

А. В. Носовський, Г. І. Шараєвський, Н. М. Фіалко, І. Г. Шараєвський, Л. Б. Зімін

Інститут проблем безпеки АЕС НАН України, вул. Лисогірська, 12, Київ, 03028, Україна

## Математична модель автоматичного розпізнавання латентних передаварійних станів системи механічного ущільнення вала головних циркуляційних насосів АЕС

### Ключові слова:

головний циркуляційний насос енергоблока АЕС, система механічного ущільнення вала, капілярний щілинний мікроканал, скипання запираючої води, стохастична динаміка сигналу гідравлічного опору, авторегресійна модель ковзного середнього, алгоритм виявлення розладки випадкового процесу.

На основі аналізу теплофізичної специфіки скипання ущільнюючої води в капілярному щілинному мікроканалі трибоспряження розділового ступеня системи механічного ущільнення вала головного циркуляційного насоса енергоблока АЕС запропоновано математичну модель автоматичного розпізнавання початкових фаз цього неконтрольованого сучасними засобами моніторингу передаварійного процесу. Модель, на відміну від існуючих детермінованих методів оперативного контролю технологічних параметрів ядерного енергоблока, що не можуть бути застосованими в даних умовах, використовує сучасні підходи теорії стохастичних динамічних систем і завдяки проведеним удосконаленням дає змогу забезпечити своєчасне виявлення початку латентного пошкодження. Реалізовано алгоритми авторегресійного аналізу випадкових процесів, доповнених нестационарними моделями на основі проінтегрованого ковзного середнього, які дають можливість раннього виявлення раптової зміни статистичних властивостей часового ряду діагностичного сигналу гідравлічного опору щілинного мікроканалу і на цій основі своєчасного запобігання скипання ущільнюючої води і руйнації всієї системи механічного ущільнення вала. Розроблені підходи становлять основу вдосконаленої еволюційної моделі навчання карт самоорганізації, яка забезпечує можливість використання обмежених масивів апріорних даних для реалізації етапу навчання спеціалізованої діагностичної нейронної мережі в умовах апріорної невизначеності класів експлуатаційних режимів.

### Вступ та вихідні фізичні умови задачі автоматичної діагностики

У нашій попередній роботі [1] докладно розглянуто актуальну проблематику управління ресурсом системи механічного ущільнення вала головних циркуляційних насосів (ГЦН) енергоблока АЕС. У цій роботі наведено фізичне обґрунтування та вихідні умови для математичної та програмно-алгоритмічної реалізації моделі автоматичної комп'ютерної діагностики поточного технічного стану критичного еле-

менту системи механічного ущільнення вала ГЦН, а саме його розділового ступеня. У контексті цієї розробки слід зазначити наступне.

Незважаючи на достатньо високу ефективність запропонованих у роботах [2, 3] статистичних моделей автоматичної діагностики та прогнозу технічного стану ГЦН АЕС, що забезпечують можливість оперативного формування діагностичних та прогнозних рішень на основі використання комплексу спектральних параметрів віброакустичних сигналів, вищезазначені моделі не дають змоги виявлення най-

© А. В. Носовський, Г. І. Шараєвський, Н. М. Фіалко, І. Г. Шараєвський, Л. Б. Зімін, 2020

більш ранніх — латентних — станів виникнення експлуатаційних порушень у деяких відповідальних елементах та системах насосного агрегату. Значною мірою ці функціональні обмеження стосуються партертя сучасних ГЦН, а саме торцевих трибоспрязень системи механічного ущільнення вала, а також їхніх підшипникових вузлів. Крім того, слід відзначити, що запропоновані у вищезазначених роботах діагностичні та прогностичні підходи потребують для своєї практичної реалізації використання значних статистичних масивів (у кілька десятків або сотень спектральних реалізацій апріорної навчальної інформації). Показово, що ця інформація має бути попередньо набута стосовно всієї множини діагностичних класів (режимів експлуатації), включаючи аварійні діагностичні стани ГЦН, що підлягають автоматичному розпізнаванню. Разом з тим об'єктивна наявність фізичного чинника ризику пошкодження відповідальних вузлів ГЦН, зокрема його партертя, у процесі набуття статистичних навчальних даних у стендових або натурних умовах певною мірою обмежує можливість застосування запропонованого статистичного підходу для автоматичної діагностики латентних фаз експлуатаційних пошкоджень трибоспрязень ГЦН енергоблоків АЕС.

Разом з тим, на відміну від теоретичних підходів статистичної теорії розпізнавання образів випадкових об'єктів [4], штучні нейронні мережі [5] за рахунок своєї розподіленої структури, що певною мірою відповідає біологічним принципам організації головного мозку людини, є здатними до ефективної реалізації процедур навчання діагностичної системи на основі використання суттєво обмежених апріорних даних про діагностичний об'єкт. У деяких випадках ця навчальна інформація, яка має бути надана нейрокомп'ютерній системі автоматичної діагностики на етапі її навчання (за умови використання певних топологій ансамблю штучних нейронів), може являти собою одноелементні множини навчальних спектральних реалізацій класів образів, що підлягають розпізнаванню. Виконання такого функціонала здатна забезпечити топологія Кохонена [6], модифікована Г. І. Шараєвським на основі підходу, запропонованого в роботі [7]. Утім, практичне застосування такої модифікованої нейронної мережі для автоматичного розпізнавання випадкових об'єктів потребує вирішення завдання розробки алгоритмів для попереднього визначення (у реальному часі) міжкласових меж діагностичних об'єктів. Слід зазначити, що ці алгоритми становлять функціональне ядро про-

цедур самоадаптації для створюваного в секторі теплогідравліки ядерних установок Інституту проблем безпеки АЕС НАН України нейромережевого програмного комплексу, призначеного для діагностичної інформаційної підтримки оперативного персоналу ядерного енергоблока. Вирішенню цієї актуальної наукової задачі у вищезазначеному діагностичному контексті присвячено дану публікацію.

З позицій сформульованих вище функціональних вимог далі розглянуто запропонований авторами діагностичний підхід до математичної формалізації задачі нейромережевого розпізнавання, а також алгоритмічні засоби для автоматичного виявлення початкових фаз латентних пошкоджень розділового ступеня системи механічного ущільнення вала. Як зазначено вище, запропоновані підходи враховують факт наявності суттєвих обмежень на статистичне навчання діагностичної системи стосовно аварійних режимів насосного агрегату. При цьому теоретичною основою розробки методології самоадаптації створюваної спеціалізованої діагностичної нейронної мережі є сучасна теорія стохастичних динамічних систем [7, 8]. З урахуванням прикладних аспектів цієї теорії створюваний програмний модуль інтелектуальної діагностичної системи має забезпечувати: 1) оперативний аналіз імовірнісної динаміки зміни статистичних параметрів вхідних діагностичних векторів невідомої приналежності; 2) автоматичну ідентифікацію (за даними вищезазначеного оперативного аналізу) стану переходу діагностичного об'єкта до його передаварійного експлуатаційного режиму; 3) ідентифікацію в реальному часі факту переходу діагностичного об'єкта до апріорно невідомого класу його експлуатаційного стану. Отримані таким чином дані стосовно спектральної структури раніше невідомого діагностичного сигналу є основою для наступного еволюційного навчання спеціалізованої нейронної мережі.

Як відомо [9], випадковий часовий ряд  $\{X_1^N\}$ ,  $N \rightarrow \infty$ , що формується стохастичною послідовністю дискретних значень певного фізичного параметра, об'єктивно характеризує динаміку певного ймовірнісного об'єкта. При цьому рівноелементні множини деяких послідовностей таких значень, що представлені для часових інтервалів відповідного терміну, формують траєкторію конкретного часового ряду. Як зазначено в роботі [10], головною умовою стаціонарності такої стохастичної послідовності випадкових даних є виконання вимоги незмінності моментів другого порядку цього часового ряду. З урахуванням

такого формального визначення стаціонарності доцільно відзначити наступні фізико-математичні аспекти дотримання цієї стаціонарності часового ряду відповідно до конкретних діагностичних даних. Як такий часовий ряд у цій роботі розглядається певна послідовність рівнів автоспектральної щільності діагностичного сигналу, а саме флуктуацій величини гідравлічного опору капілярного щільного мікроканалу в зоні трибоспряження торцевого ущільнення розділового ступеня ГЦН. Можливість використання цих даних обґрунтовано попередніми дослідженнями нашого авторського колективу. Крім того, необхідно підкреслити також той факт, що такий часовий ряд формується стохастичною послідовністю значень спектральної щільності гідравлічного шуму в деякому ключовому (тобто визначальному) спектральному діапазоні цього діагностичного сигналу. Слід підкреслити той факт, що в цьому випадку мова йде саме про породжуючу спектральну ознаку відповідного міжкласового переходу, що відповідає межі штатного та аномального режимів експлуатації розділового ступеня ГЦН. При цьому як ключову ознаку міжкласового переходу запропоновано використовувати деякий, попередньо визначений в експериментальних дослідженнях [2, 3], спектральний діапазон сигналів відповідного діагностичного сенсора. Математично формалізований далі підхід до автоматичного виявлення факту міжкласового переходу, що відповідає умовам визначення апріорно невідомої межі між двома режимами експлуатації розділового ступеня — штатним режимом (клас 1) та початком переходу до теплогідравлічної аномалії (клас 2, яким є режим скипання ущільнюючої води в капілярному щільному мікроканалі), має у своїй основі теоретичні підходи до аналізу стохастичних динамічних систем.

Таким чином, відповідно до часового ряду  $\{X_1^N\}$ ,  $N \rightarrow \infty$  в деякий момент  $t_0$  у капілярному щільному мікроканалі відбувається скипання запираючої води, що зумовлює відповідну зміну статистичних параметрів (тренду, дисперсії, розподілів імовірностей та ін.) діагностичного сигналу, які визначають фактичну траєкторію цього часового ряду. У результаті певна стохастична послідовність  $\{X_1^N\}$ ,  $N \rightarrow \infty$  раптово змінює свої статистичні властивості.

З фізичної точки зору дослідження, що були узагальнені в монографії [11], дозволили з'ясувати головні фізичні відмінності процесу виникнення кризи тепловіддачі також і в капілярних каналах, визначальний геометричний розмір яких (діаметр) є

суттєво меншим за відривний розмір парового пузиря. З огляду на цю вирішальну фізичну відмінність процесу кипіння на поверхні тепловіддачі вважаємо за необхідне відзначити таке: 1) процес активації першого центру пароутворення спричиняє відповідні структурні зміни спектра пульсацій гідравлічного опору капілярного мікроканалу; 2) режим пухиркового кипіння в капілярах, на відміну від звичайних парогенеруючих макроканалів, є локалізованим у критично вузькому діапазоні паровмістів, тобто генерація парової фази в цих умовах є виродженою; 3) за таких умов скипання теплоносія в капілярних мікроканалах безпосередньо переходить у кризу тепловіддачі і через випаровування рідинної плівки катастрофічно зменшується гідродинамічна сила, що розжимає поверхні трибоспряження; 4) у результаті ініціюється режим сухого тертя, який завершується лавиноподібною руйнацією всіх ступенів механічного ущільнення вала ГЦН; 5) надійних розрахункових залежностей для попередньої оцінки умов виникнення кризи тепловіддачі в капілярних щільних мікроканалах на сьогодні не існує.

Таким чином, крім з'ясування головних фізичних особливостей процесу виникнення кризи тепловіддачі в капілярних мікроканалах для побудови математичної моделі, є необхідними експериментальні дані, що мають підтверджувати значущість спектральних параметрів штатних сигналів гідравлічного опору розділового ступеня ГЦН. На тепер ці дані ніяк не використовуються штатними засобами контролю насосних агрегатів першого контура в структурі АСУ ТП АЕС. Утім, такі дані свого часу було отримано за участі авторів цієї роботи на рухомій повнорозмірній моделі розділового ступеня ГЦН-195М в умовах спеціалізованого теплогідравлічного стенду Дослідного конструкторського бюро машинобудування АТ «ДКБМ ім. І. І. Афрікантова» Росатома (м. Нижній Новгород). Як ілюстрацію на рис. 1 наведено типовий характер трансформації спектральної структури пульсацій гідравлічного опору капілярного щільного мікроканалу торцевого ущільнення, що були отримані в експериментах на вищезазначеній повнорозмірній моделі.

Слід зазначити, що в цих стендових експериментах визначення режиму початку кипіння запираючої води забезпечувалось на основі застосування акустичного діагностичного сенсора та відповідної методики його використання, що свого часу був розроблений авторами цієї роботи для задач діагностики скипання теплоносія в активній зоні ядерного ре-

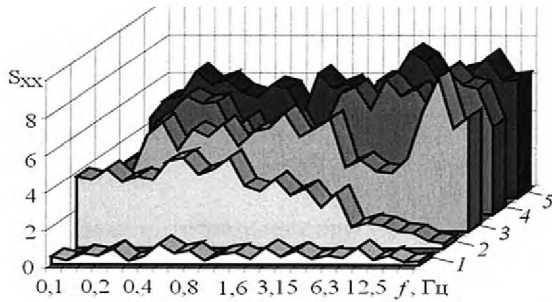


Рис. 1 Характер трансформації спектральної структури флуктуацій сигналів гідравлічного опору розділового ступеня ГЦН-195М: 1 — штатний режим; 2 — початок кипіння; 3, 4 — розвиток кипіння; 5 — криза тепловіддачі, повне пересихання капілярної плівки та початок руйнації ущільнення

актора. Конструкцію цього сенсора та методологію його використання розглянуто в роботі [12]. У контексті аналізу спектральної структури діагностичних сигналів на рис. 1 необхідно звернути увагу на те, що спектр 5 відповідає стану виникнення кризи тепловіддачі та повного пересихання плівки запираючої води в трибоспряженні розділового ступеня. У результаті ці теплофізичні експерименти, виконані з метою виявлення характерних особливостей виникнення та розвитку кризи тепловіддачі в капілярних щілинних мікроканалах, дозволили з'ясувати головні фізичні відмінності кризових явищ у цих каналах, які мають саме двомірну, тобто просторову поверхню тепловіддачі. Ці експерименти засвідчили, що перебіг кризових явищ у таких двомірних каналах суттєво відрізняється від динаміки розвитку кризи тепловіддачі в капілярах циліндричної геометрії, де утворення та розвиток парових асоціацій є можливим лише в аксіальному напрямку.

При цьому головні фізичні відмінності цих аварійних процесів полягають у наступному. По-перше, при скипанні теплоносія в капілярних циліндричних мікроканалах, де відривний діаметр парового пузиря суттєво перевищує діаметр самого каналу, виникнення вже перших парових утворень призводить до миттєвого блокування прохідного перерізу цього мікроканалу та припинення циркуляції теплоносія й подальшої руйнації поверхні тепловіддачі. По-друге, початок генерації парової фази на двомірній поверхні капілярного щілинного мікроканалу хоч і призводить до лавиноподібного поширення парових асоціацій по цій поверхні, проте не викликає миттєвого блокування всього прохідного перерізу каналу. Це деякою мірою збільшує тривалість аварій-

ного перехідного процесу та створює проміжок часу, що є достатнім для розпізнавання факту виникнення аварійної тепловіддачі у розділовому ступені та автоматичного вжиття превентивних протиаварійних заходів щодо запобігання подальшій руйнації всієї системи механічного ущільнення вала ГЦН.

### Математична формалізація моделі автоматичного виявлення латентних порушень

Далі розглянуто запропоновані алгоритми для автоматичного визначення міжкласових меж у процесі динамічної зміни режимів теплообміну в плівці запираючої води. Основою цього підходу є математична модель, яка має забезпечувати виявлення моменту зміни статистичних властивостей вищенаведеного стохастичного часового ряду діагностичних даних, що сформовані послідовністю рівнів спектральної щільності в ключовій частотній ознаці, якою за даними експериментів було визначено частоту 1,6 Гц у спектрі пульсації гідравлічного опору, на якій відбуваються перші помітні зміни спектральної щільності діагностичного сигналу.

Як зазначено вище, часовий ряд  $\{X_1^N\}$ ,  $N \rightarrow \infty$  є стаціонарною випадковою послідовністю з незмінними статистичними моментами другого порядку, яка формує відповідну траєкторію цього ряду. У деякий момент часу  $t_0$  ця траєкторія стрибкоподібно змінює свої статистичні властивості, що визначаються відповідним вектором статистичних параметрів, тобто  $\theta$ ,  $\dim\{\theta\} = r$ . Це означає, що до моменту  $(t_0 - 1)$  включно вектор цих параметрів становив  $\theta = \theta_1$ , а починаючи з моменту розладки  $t_0$  цей вектор становить  $\theta = \theta_2$ . Принциповим у такій постановці є те, що при послідовному виявленні цього моменту в часовому ряді  $\{X_1^N\}$ ,  $N \rightarrow \infty$  визначення  $t_0$  має відбуватися в темпі, що відповідає виникненню наступного виміру траєкторії  $X^N$  цього випадкового процесу, тобто в реальному часі. Зі статистичної точки зору часовий ряд  $\{X_1^N\}$ , що спостерігається до моменту часу  $(t_0 - 1)$ , має розподіл  $P(X_1^t | \theta)$  із щільністю ймовірності  $\omega(X_1^t | \theta)$ . При цьому, як зазначено вище, до моменту часу  $(t_0 - 1)$  включно вектор параметрів  $\theta$  належить деякій параметричній області  $Q_1$ , тобто  $\theta \in Q_1$ . Навпаки, при  $t \geq t_0$  цей вектор стрибкоподібно змінює свої статистичні властивості і починає належати іншій параметричній області, тобто  $\theta \in Q_2$ . При цьому області  $Q_1$  і  $Q_2$  не перетинаються між собою, і в момент часу  $t_0$  вектор параметрів часового ряду стрибкоподібно переходить з  $Q_1$  до  $Q_2$ .

Відповідно до класифікації алгоритмів кумулятивних сум (АКС) з робіт [8, 9] вищенаведений підхід відповідає першій моделі розладки і звичайно позначається як АКС-1. При цьому параметр  $\theta \in \mathcal{H}$ , зокрема, параметром щільності ймовірностей  $\omega(x_t | \theta)$  розподілу значень часового ряду  $\{X_1^N\}$ ,  $N \rightarrow \infty$ , а кумулятивна сума (КС) цього ряду при цьому визначається як

$$S_t = S_{t-1} + \ln[\omega(x_t | \theta_2) / \omega(x_t | \theta_1)]. \quad (1)$$

У цих умовах, якщо на момент  $t$  ця сума відповідає нерівності  $S_t \geq h_1$ , то діє гіпотеза  $H_2$ , яка відповідає факту раптової зміни статистичних властивостей часового ряду, що розглядається. Навпаки, якщо в цей момент зазначена сума становить  $S_t \leq -\varepsilon$ , то приймається гіпотеза  $H_1$ , яка відповідає стану відсутності змін цих властивостей. Коли ж  $-\varepsilon < S_t < h$ , то виконується наступний обчислювальний крок алгоритму, що відповідає наступному моменту часу  $(t + 1)$ . За умов, коли на кроці  $(t - 1)$  прийнято гіпотезу  $H_1$ , величина КС обнуляється, тобто приймається її величина  $S_t^k = 0$  ( $k = 0$ ). Таким чином, якщо  $t_0$  є моментом зміни гіпотез з  $H_1$  на  $H_2$ , маємо таке математичне очікування:

$$E \left[ \ln \frac{\omega(x_t | \theta_2)}{\omega(x_t | \theta_1)} \right] > 0. \quad (2)$$

Відповідно до класичного підходу, запропонованого свого часу Дж. Лорденом [8, 9], у цих умовах приймається значення параметра  $g_t$ , що характеризує рівень «відбиваючого екрана»  $\varepsilon = 0$ . Тоді згідно з АКС-1 та відповідно до рівняння (1) обчислюється вирішуюча функція

$$g_t = (g_{t-1} + \Delta g_t)^+, \quad \Delta g_t = \ln \frac{\omega(x_t | \theta_2)}{\omega(x_t | \theta_1)}, \quad (3)$$

$$\text{де } (x)^+ = \max(0, x); g_0 = 0.$$

При цьому момент визначення факту розладки випадкового часового ряду відповідно до рівняння (1) має вигляд

$$t_a = \inf\{t \geq 1: g_t \geq h\}. \quad (4)$$

У цьому контексті слід зазначити, що вищезгаданий підхід Дж. Лордена до реалізації АКС-1 не є безальтернативним. Відомі також модифікації цього алгоритму, зокрема з використанням критерію Неймана — Пірсона. Утім, ці математичні підходи практично не можуть бути застосовані для вирі-

шення сформульованих вище задач, оскільки алгоритму АКС-1 притаманні суттєві недоліки: а) інформація стосовно статистичного параметра  $\theta = \theta_2$  при  $t > t_0$  відсутня через неможливість його визначення в умовах швидкого розвитку аварійної ситуації; б) у реальних умовах переходу до нового класу експлуатаційних режимів досліджуваній часовий ряд  $\{X_1^N\}$ ,  $N \rightarrow \infty$  припиняє свою стаціонарність; в) часовий ряд  $\{X_1^N\}$  апріорно не може вважатися незалежною послідовністю, оскільки може бути, зокрема, процесом марківського типу.

Таким чином, наявні підходи до визначення розладки на основі першої моделі виявлення зміни статистичних властивостей випадкової часової послідовності (вирішення цієї задачі забезпечує вищезгаданий алгоритм АКС-1) через низку зазначених вище обмежень практично не може бути застосований. З огляду на це вирішення сформульованої вище задачі виявлення початкових фаз виникнення латентного пошкодження розділового ступеня системи механічного ущільнення вала ГЦН принципово може бути реалізоване на основі іншого підходу до визначення моменту різкої зміни статистичних властивостей часового ряду, що використовує математичні моделі авторегресії (АР) та ковзного стохастичного змінного середнього (ЗС). Цей підхід розроблявся, зокрема, у роботах М. Бассевіля. Суть цього підходу далі узагальнено у вигляді алгоритму АКС-2, який уособлює модель визначення моменту зміни статистичних властивостей залежної (зокрема, марківської) випадкової часової послідовності та наступні підходи до завдання вектора її параметрів.

Так, відповідно до цієї моделі в моменти  $t \leq t_0 - 1$ , що передують виникненню розладки, має місце вихідна щільність розподілу ймовірностей  $\omega(X_1^{t_0-1} | \vec{\theta}) = f(\vec{\theta}; \theta \in \theta_1)$  яка відповідає гіпотезі  $H_0: \theta \in \theta_1$ . При  $t > t_0$  відбувається зміна статистичних властивостей часового ряду  $\{X_t^N\}$ , який характеризується вже іншою сумісною щільністю розподілу  $\omega(X_t^N | \vec{\theta})$ , де  $\vec{\theta} = \theta_2$ . Відповідно до цієї другої моделі можливим є такий математичний підхід до завдання апріорної інформації про вектор статистичних параметрів  $\vec{\theta}$ , відповідно до якого він може бути описаний рівнянням

$$\vec{\theta} = \vec{\theta}_0 + \lambda \vec{c}, \quad (5)$$

де  $\vec{\theta}_0$  – попередньо встановлена межа у просторі параметрів характеристичного вектора;  $\vec{c}$  — одиничний вектор  $\|\vec{c}\| = 1$  напрямку в просторі  $\vec{\theta}$  з розмірністю  $\dim \vec{c} = r$ .

При цьому відповідно до рівняння (5) вирішуюче правило для ідентифікації факту зміни властивостей часового ряду в умовах виникнення розладки має визначати момент переходу межі  $\theta_0$  в напрямку одиничного вектора  $\vec{c}$ . Таким чином, до моменту виникнення розладки ( $t \leq t_0 - 1$ ) діє гіпотеза  $H_0$ , якій відповідає параметр  $\lambda \leq 0$ , а після розладки  $t > t_0$  приймається гіпотеза  $H_1$ , якій відповідає  $\lambda > 0$ . З урахуванням зазначених особливостей цієї моделі її застосування дає змогу визначати момент зміни статистичних властивостей часового ряду лише за умови попередньо відомого напрямку зміни вектора параметрів  $\theta$  (його збільшення або зменшення). З огляду на це в діагностичній задачі, що розглядається, саме раптове збільшення випадкового рівня інтенсивності спектральної щільності в обраній інформаційно значущій спектральній ознаці відповідає факту виникнення перших проявів аномального режиму тепловіддачі (тобто початку кипіння) у рідинній мікроплівці розділового ступеня системи механічного ущільнення вала. При цьому, як свідчать виконані в роботі стендові дослідження, пульсації вже розвиненої парової плівки в щільному мікроканалі безпосередньо перед його руйнацією призводять до характерних інтенсивних коливань гідравлічного опору в обох напрямках: спочатку його різке збільшення, а потім раптове суттєве зменшення.

Розглядаючи особливості застосування алгоритму АКС-2, слід відзначити, насамперед, головні структурні та функціональні особливості реалізації умови (5), виконання якої в більшості випадків допускає можливість спрощеного вирішення задачі на основі обчислювальної реалізації моделей АР, а також за певних, більш складних, умов процедур використання моделей проінтегрованого ковзного середнього (тобто АРПКС) порядку  $(p, d, q)$ .

Відповідно до зазначеного підходу для одномірної послідовності така модель має вигляд

$$\nabla^d x_t = \frac{1 - \Psi_1 B - \dots - \Psi_{q-1} B^{q-1} - \Psi_q B^q}{1 - \Phi_1 B - \dots - \Phi_{p-1} B^{p-1} - \Phi_p B^p} \varepsilon_t + E, \quad (6)$$

де  $\Phi_1, \dots, \Phi_p$  — коефіцієнти АР;  $\Psi_1, \dots, \Psi_q$  — коефіцієнти ЗС;  $B^m$  — оператор зсуву назад ( $B^m x_t = x_{t-m}$ );  $\varepsilon_t$  — незалежна гауссівська послідовність з  $E(\varepsilon_t) = 0$ ;  $E(\varepsilon_t^2) = \sigma_\varepsilon^2$ ;  $E$  — математичне очікування.

При застосуванні моделі (6) для визначення розладки АР процесів підхід до виявлення  $t_0$  для частин  $\{X_1^{t_0-1}\}$  та  $\{X_1^N\}$  часового ряду  $\{X_{1N}\}$  алгоритм АКС-2 передбачає обчислення коефіцієнтів системи

рівнянь Юла — Уокера для цієї випадкової часової послідовності

$$x_t = \Phi_1^{(i)} x_{t-1} + \dots + \Phi_p^{(i)} x_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (7)$$

де  $\Phi_1^{(i)}, \dots, \Phi_p^{(i)}$  — коефіцієнти АР ( $p$ )-процесу до ( $i = 1$ ) і після ( $i = 2$ ) розладки, що мають бути обчислені;  $\varepsilon_t$  — гауссівська послідовність  $E(\varepsilon_t) = 0$ ;  $E(\varepsilon_t^2) = \sigma_\varepsilon^2$ .

Таким чином, запропоновані математичні підходи, що передбачають використання моделей АР та АРПКС, є основою комп'ютерної реалізації вищезазначеного алгоритму АКС-2. При цьому розроблений програмний комплекс, що реалізує вищезрозглянуту математичну модель автоматичного виявлення моменту міжкласового переходу, забезпечив можливість виявлення раніше невідомої діагностичної інформації про характер перебігу зміни основних класів гідродинамічного стану рідинної мікроплівки в розділовому ступені. З метою перевірки запропонованого підходу (тобто математичної моделі та її алгоритмічного забезпечення) було використано масиви експериментальних даних вищезгаданих стендових досліджень, виконаних на повнорозмірній рухомій моделі розділового ступеня ГЦН-195М. На основі цих фізичних даних, які відповідають реальним умовам експлуатації системи механічного ущільнення вала цього насосного агрегату, було виконано цикл обчислювальних досліджень, що дало змогу отримати масив навчальної інформації для розроблюваної діагностичної нейронної мережі та оцінити надійність комп'ютерної ідентифікації в режимі реального часу за розробленим алгоритмом початкових фаз виникнення аварійного стану розділового ступеня системи механічного ущільнення вала насосного агрегату. Отримані в роботі результати оцінки надійності та ефективності функціонування діагностичної системи на основі розробленої математичної моделі та алгоритму АКС-2 ілюструє рис. 2. Так, на рис. 2, а наведено дані штатної системи контролю величини гідравлічного опору розділового ступеня (його капілярного щільного мікроканалу) по запираючій воді. Цей графік ілюструє фактичну неможливість візуального виявлення початку генерації парової фази в цьому каналі, який реально мав місце на 35-й секунді проведеного експерименту. Очевидно, що штатна система контролю гідравлічного опору в структурі АСУ ТП АЕС, що використовує лише детерміновані рівні цієї та інших величин для формування попереджувальних та аварійних сигналів, є неспроможною виявити характерні зміни ймовірнісної структури цього сигналу

в зазначених умовах. Навпаки, наведені на рис. 2, б дані синхронного обчислення в реальному часі динаміки зміни величини кумулятивної суми на основі використання вищерозглянутого алгоритму АКС-2 переконливо свідчать про стійкий початок зростання цієї діагностичної величини в момент початку активації перших центрів пароутворення. Ці синхронні дані наочно демонструють принципову можливість та високу ефективність завчасного виявлення латентних пошкоджень на основі запропонованого підходу, практичне використання якого дає змогу своєчасно запобігти неконтрольованій та незворотній руйнації системи механічного ущільнення вала.

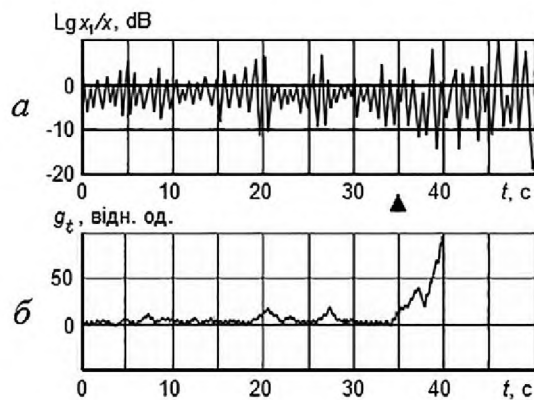


Рис. 2. Експериментальні результати реєстрації пульсацій абсолютної величини гідравлічного опору щілинного мікроканалу розділового ступеня (а) та синхронного обчислення величини кумулятивної суми цього стохастичного динамічного сигналу на основі алгоритму АКС-2 (б) відповідно до умов виникнення передаварійного режиму початку кипіння рідинної плівки в розділовому ступені. ▲ — початок скипання запираючої води на 35-й секунді вимірювань

Результати перевірки функціонування цього алгоритму засвідчили, що при використанні представницького контрольного масиву експериментальних даних середня надійність правильної ідентифікації початку скипання запираючої води на основі алгоритму АКС-2 перевищує 90 %.

## Висновки

1. Реалізація запропонованих підходів до автоматичної локальної діагностики критично важливого для безаварійної експлуатації ГЦН-195М елемента системи механічного ущільнення вала забезпечила можливість автоматичного розпізнавання в реальному часі та в умовах апіорної невизначеності тех-

нічного стану цього діагностичного об'єкта початкових фаз виникнення передаварійного режиму його експлуатації.

2. Із використанням сучасних методів теорії стохастичних динамічних систем та відповідно до умов апіорної невизначеності множини класів, що мають бути ідентифіковані, створено та практично реалізовано математичну модель і програмне забезпечення для автоматичного виявлення потенційно небезпечного латентного експлуатаційного порушення (скипання запираючої води) на основі даних поточного контролю гідравлічного опору розділового ступеня системи механічного ущільнення вала ГЦН.

3. Досягнуто надійність автоматичного розпізнавання латентного передаварійного стану розділового ступеня, що є практично неконтрольованим сучасними вимірювальними засобами експлуатаційним станом і відповідає початку раптового скипання рідинної плівки в його трибоспряженні, на рівні, що перевищує 90 %.

## Список використаної літератури

1. Фізичне обґрунтування задачі автоматичної діагностики систем механічного ущільнення вала головних циркуляційних насосів АЕС / А. В. Носовський, Г. І. Шараєвський, Н. М. Фіалко [та ін.] // Ядерна енергетика та довкілля. — 2019. — № 3 (15). — С. 26–35.
2. Шараєвський Г. І. Статистична модель та узагальнений критерій оцінки поточного технічного стану головних циркуляційних насосів першого контуру реакторів ВВЕР / Г. І. Шараєвський, Н. М. Фіалко, І. Г. Шараєвський, Л. Б. Зімін // Технологические системы. — 2019. — № 86/1. — С. 60–69.
3. Шараєвський Г. І. Комп'ютерна модель короткотермінового прогнозу динаміки тренду технічного стану головних циркуляційних насосів АЕС / Г. І. Шараєвський, Н. М. Фіалко, І. Г. Шараєвський, Л. Б. Зімін // Технологические системы. — 2019. — № 87/2. — С. 54–60.
4. Фомин Я. А. Статистическая теория распознавания образов / Я. А. Фомин, Г. Р. Тарловский. — М. : Радио и связь, 1986. — 264 с.
5. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Ф. Уоссермен. — М. : Мир, 1992. — 240 с.
6. Kohonen T. Self-Organizing Maps / T. Kohonen. — Springer Verlag, 2006. — 665 p.
7. Шараевский Г. И. Алгоритм структуризации карты самоорганизации при обучении нейронной сети / Г. И. Шараевский, С. И. Шаповалова // X междунар. конф. «Интеллектуальный анализ информации

- ИАИ-2010» (Киев, 18–21 мая 2010 г.): Сб. тр. / Ред. кол. С. В. Сирота и др. — Киев : Просвіта, 2010. — С. 434–438.
8. Жигалевский А. А. Обнаружение разладки случайных процессов в задачах радиотехники / А. А. Жигалевский, А. Е. Красновский. — Л. : Изд-во Ленингр. ун-та, 1988. — 224 с.
  9. Булинский А. В. Теория случайных процессов / А. В. Булинский, А. В. Ширяев. — М. : Физматлит, 2005. — 408 с.
  10. Королюк В. С. Справочник по теории вероятностей и математической статистике / В. С. Королюк, Н. И. Портенко, А. В. Скороход, А. Ф. Турбин. — М. : Наука, 1985. — 640 с.
  11. Теплофизика безопасности атомных электростанций / А. А. Ключников, И. Г. Шараевский, Н. М. Фиалко, [и др.]. — Чернобыль : Ин-т проблем безопасности АЭС НАН Украины, 2010. — 484 с.
  12. Теплофизика повреждений реакторных установок / А. А. Ключников, И. Г. Шараевский, Н. М. Фиалко [и др.]. — Чернобыль : Ин-т проблем безопасности АЭС НАН Украины, 2013. — 528 с.

**А. В. Носовский, Г. И. Шараевский, Н. М. Фиалко, И. Г. Шараевский, Л. В. Зимин**

*Институт проблем безопасности АЭС НАН Украины, ул. Лысогорская, 12, Киев, 03028, Украина*

**Математическая модель автоматического распознавания латентных предаварийных состояний системы механического уплотнения вала главных циркуляционных насосов АЭС**

На основе анализа теплофизической специфики вскипания уплотняющей воды в капиллярном щелевом микроканале трибосопряжения разделительной ступени системы механического уплотнения вала главного циркуляционного насоса энергоблока АЭС предложена математическая модель автоматического распознавания начальных фаз этого неконтролируемого современными средствами мониторинга предаварийного процесса. Модель, в отличие от существующих детерминированных методов оперативного контроля технологических параметров ядерного энергоблока, которые не могут быть применены в данных условиях, использует современные подходы теории стохастических динамических систем и благодаря проведенным усовершенствованиям позволяет обеспечить своевре-

менное выявление начала латентного повреждения. Реализован алгоритм авторегрессионного анализа случайных процессов, дополненный нестационарными моделями на основе проинтегрированного скользящего среднего, который дает возможность раннего выявления внезапного изменения статистических свойств временного ряда диагностического сигнала гидравлического сопротивления щелевого микроканала и на этой основе своевременного предотвращения вскипания уплотняющей воды и разрушения всей системы механического уплотнения вала. Разработанные подходы составляют основу усовершенствованной эволюционной модели обучения карт самоорганизации, которая обеспечивает возможность использования ограниченных массивов априорных данных для реализации этапа обучения специализированной диагностической нейронной сети в условиях априорной неопределенности классов эксплуатационных режимов.

*Ключевые слова:* главный циркуляционный насос энергоблока АЭС, система механического уплотнения вала, капиллярный щелевой микроканал, вскипание запирающей воды, стохастическая динамика сигнала гидравлического сопротивления, авторегрессионная модель скользящего среднего, алгоритм обнаружения разладки случайного процесса.

**A. V. Nosovskyi, G. I. Sharaevsky, N. M. Fialko, I. G. Sharaevsky, L. V. Zimin**

*Institute for Safety Problems of Nuclear Power Plants, NAS of Ukraine, 12, Lysogirska st., Kyiv, 03028, Ukraine*

**Mathematical Model of Automatic Recognition of Latent Pre-Emergency Conditions of Shaft Mechanical Sealing Systems of NPP Main Circulation Pumps**

In order to improve the operational safety of nuclear power plants (NPP) and the support systems for operating personnel of nuclear power units and to exclude possible errors due to human factors, as part of the developed automatic systems for operating diagnostics of the current technical conditions of the main equipment (in particular, the main aggregate modes of the main aggregate circulation pumps), an additional subsystem for the trend of changes in this state was created. This subsystem is designed to enable the early detections of latent initial phases of potentially dangerous violations of the normal course of physical processes in



the most vulnerable modes of pumping units and the timely prevention of the development of identified deviations and anomalies in emergency situations. As it is known the essence of the problem consists of that up-to-date NPP monitoring-and-control systems being the part of NPP computer-aided manufacturing control systems (CAMCS) have in their base a deterministic approach to logistic analysis of equipment operating conditions to prevent controlled by them parameters from the falling outside preliminary safe limits. In this work the approach to building SOM-neural networks regarding the tasks of accidental objects recognition is reviewed. Modified algorithm of study in the recognizing SOM-neural structure is proposed in condition of absence of a priori information on the power of classes multitude to-be-recognized. In this article the approach to the training and automated adaptation of diagnostic in conditions of a priori uncertainty of many classes to be recognized is proposed. This approach is implemented on the basis of determination of the moment of disorder of random time series using the auto-regressive model. In this work the approach to the training and automated adaptation of diagnostic neuro-networking structure on the basis of Kohonen's topology in conditions of a priors uncertainty of many classes to be recognized is proposed. This approach is implemented on the basis of determination of the moment of disorder of random time series using autoregressive model.

*Keywords:* NPP primary circulation pumps, artificial neural networks, self-organizing map, learning algorithm, stochastic systems, self adaptive, automatic diagnostic.

## References

1. Nosovskyi A. V., Sharaevskyi G. I., Fialko N. M., Sharaevsky I. G., Zimin L. B. (2019). [Physical substantiation of the mechanical sealing systems automatic diagnostics problem of NPP coolant reactor pumps]. *Yaderna enerhetyka ta dovkillya* [Nuclear power and the environment], vol. 15, no. 3, pp. 26–35. (in Ukr.)
2. Sharaevskyi G. I., Fialko N. M., Sharaevskyi I. G., Zimin L. B. (2019). [Statistical model and generalized criterion for estimation of the current technical state of the main circulation pumps of the first circuit of VVER reactors]. *Tekhnologicheskie sistemy* [Technological Systems], vol. 86/1, pp. 60–69. (in Ukr.)
3. Sharaevsky G. I., Fialko N. M., Sharaevsky I. G., Zimin L. B. (2019). [Computer model of short-term forecast of the trend dynamics of technical state of the NPP main circulation pumps]. *Tekhnologicheskie sistemy* [Technological Systems], vol. 87/2, pp. 54–60. (in Ukr.)
4. Fomin Ya. A., Tarlovsky G. R. (1986). *Statisticheskaja teoriya raspoznavaniya obrazov* [Statistical Pattern Recognition Theory]. Moscow: Radio i svyaz, 264 p. (in Russ.)
5. Uossermen F. (1992). *Nejrokomputernaya tekhnika: Teoriya i praktika* [Neurocomputer Technology: Theory and Practice]. Moscow: Mir, 240 p. (in Russ.)
6. Kohonen T. (2006). *Self-Organizing Map*. Springer Verlag, 665 p.
7. Sharaevskyi G. I., Shapovalova S. I. (2010). Algoritm strukturizatsii karty samoorganizatsii pri obuchenii neuronnoi seti [The self-organization map structuring algorithm for training a neural network]. Proceedings of the X Int. Conf. "Intelligent Information Analysis IAI 2010" (Kyiv, May 18–21, 2010). Kyiv: Prosvita, 2010, pp. 434–438. (in Russ.)
8. Zhigalevsky A. A., Krasnovsky A. E. (1988). *Obnaruzhenie razladki sluchajnykh protsessov v zadachakh radiotekhniki* [Detection of random processes in radio engineering problems]. Leningrad: Leningrad University Publ., 224 p. (in Russ.)
9. Bulinsky A. V., Shiriaev A. V. (2005). *Teoriya sluchajnykh protsessov* [Theory of random processes]. Moscow: Fizmatlit, 408 p.
10. Korolyuk V. S., Portenko N. I., Skorokhod A. V., Turbin A. F. (1985). *Spravochnik po teorii veroyatnostej i matematicheskoy statistike* [Handbook of Probability Theory and Mathematical Statistics]. Moscow: Nauka, 640 p. (in Russ.)
11. Kliuchnikov A. A., Sharaevskyi I. G., Fialko N. M., Zimin L. B., Sharaevskyi G. I. (2010). *Teplofizika bezopasnosti atomnykh elektrostancij* [Thermophysics of NPP safety]. Kyiv: ISP NPP, NAS of Ukraine, 484 p. (in Russ.)
12. Kliuchnikov A. A., Sharaevsky I. G., Fialko N. M., Zimin L. B., Sharaevskaya N. I. (2013). *Teplofizika povrezhdenij reaktornykh ustanovok* [Thermophysics of NPP damages]. Kyiv: ISP NPP, NAS of Ukraine, 528 p. (in Russ.)

Надійшла 26.11.2019

Received 26.11.2019