $i=1, M$ моделі (18) 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 особі, які є найбільш пристосованими, тобто такі, які мають найбільше (найменше) значення функції пристосування. У задачі синтезу емпіричних моделей функцією пристосованості виступає критерій селекції (16) або (17).

Таким чином, задачу синтезу емпіричної моделі сформуємо наступним чином: із початкової популяції хромосом шляхом еволюційного відбору вибрати таку, хромосому, яка забезпечує найкраще значення функції пристосування (мінімальне значення критерію селекції (16) або (17)).

Генетичний алгоритм складається із наступних кроків [19].

К1. Формування початкової популяції (ініціалізація). На першому кроці роботи алгоритму випадковим чином формується популяція із I осіб, кожна із яких є хромосомою довжиною M . Число генів у хромосомі визначається формулою (12).

К2. Оцінка пристосованості хромосоми у популяції. Для кожної хромосоми обчислюється критерій селекції (16) або (17). Здійснюється така процедура наступним чином. Якщо вибраний критерій селекції (13), то формуються матриці F_A і F_B розміром $N_A \times M$ і $N_B \times M$. Із матриці F_A вилучається i -тий стовпець, якщо на i -тій позиції у хромосомі знаходиться нуль; у протилежному випадку i -тий стовпець залишається без змін. У результаті отримаємо матрицю F_A , із якої вилучено c_A стовпців, де c_A - кількість нулів у вибраній хромосомі із початкової популяції. Розмір такої матриці $N_A \times (M - c_A)$. Аналогічним чином формується матриця F_B розміром $N_B \times (M - c_A)$. На мно-

жині точок N_A обчислюються ненульові коефіцієнти $a_{A,i}$ моделі (18) шляхом розв'язання нормального рівняння Гауса (14), яке видозміниться наступним чином:

$$F_A^T F_A \bar{a}_A = F_A^T \bar{Y}_A, \quad (20)$$

де $\bar{a}_A = (a_{A,0}, a_{A,1}, \dots, a_{A, M-c_A-1})^T$ - вектор параметрів моделі, яка асоційована з черговою хромосомою із початкової популяції;

$\bar{Y}_A = (Y^{(1)}, Y^{(2)}, \dots, Y^{(N_A)})^T$ - вектор експериментальних даних на множині точок A .

За відомим коефіцієнтами a_A поліноміальної моделі на множині точок B обчислюють

$$\bar{y}_B = F_B \bar{a}_A. \quad (21)$$

Знаючи \bar{y}_B , за формулою (16) обчислюють функцію пристосування $\Delta^2(B)$ для кожної хромосоми із початкової популяції. У результаті на кроці К2 отримують значення $\Delta_j^2(B)$, $j=1, I$.

У тому випадку, коли використовують критерій селекції (17) як функцію пристосованості, складають рівняння (20), яке методом Гауса розв'язують відносно вектора параметрів \bar{a}_A . Після цього обчислюють $\bar{y}_A = F_A \bar{a}_A$ і \bar{y}_B за формулою (21). Отримані значення \bar{y}_A і \bar{y}_B дають змогу знайти значення $\Delta_j^2(A, B)$, $j=1, I$ для кожної хромосоми із початкової популяції.

К3. Перевірка умови зупинки алгоритму. Визначають

$$\Delta^2(B) = \min_j \Delta_j^2(B) \quad (22)$$

або

$$\Delta^2(A, B) = \min_j \Delta_j^2(A, B). \quad (23)$$

Якщо мінімальне значення (22) або (23) критерію селекції (16) або (17) не перевищує деякого додатного значення ϵ , то відбувається зупинка алгоритму. Зупинка алгоритму також може відбутися у випадку, коли його виконання не приводить до покращення функції пристосування або у тому випадку, коли алгоритмом уже виконано задане число ітерацій.

Після виконання однієї із трьох умов із популяції вибирається хромосома ch^* , для якої виконується умова (22) або (23). Ця хромосома задає структуру моделі оптимальної складності і формує матрицю F^* таким чином, що із початкової матриці F вилучаються стовпці, які асоційовані з нульовими генами хромосоми ch^* . Перерахунок параметрів моделі (18) здійснюється на множині всіх точок початкового масиву даних у відповідності з рівнянням (20).

К4. Селекція хромосом. За розрахованими на другому кроці значеннями функції пристосування здійснюється відбір тих хромосом, які будуть брати участь у створенні потомків для наступної популяції. Такий вибір проводиться у відповідності з принципом природного відбору, коли найбільші шанси у створенні нової попу-

ляції мають хромосоми з найкращим значенням функції пристосування, тобто такі, що забезпечують мінімальне значення критеріїв селекції (17) або (18). Найбільш поширеними методами селекції [19] є метод рулетки і метод турнірної селекції.

Суть методу рулетки полягає у тому, що особи для нового покоління вибираються пропорційно до їх значення функції пристосованості. Кожна хромосома отримує у пулі родичів таку кількість своїх копій, яке визначається виразом [19]

$$E(ch_i) = P(ch_i) \cdot I,$$

де $P(ch_i)$ - ймовірність селекції хромосоми;

I - кількість хромосом ch_i , $i = \overline{1, I}$ у популяції.

Величина $P(ch_i)$ обчислюється за формулою

$$P(ch_i) = \frac{R(ch_i)}{\sum_{i=1}^I R(ch_i)},$$

де $R(ch_i)$ - значення функції пристосування ch_i хромосоми (у контексті задачі, що розглядається, це критерії селекції (17) або (18)). Очевидно, що метод рулетки можна застосовувати тоді, коли функція пристосованості додатна. Цей метод може використовуватись тільки у задачах максимізації.

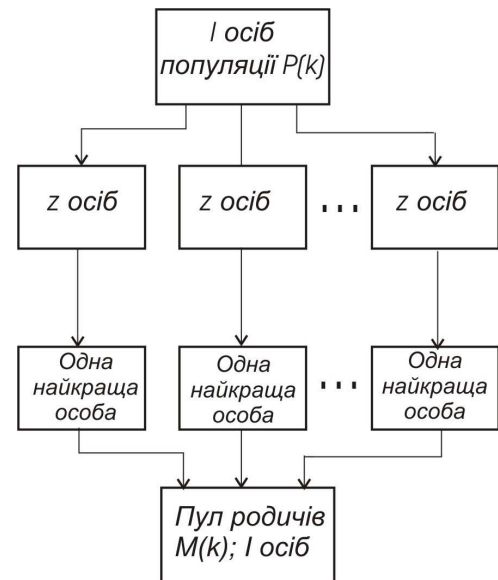
Турнірний метод можна використовувати як у задачах максимізації, так і у задачах мінімізації функцій. При турнірній селекції всі хромосоми розбиваються на підгрупи з подальшим вибором із кожної утвореної підгрупи хромосоми з найкращою пристосованістю. Підгрупи можуть мати довільний розмір, але найчастіше популяції ділять на підгрупи по 2 – 3 особи у кожній. На рис. 2 зображено схему, яка ілюструє турнірний метод селекції для підгруп із z осіб.

К5. Формування нової популяції потомків здійснюється за допомогою двох основних операторів: схрещування і мутації. Слід відмітити, що оператор мутації відіграє другорядну роль у порівнянні з оператором схрещування. Це означає, що у генетичному алгоритмі схрещування проводиться майже завжди, а мутація – досить рідко. Вірогідність схрещування досить велика ($0,5 \leq P_c \leq 1$), тоді як ймовірність мутації вибирається досить малою ($0 \leq P_m \leq 0,1$)

Оператор мутації з ймовірністю P_m змінює значення гена в хромосомі на протилежне, тобто з 1 на 0 чи з 0 на 1. Ймовірність мутації P_m може емалюватись випадковим вибором числа із інтервалу $[0;1]$ для кожного гена і відбором для виконання цієї операції тих генів, для яких розігране число виявиться меншим або рівним P_m . Мутація може здійснюватись як над пулом родичів, так і над пулом потомків.

Оператор схрещування складається із двох етапів (рис. 2). На першому етапі формуються

підгрупи із z осіб звідки вибирається найкраща хромосома за критерієм селекції $R(ch^*) = \min_i R(ch_i)$. У результаті отримуємо нову популяцію хромосом, до якої застосовують оператор другого етапу.



Рисунк 2 – Схема турнірної селекції для підгруп, що складаються із z осіб

На другому етапі здійснюється схрещування. Для цього із пулу родичів $M(k)$ (рис. 2) випадковим чином з ймовірністю P_c утворюють пари у такий спосіб. Із популяції осіб випадковим чином вибирається пара хромосом. Генерується випадкове число P_z із інтервалу $[0; 1]$ і якщо його значення не більше ніж P_c , то над парою хромосом здійснюється схрещування. У протилежному випадку пара хромосом залишається без зміни. Потім для кожної пари родичів розігрується позиція гена (локус) в хромосомі, яка визначає точку схрещування. Якщо хромосома кожного із родичів включає M генів, то точка схрещування L_c - це натуральне число, менше M . Тому фіксація точки схрещування зводиться до випадкового вибору цілого числа із інтервалу $[1; L_c - 1]$. Дія оператора схрещування приводить до того, що із пари родичів утворюється нова пара потомків наступним чином: перший потомок у парі, хромосома, якого на позиціях від 1 до L_c складається із ген першого родича, а на позиція від $L_c + 1$ до M із ген другого родича; другий потомок у парі, хромосома, якого на позиціях від 1 до L_c складається із ген другого родича, а на позиція від $L_c + 1$ до M із ген першого родича.

Після виконання оператора схрещування відбувається перехід до К2.

У відповідності з табл. 1 кількість експериментальних точок $N = 10$. Оскільки був вибраний критерій регулярності, то отримані дані спостережень були розбиті на дві множини:

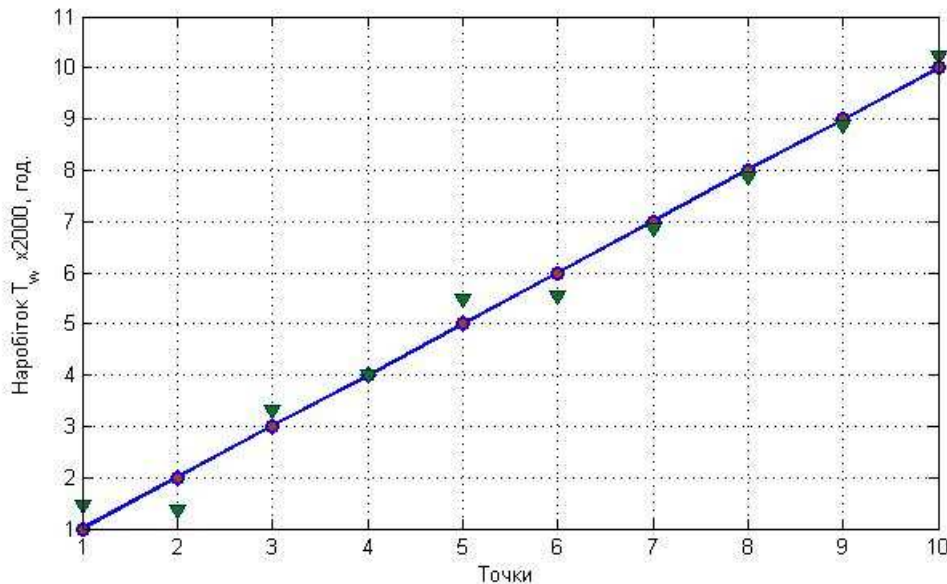


Рисунок 3 – Залежність часу наробітки від факторів роботи ГПА

$N_A = 7$ і $N_B = 3$. Прийнемо позначення: $y = T_w$; $x_1 = v_h$; $x_2 = a_h$; $x_3 = a_v$; $x_4 = A_h$ та виберемо модель (18), у якій $n \leq 2$. У результаті отримаємо

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4 + a_5x_1^2 + a_6x_1x_2 + a_7x_2^2 + a_8x_1x_3 + a_9x_2x_3 + a_{10}x_3^2 + a_{11}x_1x_4 + a_{12}x_2x_4 + a_{13}x_3x_4 + a_{14}x_4^2. \quad (24)$$

У результаті емпіричного моделювання з використанням генетичного алгоритму отриманий наступний результат:

$$y = a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4 + a_6x_1x_2 + a_{12}x_2x_4 + a_{13}x_3x_4, \quad (25)$$

де

$$\begin{aligned} a_2 &= 0,734257; a_3 = -1,090646; \\ a_4 &= -0,244279; a_6 = -0,023618; \\ a_{12} &= -0,042700; a_{13} = 0,112065. \end{aligned}$$

Результат синтезу моделі (24) відтворює рис. 3, на якому через «o» позначені експериментальні дані, а через « ∇ » - розраховані дані, які виконані за формулою (24).

Адекватність отриманої моделі перевірялась за допомогою коефіцієнта кореляції K_{Yy} між експериментальними значеннями $Y_i = T_w^{(i)}$ та значеннями $y_m^{(i)} = T_{w,m}^{(i)}$, які розраховані за формулою (25)

$$K_{T,Y} = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})(y_m^{(i)} - \bar{y}_m)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_m^{(i)} - \bar{y}_m)^2}},$$

де $\bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i$, $\bar{y}_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_m^{(i)}$ - оцінки математичних сподівань для величин Y_i і $y_m^{(i)}$.

Було отримано: $K_{T,Y} = 0,9924$, що свідчить про високу степінь кореляції між величинами Y_i і $y_m^{(i)}$.

Для лінії регресії $y_m = p_0 + p_1Y$ (коефіцієнти p_0 і p_1 визначені за методом найменших квадратів), яка визначає взаємозв'язок між розрахунковими $y_m^{(i)}$ і експериментальними Y_i значеннями, побудований довірчий інтервал з ймовірністю $(1 - \alpha)$ (рис. 4) з використанням формул (8) – (10), де у виразі для $S_i^2 t_i$ слід замінити на Y_i , а t_c - на $Y_c = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} Y_j$.

Можна стверджувати, що з $(1 - \alpha)$ надійністю (довірчою ймовірністю) розрахований інтервал вміщує всі значення $y_m^{(i)}$, що є доказом адекватності отриманої математичної моделі (25).

Висновки

За результатами експериментального дослідження з використанням методів математичної статистики виявлено основні показники, які впливають на залишковий ресурс ГПА, такі як віброшвидкість підшипника № 1, горизонтальні і вертикальні складові амплітуди опорного підшипника та вертикальна складова амплітуди опорно-упорного підшипника нагнітача.

На засадах генетичного алгоритму отримана емпірична модель, яка дає змогу за показниками вібрації прогнозувати значення часу наробітки ГПА і, як наслідок, визначити його технічний стан як "попередження", або як "зупинка". Остання обставина відкриває можливість для переходу від планового обслуговування ГПА до обслуговування за його фактичним технічним станом.

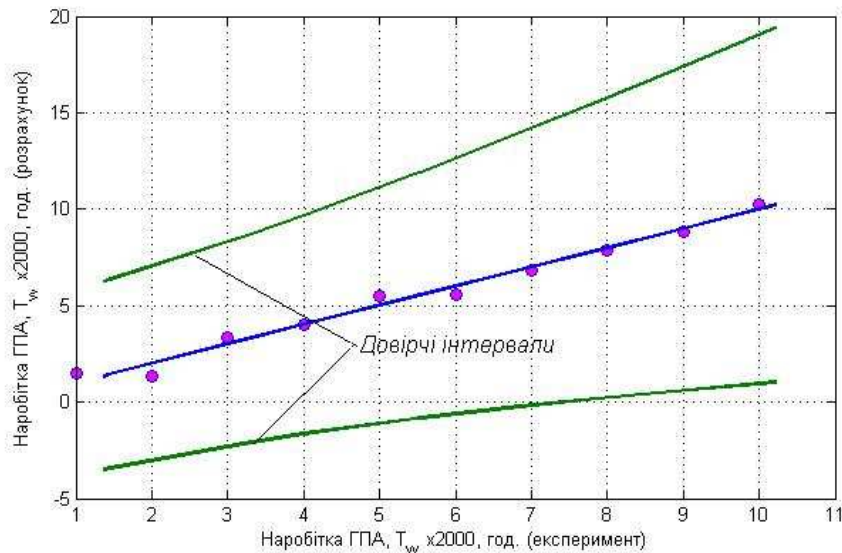


Рисунок 4 – Довірчі інтервали для лінії регресії $y_m = p_0 + p_1 Y$

Література

1 Говдяк Р. М. Діагностика стану газоперекачувальних агрегатів в умовах компресорних станцій / Р. М. Говдяк, В. Я. Грудз // Нафтогазова енергетика. – 2008. – № 1 (6). – С. 45 – 48.

2 Ивахненко А. Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А. Г. Ивахненко. – К.: Техніка, 1975. – 312 с.

3 Семенов А. С. Комплексный анализ работоспособности газоперекачивающих агрегатов на основе прогноза остаточного ресурса: автореф. дисс. на соискание уч. степени канд. техн. наук: спец. 05.02.13 «машины агрегаты и процессы» / Семенов Александр Сергеевич; Тюменский гос. нефтегазовый у-т. – Тюмень, 2004. – 21 с.

4 Грешилов А. А. Математические методы построения прогнозов / А. А. Грешилов, В. А. Стакун, А. А. Стакун. – М.: Радио и связь, 1997. – 112 с.

5 Ивахненко О. Г. Передбачення випадкових процесів / О. Г. Ивахненко, В. Г. Лапа. – К.: Наукова думка, 1969. – 420 с.

6 Грешилов А. А. Математические методы построения прогнозов / А. А. Грешилов, В. А. Стакун, А. А. Стакун. – М.: Радио и связь, 1997. – 112 с.

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

8 Компресорні станції. Контроль теплотехнічних та екологічних характеристик газоперекачувальних агрегатів. СОУ. – К.: ДК "Укртрансгаз", 2004. – 117 с.

9 Бендат Дж. Прикладной анализ случайных данных: пер. с англ. / Дж. Бендат, А. Пирсол – М.: Мир, 1989. – 540 с.

10 Ермаков С. М. Математическая теория оптимального эксперимента / С. М. Ермаков, А. А. Жиглявский. – М.: Наука, 1987. – 320 с.

11 Химмельблау Д. Анализ процессов статистическими методами: пер. с англ. / Д. Химмельблау. – М.: Мир, 1973. – 958 с.

12 Інформаційні показники технічного стану газоперекачувальних агрегатів природного газу / М. І. Горбійчук, Б. В. Копей., І. В. Щупак, А. Беллауар // Методи і прилади контролю якості. – 2008. – № 20. – С. 47 – 50.

13 Горбійчук М. І. Числові методи і моделювання на ЕОМ / М. І. Горбійчук, Є. П. Пістун. – Івано-Франківськ, 2010. – 409 с.

14. Ивахненко А. Г., Помехоустойчивость моделирования / А. Г. Ивахненко, В. С. Степашко – К.: Наукова думка, 1985. – 216 с.

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

16 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.

17 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.

18 Горбійчук М. І. Вплив факторів роботи газоперекачувальних агрегатів на час їх напруження / М. І. Горбійчук, Б. В. Копей., І. В. Щупак, А. Беллауар // Нафтогазова енергетика. – 2008. – № 3 (8). – С. 55 – 58.

19 Рудковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: пер. с польск. И. Д. Рудинского / Д. Рудковская, М. Пилиньский, Л. Рудковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 383 с.

Стаття надійшла до редакційної колегії
23.10.12

Рекомендована до друку професором
Л. М. Заміховським