УДК 621.039.5:621.311.25

Шараєвський Г. І., Фіалко Н. М., Шараєвський І. Г., Зімін Л. Б.

Інститут проблем безпеки АЕС НАН України. Україна, м. Київ

КОМП'ЮТЕРНА МОДЕЛЬ КОРОТКОТЕРМІНОВОГО ПРОГНОЗУ ДИНАМІКИ ТРЕНДУ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГОЛОВНИХ ЦИРКУЛЯЦІЙНИХ НАСОСІВ АЕС

З метою підвищення експлуатаційної безпеки АЕС та удосконалення систем підтримки оперативного персоналу ядерних енергоблоків у складі розробленої автоматичної системи оперативної діагностики поточного технічного стану основного обладнання (зокрема, основних агрегатних вузлів головних циркуляційних насосів першого контуру) створено додаткову підсистему короткотермінового прогнозу динаміки тренду змін цього стану. Підсистема прогнозу створена для забезпечення можливості раннього виявлення латентних початкових фаз потенційно небезпечних порушень штатного перебігу фізичних процесів у найбільш вразливих вузлах насосних агрегатів та своєчасного запобігання розвитку виявлених відхилень і аномалій до аварійних ситуацій. Підсистема прогнозу базується на моделі та алгоритмі, які екстраполюють на найближчий період майбутнього часу поточний ряд попередніх значень запропонованого авторами узагальненого статистичного критерію, який використовується розробленою системою автоматичної оперативної діагностики для оцінки поточного технічного стану насосних агрегатів і являє собою сумарну апостеріорну імовірність технічних станів контрольованих вузлів. [dx.doi.org/10.29010/087.5]

Ключові слова: *ядерний енергоблок; головний циркуляційний насос; поточний технічний стан; автоматична оперативна діагностика; короткотерміновий прогноз; дані випробувань; алгоритм екстраполяції; перевірка моделі.*

Вступ

Як відомо [1, 2 та ін.], всі існуючі сучасні комп'ютерні комплекси систем підтримки операторів енергоблоків АЕС (наприклад, СКУД (Росія), COMPASS (Данія), ALARM (Великобританія, SPDS, ALLY, HDSR, DASS, pwVDN EAGLE-21 (США), STAR, SUS, ALUS (Німеччина)) є побудованими за людино-машинним (ергатичним) принципом і реалізують лише функцію моніторингу технічного стану обладнання ядерних енергоустановок (ЯЕУ) в ручному режимі. Слід наголосити, що існуючі системи принципово не забезпечують можливості автоматичного формування діагностичних рішень. З огляду на високу напруженість умов роботи оперативного персоналу блочних щитів управління АЕС, особливо в передаварійних ситуаціях, з урахуванням людського фактору можна констатувати недостатню надійність вироблюваних в таких умовах евристичних діагностичних і керуючих рішень, яка може слугувати причиною помилок з важкими економічними та екологічними наслідками аварії, що розвивається. Враховуючи вищезазначене, можна стверджувати, що розробка методів та спеціалізованих комп'ютерних систем, які здатні забезпечувати автоматичне формування надійних діагностичних та прогностичних рішень стосовно реального технічного стану контрольованого обладнання ЯЕУ, є актуальною науковою та практичною проблемою в напрямку підвищення безпеки АЕС.

Однією з важливих для забезпечення експлуатаційної безпеки АЕС з реакторами ВВЕР-1000 проблем наукового супроводу функціонування ядерних енергоблоків є реалізація надійної автоматичної комп'ютерної оперативної діагностики та прогнозу динаміки тренду зміни поточного технічного стану та режиму експлуатації основних агрегатних вузлів головних циркуляційних насосних агрегатів (ГЦНА) першого контуру. Реалізація такого надійного короткотермінового прогнозування є важливою, насамперед, з точки зору створення відсутньої наразі можливості оперативного запобігання небажаного розвитку потенційно небезпечних експлуатаційних порушень та аномалій технічного стану ГЦНА, що у комплексі з довгостроковим прогнозом дозволить ефективно планувати перебіг профілактичних ремонтних операцій в процесі виконання щорічних планово-попереджувальних ремонтів (ППР).

Нижчевикладену математичну модель автоматичного прогнозу динаміки тренду технічного стану основних і, в першу чергу, найбільш вразливих агрегатних вузлів ГЦНА розроблено в якості необхідної складової алгоритмічного та програмного забезпечення для якісно нової інтелектуальної системи автоматичної діагностики цих насосних агрегатів, що запропонована та розробляється нашим авторським колективом.

Формалізація моделі

Як відомо [3], прогностичні рішення, що формуються на основі кожного із можливих підходів до практичної реалізації алгоритму прогнозу мають бути відповідними наступним принциповим властивостям: 1) адаптивності, під якою розуміється можливість зміни параметрів прогностичної моделі в процесі роботи відповідного обладнання. При цьому оновлення параметрів моделі має реалізовуватися автоматично для всієї моделі; 2) рекурсивності, коли по мірі надходження (наприклад, щохвилинно) нових фактичних даних прогностичні рішення оновлюються, використовуючи при цьому передісторію роботи відповідного обладнання з деякою глибиною; 3) економічності, під якою розуміється використання прийнятних обсягів оперативної пам'яті комп'ютера, що формує прогностичні рішення, а також мінімально можливий машинний час, що є необхідним для розрахунку прогнозу; 4) робастності або стійкості прогнозу, яка має задовольняти наступним вимогам: а) модель прогнозу може працювати з частиною часового ряду і забезпечувати прийнятну надійність прогнозу; б) прогностичні рішення забезпечують стійкість до можливих помилок вхідних даних; в) прогноз відзначається стійкістю при відсутності частини вхідних даних (наприклад, внаслідок відмов системи в окремі моменти часу).

Таким чином, вищезазначені вимоги мають бути враховані при розробці методів і підходів до формування прогностичних рішень, які мають автоматично формуватися створюваною діагностичною системою. Зокрема, задача забезпечення прогнозу режимів експлуатації ГЦН в якості першого наближення може бути вирішена на основі екстраполяції значень сумарної апостеріорної імовірності режиму експлуатації $P\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)$, що сформовані діагностичною системою на основі байєсівського вирішуючого правила (узагальненого статистичного критерію (УСК) [4]) в моменти часу, що передують поточному. При цьому глибина передісторії технічних станів ГЦН, що передують поточному моменту часу, може бути прийнята рівною, наприклад, 10-ти хвилинам, враховуючи, що тривалість циклу роботи діагностичної системи максимально складає 60 секунд. Тоді прогнозне рішення може бути отримане шляхом екстраполяції значень УСК по 10 точках поліному m-го ступеня виду

$$y = A_0 + A_{1x} + A_2x^2 + \ldots + A_mx^m, \qquad (1)$$

де x – значення часових інтервалів тривалістю 1 хв., відлік яких ведеться від поточного моменту часу, в який має формуватися прогностичне рішення; y – значення $P\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)$ розраховане в результаті екстраполяції часового ряду значень

$$\left(x_1=\tau_1, y_1=P_1\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)\right);\ldots\left(x_n=\tau_n, y_n=P_n\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)\right).$$

У відповідності до цієї моделі поліном ступеню m визначається коефіцієнтами $A_0, A_1, A_2, \ldots, A_m$, при яких відстань лінійної функції (1) мінімізується від всіх заданих точок (x_1, y_1); (x_2, y_2); ...; (x_n, y_n), що являють собою наявний часовий ряд значень УСК, які були сформовані діагностичною системою в попередні моменти часу $x_1, x_2, \ldots, x_n$.

Ефективним методом визначення поліному (1) є, зокрема, метод найменших квадратів (МНК) [5]. При цьому сутність застосування МНК у вищезазначеній задачі прогнозу полягає в наступному. По-перше, підстановка значень (x_1, y_1); (x_2, y_2); ...; (x_n, y_n) у рівняння (1) дає наступну систему

$$\begin{aligned}
&A_0 + A_1x_1 + A_2x_1^2 + \ldots + A_mx_1^m - y_1 = \delta_1\\
&A_0 + A_1x_2 + A_2x_2^2 + \ldots + A_mx_2^m - y_2 = \delta_2\\
&\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\\
&A_0 + A_1x_n + A_2x_n^2 + \ldots + A_mx_n^m - y_n = \delta_n
\end{aligned} \qquad (2)$$

де δ – значення нев'язок.

По-друге, згідно алгоритму МНК значення коефіцієнтів $A_0, A_1, \ldots, A_m$ мінімізують суму квадратів нев'язок, тобто забезпечують виконання умови

$$\sum_{k=1}^{n}\delta_k^2 = \min.$$

Тоді з (2) очевидним є те, що функція

$$\sum_{k=1}^{n}(A_0 + A_1x_k + \ldots + A_mx_k^m - y_k)^2 = F(A_0, A_1, \ldots, A_m) \qquad (3)$$

має мінімум.

Слід зазначити, що необхідною умовою досягнення мінімуму функції (3) є забезпечення рівності часткових похідних від цієї функції за кожним з коефіцієнтів $A_0, A_1, \ldots, A_m$.

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial A_0} = 2\sum_{k=1}^{n}(A_0 + A_1x_k + A_2x_k^2 + ... + A_mx_k^m - y_k) = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial A_1} = 2\sum_{k=1}^{n}(A_0 + A_1x_k + A_2x_k^2 + ... + A_mx_k^m - y_k)x_k = 0 \\ .... \\ \frac{\partial F}{\partial A_m} = 2\sum_{k=1}^{n}(A_0 + A_1x_k + A_2x_k^2 + ... + A_mx_k^m - y_k)x_k^m = 0 \end{cases} \qquad (4)$$

Якщо прийняти такі позначення

$$\begin{aligned} &[x] = x_1 + x_2 + x_3 + ... + x_n \\ &[x^m] = x_1^m + x_2^m + x_3^m + ... + x_n^m \\ &[x^m y] = x_1^m y_1 + x_2^m y_2 + x_3^m y_3 + ... + x_n^m y_n \end{aligned} \qquad (5)$$

то система (4), яка є лінійною стосовно коефіцієнтів $A_0, A_1, ..., A_m$, може бути зведена до наступного вигляду:

$$\begin{cases} nA_0 + [x]A_1 + [x^2]A_2 + ... + [x^m]A_m = [y] \\ [x]A_0 + [x^2]A_1 + [x^3]A_2 + ... + [x^{m+1}]A_m = [xy] \\ [x^2]A_0 + [x^3]A_1 + [x^4]A_2 + ... + [x^{m+2}]A_m = [x^2y] \\ .... \\ [x^m]A_0 + [x^{m+1}]A_1 + [x^{m+2}]A_2 + ... + [x^{2m}]A_m = [x^my]. \end{cases} \qquad (6)$$

Очевидно, що система (6) являє собою систему лінійних рівнянь, яка може бути розв'язана на основі відомих стандартних методів [6]. Втім, при її чисельному вирішенні в контексті реалізації прогностичних задач, які має реалізовувати діагностична система, необхідно враховувати наступне.

1. Якщо отримана система (6) лінійних алгебраїчних рівнянь розв'язується на основі методу детермінантів [6], то число дій множення і ділення, які необхідно виконати, становить

$$N_1 = (n^2-1)n! + n.$$

Розв'язання системи (6) на основі метода виключень Гауса [6] потребує виконання наступної кількості вищезазначених операцій

$$N_2 = n(n^2 + 3n - 1)/3.$$

При цьому кількість операцій множення та ділення суттєво зменшується, що дозволяє отримати суттєву економію часу при обчисленні коефіцієнтів $A_0, A_1, ..., A_m$ системи (6).

2. Слід мати на увазі, що при збільшенні ступеню m полінома (1) обсяг обчислювальної роботи суттєво зростає.

Необхідно відзначити, що система рівнянь (6) є системою лінійних рівнянь з матрицею дійсних коефіцієнтів $A = (a_{ij})$, $1 \le i, j \le n$, а також вектором вільних членів $b = (b_1, ..., b_n)$ відносно невідомого вектора $x = (x_1, ..., x_n)$. З огляду на це система (6) може бути записана у наступному вигляді

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + ... + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + ... + a_{2n}x_n = b_2 \\ .... \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + ... + a_{nn}x_n = b_n \end{cases} \qquad (7)$$

або у матричній формі

$$A\vec{x} = \vec{b}.$$

При цьому алгоритм вирішення системи (7) на основі відомого методу виключень Гауса включає наступні кроки:

<u>1 крок</u>. Виключення невідомої x_1 з усіх рівнянь системи (7), крім першого. Якщо $a_{11} \neq 0$, то з першого рівняння системи (7) знаходиться невідома x_1:

$$x_1 = \frac{(-1)}{a_{11}}\left(a_{12}x_2 + ... + a_{1n}x_n\right) + b_1.$$

Після цього значення x_1 підставляється у 2-е, 3-е, ..., n-е рівняння системи (7). Після такої підстановки вихідна система рівнянь трансформується до наступного вигляду

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + ... + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + ... + a_{2n}x_n = b_2 \\ .... \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + ... + a_{nn}x_n = b_n \end{cases}, \qquad (8)$$

де елементи матриці $a_{ij}^{(1)}$, $2 \le i, j \le$ n і вектору $b_i^{(1)}$, $2 \le i \le$ n після першого кроку є отриманими за наступними формулами

$$a_{ij}^{(1)} = a_{ij} - \frac{1}{a_{11}}a_{i1}a_{1j},$$

$$b_i^{(1)} = b_i - \frac{1}{a_{11}}a_{i1}b_1.$$

<u>2 крок</u>. Виключення невідомої x_2 з усіх рівнянь системи (8), крім першого та другого. Якщо $a_{22}^{(1)} \neq 0$, то з другого рівняння знаходиться величина x_2 за формулою

$$x_2 = \frac{(-1)}{a_{22}^{(1)}}\left(a_{23}^{(1)}x_3 + ... + a_{2n}^{(1)}x_n\right) + b_2^{(1)}. \qquad (9)$$

Після цього отримане значення x_2 підставляється у третє, четверте, ... n-е рівняння системи (7). В результаті такої підстановки можна отримати перетворену до наступного вигляду вихідну систему

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + ... + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{22}^{(1)}x_2 + ... + a_{2n}^{(1)}x_n = b_2^{(1)} \\ a_{23}^{(2)}x_3 + ... + a_{3n}^{(2)}x_n = b_3^{(2)} \\ .... \\ a_{n3}^{(2)}x_3 + ... + a_{nn}^{(3)}x_n = b_n^{(2)} \end{cases}, \qquad (10)$$

де елементи матриці $a_{ij}^{(2)}$, $3 \le i, j \le n$ та вектору $b_i^{(2)}$, $3 \le i \le n$ після другого кроку є отриманими за такими формулами

$$a_{ij}^{(2)} = a_{ij}^{(1)} - \frac{1}{a_{22}^{(1)}} a_{i2}^{(1)} a_{2j}^{(1)},$$

$$b_i^{(2)} = b_i - \frac{1}{a_{22}^{(1)}} a_{i2}^{(1)} b_2^{(1)}.$$

Вищезазначений процес виключення продовжується за умови

$$a_{33}^{(2)} \ne 0, \ldots, a_{n-1,n-1}^{(n-2)} \ne 0.$$

В результаті після (n - l)-го кроку вищезазначених виключень відбувається перехід до перетвореної до наступного вигляду вихідної системи

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + \ldots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{22}^{(1)}x_2 + \ldots + a_{2n}^{(1)}x_n = b_2^{(1)} \\ \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \\ a_{nn}^{(n-1)}x_n = b_n^{(n-1)} \end{cases} \tag{11}$$

з верхньою трикутною матрицею дійсних коефіцієнтів

$$U = \begin{vmatrix} a_{11}a_{12}\ldots a_{1n} \\ a_{22}^{(1)}\ldots a_{2n}^{(1)} \\ \ldots\ldots\ldots\ldots \\ a_{nn}^{(n-1)} \end{vmatrix}$$

та перетвореним вектором правих частин

$$g = \begin{vmatrix} b_1 \\ b_2^{(1)} \\ \ldots\ldots \\ b_n^{(n-1)} \end{vmatrix}.$$

З огляду на вищезазначене, в матричній формі запису система рівнянь (11) має наступний вигляд

$$U\vec{x} = \vec{g}. \tag{12}$$

Таким чином, перетворення вихідної системи лінійних рівнянь до системи (12) з трикутною матрицею U становить так званий прямий хід алгоритму виключення. В тому випадку, якщо $a_{nn}^{(n-1)} \ne 0$, в процесі реалізації зворотного ходу компоненти вектору обчислюються у зворотному порядку. Тобто, з (11) обчислюються

$$\begin{gathered} x_n = \frac{b_n^{(n-1)}}{a_{nn}^{(n-1)}} \\ x_{n-1} = \frac{1}{a_{n-1,n-1}^{(n-2)}}\left(b_{n-1}^{(n-2)} - a_{n-1,n}^{(n-2)}x_n\right). \\ \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \\ x_1 = \frac{1}{a_{11}}\left(b_1 - a_{1n}x_n - \ldots - a_{12}x_2\right) \end{gathered} \tag{13}$$

В результаті вищерозглянутий алгоритм розв'язання системи рівнянь (6) дозволяє отримати пошукувані невідомі значення коефіцієнтів, а саме: A_0 (відповідає x_1 системи (13)), A_1 (відповідає x_2 системи (13)), ..., A_m (відповідає x_n системи (13)).

Перевірка працездатності розробленого алгоритму

З огляду на отриманий результат нижче в якості прикладу розглянуто задачу прогнозу режиму ГЦН на основі вищерозглянутого алгоритму при m = 2 на основі десяти (n = 10) значень сумарних апостеріорних ймовірностей, у відповідності до УСК (вони характеризують поточний технічний стан насосного агрегату) сформованих на кожній з десяти хвилин, що передують поточному моменту часу.

Як зазначено вище, при $P\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right)$ завдання прогнозу зводиться до вирішення лінійної системи рівнянь, що має з урахуванням позначень (5) наступний вигляд:

$$\begin{cases} nA_0 + [x]A_1 + [x^2]A_2 = [y] \\ [x]A_0 + [x^2]A_1 + [x^3]A_2 = [xy] \\ [x^2]A_0 + [x^3]A_1 + [x^4]A_2 = [x^2y] \end{cases}, \tag{14}$$

де n = 10; $[x] = x_1 + x_2 + \ldots + x_{10} = 1 + 2 + 3 + \ldots + 10 = 55$; $[x^2] = x_1^2 + x_2^2 + \ldots + x_{10}^2 = = 1^2 + 2^2 + 3^2 + \ldots + 10^2 = = 385$; $[x^3] = x_1^3 + x_2^3 + \ldots + x_{10}^3 = 1^3 + 2^3 + 3^3 + \ldots + 103 = = 3025$; $[x^4] = x_1^4 + x_2^4 + \ldots + x_{10}^4 = 1^4 + 2^4 + 3^4 + \ldots + 10^4 = 25333$;

$$[y] = y_1 + y_2 + \ldots + y_{10} = P_1\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right) + P_2\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right) + \ldots + P_{10}\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right);$$

$$[xy] = x_1y_1 + x_2y_2 + \ldots + x_{10}y_{10} = 1P_1\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right) + 2P_2\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right) + \ldots + 10P_{10}\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right);$$

$$\left[x^2y\right] = x_1^2y_1 + x_2^2y_2 + \ldots + x_{10}^2y_{10} = 1^2P_1\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right) + 2^2P_2\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right) + \ldots + 10^2P_{10}\left(A_i \middle| \bigcup_{k=1}^{N} x_k\right).$$

З огляду на вищезазначені особливості формування прогностичних рішень із використанням алгоритму МНК далі доцільно розглянути типовий приклад обчислення короткотермінового прогнозу технічного стану одного з п'яти експериментально досліджених в умовах випробувального стенду заводу-виробника (НПО «Гідромаш», м. Суми) екземплярів ГЦН-195М, що в даному випадку відповідає періоду часу $T_{\text{пр}} = 60$ с.

В таблиці наведено типовий приклад вихідних експериментальних даних для формування стандартного прогностичного рішення стосовно подальшого технічного стану ГЦН-195М на основі вищерозглянутого алгоритму МНК. Ці дані являють собою часовий ряд з десяти значень сумарних апостеріорних імовірностей $P\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)$, що були в автоматичному режимі сформовані діагностичною системою на дев'яти попередніх циклах роботи в моменти часу, які передують поточному 10-му циклу (цикл дорівнює 60 с). При цьому момент часу Т = 10 відповідає поточному моменту часу, а прогностичне рішення полягає у визначенні величини $P\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)$ при Т = 11.

$A_0 = 2{,}07013$; $A_1 = 0{,}04423$; $A_2 = -0{,}007652$, причому пошукуваний поліном другого ступеня приймає вигляд

$y = A_0 + A_1x + A_2x^2 = 2{,}07013 + 0{,}04423x - 0{,}007652x^2$.

Тоді для наступного моменту часу, що прогнозується, тобто $T = 11$ хв., що відстоїть на 1 хв. від поточного моменту $T = 10$ хв. (див. таблицю) значення сумарної апостеріорної імовірності режиму становить

$$P_{11}^{пр}\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right) = 2{,}07013 + 0{,}04423\times 11 - 0{,}007652\times 121 = 1{,}6558.$$

Показово, що реальне значення цієї величини, що була автоматично сформована під час вищезгаданих стендових експериментальних випробувань розробленим програмно-апаратним діагностичним комплексом, склало величину $P_{11}^{пр}\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right) = 1{,}9374$. Таким чином, абсолютна похибка визначення сумарної апостеріорної імовірності, що характеризує наступний (через 1 хв.) технічний стан ГЦНА, склала 17 %. При цьому слід зазначити, що такий результат оцінки надійності запропонованого підходу до формування короткотермінового прогнозу на період $T_{\text{пр}} = 1$ хв. є, загалом, типовим, оскільки в проведених експериментальних дослідженнях на випробувальному стенді він звичайно знаходився на рівні близько 20 %. Підводячи підсумок результатам розробки та перевірки моделі прогнозу технічного стану ГЦНА, необхідно також додати, що в залежності від величини прийнятих допустимих змін величини сумарної апостеріорної імовірності, яка розділяє класи режимів ГЦНА «норма», «відхилення», «аномалія», прогнозований режим ГЦН-195М в даному випадку визначається, як штатний експлуатаційний стан.

Таблиця.

Типові вихідні дані для формування прогностичного рішення на основі сумарної апостеріорної імовірності технічного стану ГЦНА

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
T, хв	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
$P\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)$	2,1299	2,1532	2,1611	2,1516	2,1282	2,0807	2,0266	1,9594	1,8759	1,7723	**?**

При цьому у відповідності до вищерозглянутого алгоритму прогнозу результати попередніх обчислень становлять:

$$[y] = \left[P_n\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)\right] = 20{,}4389;$$

$$[xy] = \left[T_nP_n\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)\right] = 109{,}1187;$$

$$\left[x^2y\right] = \left[T_n^2P_n\left(A_i\middle|\bigcup_{k=1}^{N}x_k\right)\right] = 746{,}610.$$

З урахуванням цих даних в наведеному числовому прикладі система лінійних рівнянь (14) приймає наступний вигляд

$$\begin{cases} 10A_0 + 55A_1 + 385A_2 = 20{,}4389 \\ 55A_0 + 385A_1 + 3025A_2 = 109{,}1187 \\ 385A_0 + 3025A_1 + 25333A_2 = 756{,}6110 \end{cases}.$$

Розв'язання отриманої системи на основі методу виключень дає значення

Висновки

1. Розроблена математична модель автоматичного короткотермінового прогнозу технічного стану ГЦНА, в основу якої покладено запропонований діагностичний підхід, що передбачає оператив-

не обчислення величини сумарної апостеріорної імовірності технічного стану основних агрегатних вузлів та насосного агрегату в цілому і дозволяє однозначно характеризувати цей стан місцезнаходженням багатомірного діагностичного вектора-реалізації у відповідних областях простору діагностичних ознак великої мірності «норма», «відхилення», «аномалія», дозволяє адекватно враховувати реальні стохастичні властивості насосного агрегату як об'єкту діагностики.

2. Розроблений алгоритм короткотермінового прогнозу поточного технічного стану ГЦНА забезпечує величину абсолютної похибки обчислення відповідної цьому стану сумарної апостеріорної імовірності, що не перевищує 20 % для величини часового інтервалу прогнозування у 60 секунд.

3. Практичне застосування розробленої прогностичної моделі в комплексі з комп'ютерною діагностичною моделлю, функціональне ядро яких розроблено на основі методів статистичної теорії розпізнавання образів, а також створеного в даній роботі інтелектуального програмно-алгоритмічного забезпечення має на меті забезпечення можливості управління ресурсом ГЦНА шляхом визначення необхідності проведення ППР на кожному з чотирьох насосних агрегатів ЯЕУ після напрацювання ними регламентованих термінів експлуатації. Обґрунтоване відтермінування проведення ППР у відповідності до реального технічного стану кожного насосного агрегату дозволить отримати економію матеріально-технічних ресурсів і уникнути економічних втрат через невиправдані простої обладнання енергоблоку.

Література

[1] Теплофизика надежности активных зон / А. А. Ключников, И. Г. Шараевский, Н. М. Фиалко, Л. Б. Зимин, Г. И. Шараевский – 2015. – 772 с.

[2] Теплофизика ресурса ядерных энергоустановок / А. В. Носовский, И. Г. Шараевский, Н. М. Фиалко, Л. Б. Зимин, Г. И. Шараевский – 2017. – 624 с.

[3] Бэнн Д. В., Фармер Е. Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. Пер. с англ. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.

[4] Шараєвський Г. І., Фіалко Н. М., Шараєвський І. Г., Зімін Л. Б. Статистична модель та узагальнений критерій оцінки поточного технічного стану головних циркуляційних насосів першого контуру реакторів ВВЕР // Технологічні системи. – 2019, № 1 (86). – С. 60–69.

[5] Фильчаков П. Ф. Численные и графические методы прикладной математики. – К.: Наукова думка, 1970. – 824 с.

[6] Фильчаков П. Ф. Справочник по высшей математике. – К.: Наукова думка, 1972. – 743 с.

Sharaevsky G. I., Fialko N. M., Sharaevsky I. G., Zimin L. B.

Institute for Safety Problems of Nuclear Power Plants of NAS of Ukraine. Ukraina, Kyiv

COMPUTER MODEL OF SHORT TERM FORECAST DYNAMICS FOR TRENDS OF THE TECHNICAL STATE MAIN CIRCULATION PUMPS NPP

In order to improve the operational safety of NPPs and improve the support systems for operating personnel of nuclear power units and exclusion of possible errors due to human factors, as part of the developed automatic system for operational diagnostics of the current technical condition of the main equipment (in particular, the main aggregate nodes of the main primary circulation pumps), an additional subsystem for a short-term forecast of the trend of changes in this state was created. The forecast subsystem is designed to enable the early detection of latent initial phases of potentially dangerous violations of the normal course of physical processes in the most vulnerable nodes of pumping units and the timely prevention of the development of identified deviations and anomalies in emergency situations. The functional core of the diagnostics and prognosis automatic system was developed on the basis of the theory of statistical pattern recognition. The forecast subsystem is based on a model and an algorithm that extrapolate the current series of previous values for the nearest future time period to the generalized statistical criterion proposed by the authors, which is used by the developed automatic operational diagnostics system to assess the current technical condition of pumping units and represents the total a posteriori probability of the technical states of the monitored units. The use of the system will allow planning repair operations in accordance with the actual technical condition of the equipment and thereby reduce the economic losses from unnecessary downtime. [dx.doi.org/10.29010/087.5]

<u>Keywords:</u> *nuclear power unit; main circulation pump; current technical condition; automatic on-line diagnostics; short-term forecast; test data; extrapolation algorithm; model verification.*

References

[1] Kliuchnikov A. A., Sharaevsky I. G., Fialko N. M., Zimin L. B., Sharaevsky G. I. (2015) Teplofizika nadezhnosti aktivnykh zon [Thermalphisic of active zones reliability] / In-t problem bezopasnosti AES NAN Ukrainy [Institute for Safety Problems of Nuclear Power Plants NAS of Ukraine]. – 772 p. (In Russ).

[2] Nosovsky A. V., Sharaevsky I. G., Fialko N. M., Zimin L. B., Sharaevsky G. I. (2017) Teplofizika resursa yadernykh energoustanovok [Thermalphisic of NPP resource] / In-t problem bezopasnosti AES NAN Ukrainy [Institute for Safety Problems of Nuclear Power Plants NAS of Ukraine]. – 624 p. (In Russ).

[3] Bann D.V., Farmer E.D. (1987) Sravnitel'nye modeli prognozirovaniya elektricheskoj nagruzki [Comparative Electric Load Prediction Models]. Trans. from engl. – Moskwa: Energoatomizdat, 1987. – 200 p. (In Russ).

[4] Sharaevsky G.I., Fialko N. M., Sharaevsky I. G., Zimin L. B. (2019) Statystychna model' ta uzagal'nenyj kryterij ocinky potochnogo tekhnichnogo stanu golovnykh cirkuliacijnykh nasosiv pershogo konturu reactoriv WWER [Statistical model and generalized statistical criteria for rate of the main circulating pumps current technical condition of the WWER reactors first circuit] // Tekhnologicheskie sistemy [Technologycal systems]. – № 1 (86). – P. 60 - 69. (In Ukr)

[5] Fil'chakov P.F. (1970) Chislennye I graficheskie metody prikladnoj matematiki [Numerical and graphical methods of applied mathematics]. – Kyiv: Naukova dumka [Scientific thought]. – 824 p. (In Russ).

[6] Fil'chakov P.F. (1972) Spravochnik po vysshej matematike [Handbook of higher mathematics]. – Kyiv: Naukova dumka [Scientific thought]. – 743 p. (In Russ).