

Г. І. Шараєвський*Інститут проблем безпеки АЕС НАН України, вул. Лисогірська, 12, Київ, 03028, Україна*

Нейромережеві програмні засоби для автоматичної діагностики елементів обладнання атомних електростанцій

Ключові слова:

штучні нейронні мережі,
карта самоорганізації,
алгоритм самонавчання Кохонена,
стохастичні динамічні системи,
самоадаптація,
автоматична діагностика,
обладнання атомних
електростанцій

Запропоновано вдосконалену модель навчання карти самоорганізації, що дає змогу використовувати обмежені масиви апріорних даних для реалізації етапу навчання нейронної мережі. Розроблено алгоритм еволюційного навчання карт самоорганізації, що забезпечує можливість додавання нових, апріорно невідомих на початковому етапі навчання, класів діагностичних об'єктів з метою еволюційного самонавчання нейромережевої діагностичної структури. Удосконалено модель процесу навчання карти самоорганізації, що використовує обмежені масиви апріорних даних та скорочує цей процес. Розроблено алгоритми автоматичного визначення моментів міжкласових переходів діагностичного об'єкта, що надають діагностичній нейромережевій структурі здатності до її самоадаптації в умовах апріорної невизначеності класів. Створено нейромережеві прикладні програмні засоби для автоматичного розпізнавання режимів експлуатації елементів головного обладнання ядерних енергоблоків, критично важливих для експлуатаційної безпеки атомних електростанцій.

Вступ

Сучасні програмно-технічні комплекси діагностики обладнання атомних електростанцій (АЕС) України та інших країн світу забезпечують лише надання експлуатаційних даних для оперативного персоналу, який евристично формує діагностичні рішення щодо поточного технічного стану елементів головного обладнання ядерного енергоблоку. У більшості випадків можливих небезпечних пошкоджень цього обладнання, зокрема, руйнації твелів ядерного реактора (ЯР), можна уникнути завчасним попередженням цих аварій завдяки ранньому автоматичному виявленню відповідних нештатних експлуатаційних режимів у головному обладнанні ядерної енергоустановки (ЯЕУ). Для автоматизації процесу формування діагностичних рішень необхідно створити програмні засоби, які дають змогу: 1) розпізнавати режими експлуатації обладнання АЕС за спек-

тральними параметрами діагностичних сигналів; 2) ідентифікувати початкові фази переходу до нештатних режимів експлуатації цього обладнання [1].

Реалізація першої із зазначених функцій ускладнюється обмеженим обсягом навчальних даних, стохастичною природою діагностичних сигналів та високим рівнем їхньої зашумленості маскуючими технологічними шумами. З огляду на це використання відомих методів статистичного, геометричного та структурного розпізнавання таких діагностичних об'єктів суттєво ускладнюється або взагалі є неможливим. У той же час нейромережевий підхід до їхньої ідентифікації на основі самоорганізації штучних нейронних мереж (ШНМ) принципово дає змогу забезпечити функціонування такої системи розпізнавання з використанням обмежених навчальних даних та в реальному часі [2].

Використання карт самоорганізації в структурі ШНМ з топологією Кохонена загалом відповідає

характеру сформульованої вище задачі автоматичної оперативної діагностики важливих для безпеки елементів головного обладнання АЕС. Методи навчання ШНМ цього типу досліджувались Т. Кохоненом, Р. Х. Садиховим, М. Є. Ваткіним та іншими науковцями. Проте запропоновані цими дослідниками алгоритми функціонування карт самоорганізації не тільки не забезпечують високої надійності розпізнавання, але й не дають також змоги забезпечити самоадаптацію ШНМ в умовах апіорної невизначеності класів, що підлягають ідентифікації. Утім саме такі апіорні інформаційні обмеження відповідають реальним умовам функціонування систем розпізнавання під час ідентифікації аномальних та передаварійних режимів експлуатації в елементах ЯЕУ [1, 2]. Однак алгоритми самоадаптації ШНМ в умовах апіорної невизначеності класів до теперішнього часу є фактично невідомими [2].

Отже, розробка таких нейромережевих алгоритмів та створених на їхній основі прикладних програмних засобів для автоматичної діагностики обладнання АЕС у реальному часі є актуальним науково-технічним завданням, вирішення якого створює необхідні передумови для суттєвого підвищення експлуатаційної безпеки ядерних енергоблоків.

Проблемні питання автоматичної діагностики нерегламентних режимів експлуатації головного обладнання АЕС

Як відомо [3], сучасні програмно-технічні комплекси моніторингу та діагностики обладнання АЕС надають суттєво обмежену інформаційну підтримку операторам блочного щита управління і не забезпечують реалізації функцій автоматичного розпізнавання небезпечних аномальних та передаварійних режимів експлуатації у відповідальних елементах ЯЕУ. Показово, що в наявних обчислювальних засобах оперативного контролю ядерних енергоблоків процес формування діагностичних рішень покладено безпосередньо на операторів цих комп'ютерних систем, що, звичайно, зумовлює їхнє суттєве інформаційне перенавантаження, особливо в нештатних експлуатаційних умовах. Із цих позицій доцільно розглянути характерні об'єкти діагностики з комплексу інтелектуальних діагностичних завдань, що підлягають вирішенню в цій роботі для двох типових елементів обладнання АЕС: 1) осьового підшипника вузла ковзання парового турбоагрегату (ПТ) ЯЕУ; 2) твелів, які розташовані в активній зоні (АкЗ) реакторної установки.

З позицій методології сучасної теорії розпізнавання образів спочатку доцільно розглянути математичну формалізацію задачі автоматичної ідентифікації тих класів експлуатаційних режимів вищезазначених елементів ЯЕУ, що мають розглядатися як об'єкти діагностики. Згідно з цим підходом режими експлуатації зазначених об'єктів діагностики, які необхідно ідентифікувати, становлять множину класів образів $A = \{A_1, A_2, \dots, A_i, \dots, A_M\}$, де A_i — деякий режим експлуатації цього обладнання; M — загальна кількість визначених режимів; i — поточний номер класу відповідного експлуатаційного режиму. Множина спектральних реалізацій діагностичних сигналів відповідно до вищезазначених класів образів становить іншу множину випадкових об'єктів: $B = \{B_1, B_2, \dots, B_j, \dots, B_T\}$, де B_j — якась конкретна реалізація; T — загальне число неоднакових реалізацій; j — поточний номер реалізації; при цьому виконується нерівність $T \gg M$. Сукупність діагностичних ознак, зокрема спектральних, для кожного з елементів множини B утворює іншу множину $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_N\}$, де x_k — деяка конкретна ознака; N — загальна кількість ознак; k — поточний номер ознаки. Ця множина формує відповідний вхідний діагностичний багатомірний вектор, що має бути ідентифікований. У свою чергу кожна з цих ознак формує інша множина $X_k = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_l^k, \dots, x_R^k\}$, де x_l^k — якесь конкретне значення ознаки x_k ; R — загальне число градацій ознаки x_k ; l — поточний номер градації спектральної ознаки.

У контексті цієї формалізації вирішуваної задачі необхідно також проаналізувати існуючі методологічні підходи до розпізнавання випадкових об'єктів із використанням статистичної теорії розпізнавання образів, а саме: відомого багатовимірного геометричного підходу та структурних методів автоматичної ідентифікації, які на теперішній час є найбільш розвиненими. При цьому аналізі слід відзначити: 1) відсутність фізичних обмежень стосовно набуття масивів апіорних навчальних даних для кожного з класів множини A визначальним чином впливає на надійність розпізнавання, що забезпечується на основі відомих статистичних, геометричних та інших моделей розпізнавання; 2) застосування цих моделей вимагає для своєї реалізації значних об'ємів навчальних даних; 3) наявність фізичного чинника ризику пошкодження відповідальних елементів ЯЕУ, насамперед твелів, у процесі отримання цих навчальних даних під час відтворення передаварійних режимів суттєво обмежує можливості застосування відомих моделей розпізнавання; 4) ШНМ принципово є здатними

до ефективної реалізації процедур навчання з використанням суттєво обмежених навчальних даних, що створює необхідні передумови для подолання обмежень, притаманних відомим моделям розпізнавання. З цих позицій запропонована Т. Кохоненом топологія ШНМ (ШНМК) [4] є здатною до автоматичного кластер-аналізу, тобто до самоорганізації нейромережевої структури. Ця властивість ШНМК створює необхідні передумови для її застосування під час розв'язання сформульованої вище діагностичної задачі. З огляду на це в роботі [2] представлено дані щодо відомих топологій ШНМ, їхніх функціональних особливостей, а також відомих програмних пакетів для реалізації ШНМК.

Крім того, має бути відзначено, що відповідно до реальних умов експлуатації АЕС особливого значення набуває здатність створюваної в цій роботі перспективної нейромережевої діагностичної структури до самоорганізації та еволюційного самонавчання. Проте вищезазначена топологія ШНМК цих функціональних можливостей не має. Таким чином, для розв'язання проблеми автоматичної діагностики елементів головного обладнання АЕС у цій роботі мають бути виконані науково-дослідні розробки зі створення програмних засобів для реалізації діагностичної нейромережевої структури із зазначеними можливостями.

Структурні та функціональні особливості штучної нейронної мережі із самоорганізацією

На рис. 1 наведено архітектурні особливості нейромережевої структури, яку адаптовано до вирішення завдань розпізнавання реалізацій автоспектральної повності (АСП) шумових діагностичних сигналів в елементах головного обладнання АЕС.

Визначальною особливістю цієї нейромережевої структури принципово є самоорганізація на етапі навчання. Ця функція автоматично виконується в ході процесу кластеризації карти самоорганізації на основі попередньо неупорядкованого навчального масиву випадкових вхідних векторів. При цьому послідовність самоорганізації на основі алгоритму KSOM (Kohonen self organizing map) така: 1) формування початкового нейронного поля NE ; ініціалізація початкових синаптичних ваг вхідного нейронного шару малими значеннями; 2) визначення ознакових параметрів вхідного вектора X невідомої приналежності; 3) обчислення евклідової метрики d_j вхідного вектора X за кожним вихідним вузлом j ; 4) визначення вихідного вузла j з мінімальною метрикою d_j ;

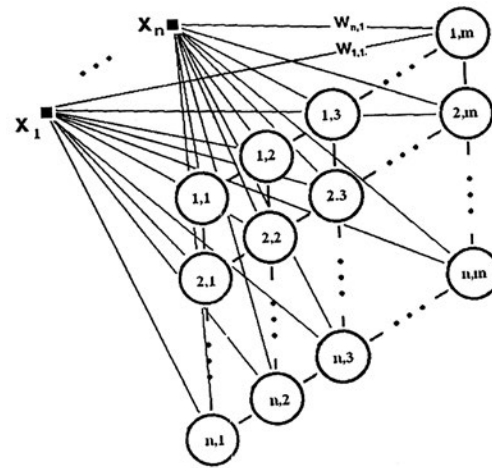


Рис. 1. Архітектура ШНМК, де: X_i – спектральна повність i -тої спектральної компоненти автоспектральної повності (АСП); W_{ij} – синаптична вага i -компоненти для j -нейрона ШНМК; n – загальна кількість спектральних ознак реалізації АСП діагностичного сигналу

5) коригування синаптичних ваг штучних нейронів, що знаходяться в нейронному полі $NE_j(t)$ вузла j ; 6) коригування приросту η , що знаходиться в межах $0 < \eta(t) < 1$ і має зменшуватись зі зростанням t ; 7) перевірка збіжності процесу навчання. При цьому збіжність вважається досягнутою, якщо а) синаптичні ваги W_{ji} стабілізувались; б) визначений на кроці 5 коригуючий приріст становить $\eta = 0$. Якщо збіжність відсутня, то відбувається повернення до етапу 2.

Фактична суть цього алгоритму — комп'ютерне моделювання процесу «конкуренції» окремих штучних нейронів шару Кохонена під час реалізації кластер-аналізу вхідного неупорядкованого масиву випадково обраних з навчальної вибірки спектральних реалізацій відповідних діагностичних сигналів. Кінцевим результатом цього процесу є визначення приналежності S -реалізації вхідного випадкового вектора $X^s = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_N\}$ до однієї з M кластерних груп, що представлені векторними центрами $W_j = \{w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jN}\}$, $j = 1, 2, \dots, N$. Якщо для деякого моменту часу t спектральна складова i -го вхідного вектора X становить $x_i(t)$, то синаптична вага відповідно i входу становить $w_{ij}(t)$. Згідно з алгоритмом KSOM багатомірний вектор X є приналежним до j -кластера за умови, якщо евклідова відстань d_j до його векторного центру w_j становить $d_j < d_k$, $k \neq j$, коли ця метрика є мінімальною. Попередньо визначений оточуючий простір кожного вихідного вузла SOM формує відповідне нейронне поле NE , простір якого в ході виконання етапів алгоритму KSOM має зменшуватись.

Отже, навчання SOM, відповідно до розглянутого вище відомого алгоритму KSOM, є одним з етапів формування цієї мережі в режимі навчання. За результатами цього етапу має вирішуватись завдання кластеризації отриманого шару Кохонена. На відміну від цього відомого алгоритму KSOM у цій роботі запропоновано іншу схему формування SOM, за якою на етапі навчання попередньо виконується ініціалізація центрів кластерів. Порівняння схем формування карти SOM відповідно до відомого алгоритму KSOM та запропонованої автором даної роботи модифікації цього алгоритму наведено на рис. 2. Верхня гілка цієї схеми відповідає відомому алгоритму KSOM, нижня гілка — запропонованій у наведеній роботі модифікації цього алгоритму.

На цій схемі зображено також стадії формування SOM після кожного обчислювального етапу. Для цього в правій частині рис. 2 наведено відповідні тривимірні відображення SOM, отримані за даними візуалізації цієї структури під час вирішення тестової задачі розпізнавання чотириелементної множини класів. З ілюстрації випливає, що відповідно до запропонованої модифікації алгоритму KSOM після етапу навчання карти самоорганізації її структура є нерівномірною. У той же час реалізація відомого алгоритму кластеризації Вороного у [5] формує геометрично нерівноцінні кластери, що призводить до недостатньо ефективного використання нейронного поля, сформованого за класичним алгоритмом SOM. А за відсутності процедури кластеризації запропонована модифікація алгоритму забезпечує рівномірне формування карти самоорганізації та ефективного використання всього нейронного поля цієї карти.

Крім того, визначальна особливість модифікованого алгоритму KSOM полягає саме в попередній фізичній ініціалізації експертом відповідних центрів кластерних груп карти SOM. З цією метою на підготовчому етапі функціонування алгоритму, який передуює процедурі навчання, експерт формує шаблон майбутньої SOM, розташовуючи в ній еталонні зразки кожного з класів множини A , що підлягають розпізнаванню. Показово, що побудова штучної нейронної мережі Кохонена виконується за принципами об'єктно-орієнтованого програмування. Слід зазначити, що перевагами запропонованої модифікації алгоритму KSOM є: 1) значне скорочення часу формування SOM на етапі навчання завдяки відсутності етапу збіжності (ця збіжність досягається вже на першому етапі упорядкування нейронів); 2) підвищення надійності розпізнавання невідомого вхідного вектора за рахунок підвищення ефективності використання нейронного поля. Таким чином, завдяки попередній фізичній ініціалізації центрів кластерних груп забезпечується можливість ефективного наступного розширення карти SOM, що дає змогу реалізації процедури еволюційного навчання створюваної в роботі діагностичної нейромережевої структури. У результаті реалізації розробленого алгоритму включає такі обчислювальні етапи:

1. *Ініціалізація.* Для вихідних векторів синаптичних ваг $w_j(0)$ вибираються випадкові значення, які формують відповідний фазовий простір мережі (див. рис. 2, г). При цьому визначальною вимогою є розходження вхідних векторів, які відповідають різним областям карти самоорганізації, що містять нейрони $j = 1, 2, \dots, l$, де l — загальна кількість нейронів у структурі.

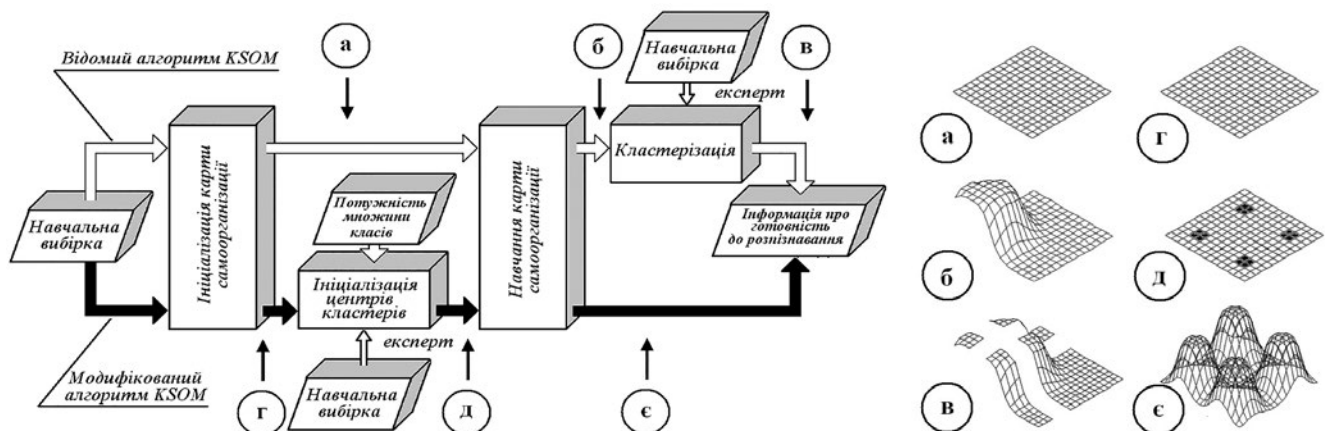


Рис. 2. Порівняння схем навчання карт самоорганізації: а, г — початковий етап формування SOM; б — структура SOM після навчання; в — структура SOM після кластеризації; д — фізична ініціалізація центрів кластерів; е — результат формування модифікованої карти SOM

2. *Маркування нейронів.* Для ініціалізації карти самоорганізації у відповідних місцях покриття встановлюються центри відповідних кластерних груп, що представлені елементом схеми на рис. 2.

3. *Конкуренція нейронів.* Із вхідної невпорядкованої множини випадкових векторів довільно вибирається вектор x за умови, що вектор синаптичних ваг кожного з нейронів мережі має ту саму розмірність, що й $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, де n — розмірність вхідного вектора.

4. *Пошук максимальної подоби.* На основі критерію мінімуму з використанням евклідової метрики визначається доміантний нейрон i , тобто такий, що

$$d(x, w_i) = \|x - w_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - w_{ij})^2}, \quad (1)$$

де $d(x, w_i)$ відповідає відстані між векторами x і w_i , а N — кількістю нейронів.

5. *Генерація нового кластера.* Якщо відстань відповідає нерівності $d(x, w_i) \geq \Delta$ (якщо вхідний вектор не належить до жодного з відомих класів), то генерується новий кластер із відповідним кластерним центром, що представлений схемою на рис. 3, а.

6. *Процес кооперації.* Визначається топологічна околишність $h_{j,i}$ із центром у доміантному нейроні i , що складається із множини нейронів, які кооперуються:

$$h_{j,i(x)} = \exp\left[-\frac{d_{j,i}^2}{2\sqrt{(n)^2}}\right], \quad n = 0.1.2.3 \dots, \quad (2)$$

де $d_{j,i}$ — латеральна відстань між доміантним i та вдруге збудженим j нейронами; σ — ефективна ширина топологічного околу, який обчислюється за формулою

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left[-\frac{n}{f_1}\right], \quad n = 0, 1, 2 \dots, \quad (3)$$

де σ_0 функція околишності дорівнює радіусу структури, а τ_1 — додатковий коефіцієнт, який обчислюється як $\tau_1 = 1000/\log \sigma_0$.

При цьому функція околишності $h_{j,i(x)}$ має охоплювати практично всі нейрони мережі і мати центр у доміантному нейроні. Згодом ця функція має поступово звужуватись, охоплюючи тільки найближчих сусідів доміантного нейрона (див. рис. 3, б).

7. *Синаптична адаптація.* Коректуються вектори синаптичних ваг усіх нейронів, що перебувають у топологічному околі $h_{j,i(x)}$

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n)h_{j,i(x)}(n)(x - w_j(n)), \quad (4)$$

де $w_j(n)$; $w_j(n+1)$ — вектори синаптичних ваг нейрона на моменти часу відповідно n та $(n+1)$; $\eta(n)$ параметр швидкості навчання визначається за формулою

$$\eta(n) = \eta_0 \exp\left[-\frac{n}{\tau_1}\right], \quad n = 0, 1, 2 \dots \quad (5)$$

Параметр швидкості навчання $\eta(n)$ вибирається близьким до значення 0,1. Із часом він буде зменшуватись, але має залишатися більшим за 0,01. Це забезпечується застосуванням таких констант: $\eta_0 = 0,1$; $\tau_2 = 1000$.

8. *Повернення до етапу 2* за умови наявності помітних змін у структурі карти SOM.

У той же час запропонована модифікація алгоритму Т. Кохонена дає змогу: а) поєднати кластерне структурування структури SOM із процедурою зовнішнього навчання; б) реалізувати еволюційне навчання SOM за результатами визначених у процесі функціонування ШНМК нових класів.

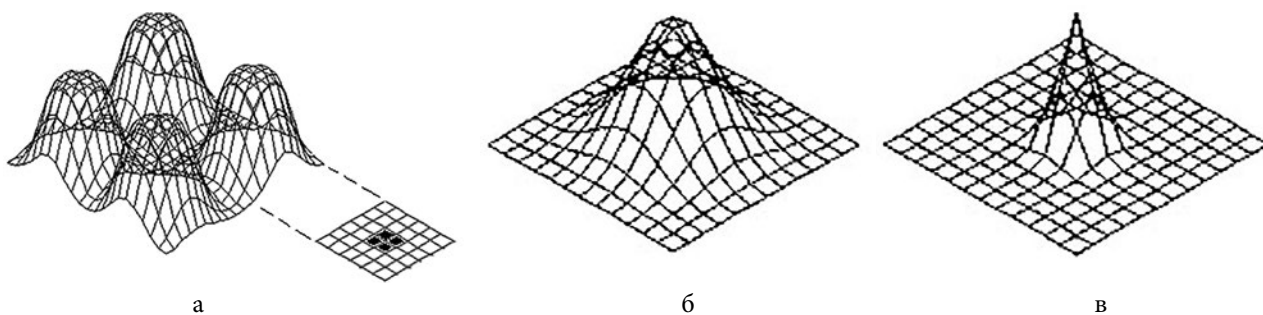


Рис. 3. Графічна інтерпретація обчислювальних етапів модифікованого алгоритму KSOM:
а — генерація нового кластера; б — початковий стан функції околишності доміантного нейрона;
в — кінцевий стан функції околишності доміантного нейрона

Проте у зв'язку з вищезазначеними особливостями реалізації діагностичних функцій у реальних умовах експлуатації АЕС особливе значення набуває принципова здатність розроблюваної системи діагностики на основі ШНМК до її самоадаптації. При цьому визначальною рисою цієї самоадаптації має стати можливість автоматичного (тобто без участі експерта) визначення меж між окремими класами режимів експлуатації з метою подальшого набуття апіорних навчальних даних.

Алгоритмічне забезпечення функцій самоадаптації та еволюційного самонавчання

Розглянуто запропоновані автором підходи до створення алгоритмічного та програмного забезпечення для надання створюваній діагностичній ШНМ функцій самоадаптації та еволюційного самонавчання. Показово, що зазначені функції мають виконуватись в автоматичному режимі спеціалізованим препроцесором модифікованої нейронної мережі Кохонена за умов відсутності апіорної інформації для попереднього навчання цієї ШНМ. Відповідно до таких інформаційних обмежень запропонований автором підхід до реалізації функцій самоадаптації передбачає послідовну реалізацію таких обчислюваних модулів. *Перший* модуль передбачає виявлення змін статистичної структури випадкового часового ряду, що формується за даними оперативного моніторингу АСП діагностичного сигналу у відповідній ключовій спектральній ознаці, яка характеризує конкретний тип міжкласового переходу об'єкта діагностики. Результатом цих обчислень є визначення факту переходу цього діагностичного об'єкта до нового, попередньо невідомого, режиму його експлуатації. Результатом функціонування *другого* модуля є фізична інкрементація в модифікованій карті SOM визначених таким чином діагностичних класів. *Третій* модуль має забезпечити подальше додаткове навчання інкрементованого кластера, що сформований у модифікованій SOM.

Відповідно до функціонального призначення першого обчислювального модуля автором запропоновано комплекс алгоритмів, що забезпечують автоматичне визначення міжкласових меж у процесі динамічної зміни режимів експлуатації діагностичного об'єкта. Основу розробки цього алгоритмічного забезпечення становлять математичні моделі визначення моменту зміни статистичних властивостей стохастичного часового ряду, який сформовано

послідовністю рівнів спектральної повності у ключовій спектральній ознаці відповідного діагностичного сигналу. В основу математичної формалізації цієї задачі покладено підхід до аналізу статистичної структури відповідного часового ряду $\{X_1^N\}$, $N \rightarrow \infty$, що є стаціонарною випадковою послідовністю. При цьому визначальним є те, що в деякий момент часу t_0 цей ряд стрибком змінює свої статистичні властивості, які визначаються вектором параметрів θ , $\dim\{\theta\} = r$. Така зміна означає, що до моменту $(t_0 - 1)$ включно вектор параметрів становив $\theta = \theta_1$, а починаючи з моменту t_0 , цей вектор стає $\theta = \theta_2$. На основі аналізу $\{X_1^N\}$, $N \rightarrow \infty$ треба визначити момент t_0 , що відповідає стану зміни статистичних властивостей цього часового ряду, тобто моменту його розладки. Принциповим є той факт, що при послідовному виявленні цього моменту в часовому ряді $\{X_1^N\}$, $N \rightarrow \infty$ визначення t_0 має відбуватися в темпі, що є відповідним до виникнення наступного виміру траєкторії X^N цього випадкового процесу. Таким чином, визначення моменту розладки t_0 має бути забезпечене в режимі реального часу. Як відомо, існують такі підходи до визначення моменту розладки такої стаціонарної випадкової часової послідовності. Відомий алгоритм кумулятивних сум (АКС), запропонований Е. Page у [5], використовує послідовний критерій відношення імовірностей (ПКВІ), що був розроблений А. Wald. При цьому відповідно до АКС має бути реалізоване вирішуюче правило. Для гіпотези H_1 , коли немає розладки, характеристичний вектор параметрів часового ряду становить $\theta = \theta_1$. За умови виникнення розладки діє гіпотеза H_2 , якій відповідає $\theta = \theta_2$. Визначальним при цьому є той факт, що вектор параметрів $\theta = \theta_2$ передбачається попередньо відомим. Відповідно до існуючої класифікації АКС зазначений алгоритм Е. Page відповідає *першій* моделі розладки і позначається як АКС-1. Параметр θ є параметром щільності ймовірностей $\omega(x_i | \theta)$ розподілу значень часового ряду $\{X_1^N\}$, $N \rightarrow \infty$, а кумулятивна сума цього ряду визначається як

$$S_t = S_{t-1} + \ln[\omega(x_t | \Pi_2) / \omega(x_t | \Pi_1)]. \quad (6)$$

Так, наприклад, якщо на момент часу t ця сума відповідає $S_t \geq h_1$, то має місце гіпотеза H_2 . Навпаки, коли в момент t ця сума становить $S_t \leq -\varepsilon$, то приймається гіпотеза H_1 . За умови $-\varepsilon < S_t < h$ виконується наступний крок АКС-1, що відповідає моменту часу $(t + 1)$. Якщо на кроці $(t - 1)$ прийнято гіпотезу H_1 , то кумулятивна сума приймає нульове значення. У цих

умовах приймається $S_t^k = 0 (k = 0)$. Таким чином, якщо t_0 є моментом зміни гіпотез з H_1 на H_2 , то має місце математичне очікування

$$E \left[\ln \frac{\omega(x_t | \Pi_2)}{\omega(x_t | \Pi_1)} \right] > 0. \quad (7)$$

Якщо, відповідно до підходу А. Н. Ширяєва та G. Lorden [7], прийняти рівень «відбиваючого екрана» $\varepsilon = 0$, то АКС-1 із рівняння (6) набуває вигляду вирішуючої функції

$$g_t = (g_{t-1} + \Delta g_t)^+, \quad \Delta g_t = \ln \frac{\omega(x_t | \Pi_2)}{\omega(x_t | \Pi_1)}, \quad (8)$$

де $(x)^+ = \max(0, x)$; $g_0 = 0$.

При цьому момент визначення факту розладки, подібно до рівняння (6), має вигляд

$$\omega(X_1^{t_0-1} | \bar{\theta}) = f(\bar{\theta}; \bar{\theta} \in \bar{\theta}_1). \quad (9)$$

Вищезазначені особливості алгоритму АКС-1 ілюструє рис. 4.

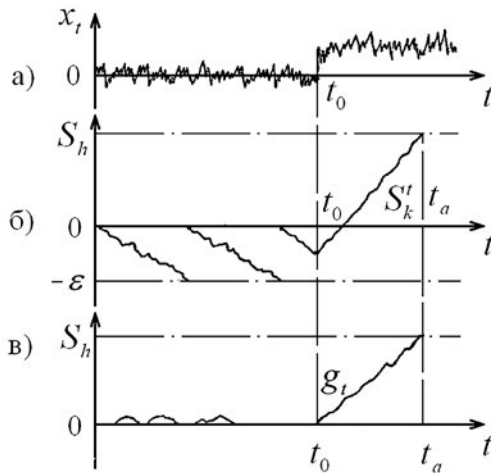


Рис. 4. Визначення моменту зміни статистичних властивостей часового ряду на основі використання АКС: а — розладка стаціонарного випадкового процесу в момент часу t_0 ; б — реалізація АКС-1 E. Page з використанням ПКВІ; в — реалізація підходу А. Н. Ширяєва та G. Lorden до визначення АКС на основі обчислення статистики g_t з «відбиваючим екраном»

У цьому контексті також мають бути проаналізовані відомі підходи до реалізації АКС, зокрема А. Н. Ширяєва [7], із використанням критерію Неймана-Пірсона, які також забезпечують визначення

моменту розладки випадкового процесу. Проте вищезазначені методи визначення розладки загалом також відповідають першій моделі АКС-1. Тому, подібно до цієї моделі, вони також не можуть бути застосовані для вирішення сформульованих вище діагностичних завдань. Ця невідповідність існуючих методів АКС та інших вирішуючих функцій реалізованим у цій роботі завданням зумовлена такими чинниками: а) інформація стосовно статистичного параметра $\theta = \theta_2$ при $t > t_0$ є фактично відсутньою через неможливість визначення цього параметра в умовах розвитку аварійної ситуації в обладнанні АЕС, зокрема на поверхні твєлів; б) у реальних умовах виникнення нештатного режиму, тобто переходу до нового класу експлуатаційного стану об'єкта діагностики, наприклад твєла, досліджуваній часовий ряд $\{X_1^N\}$, $N \rightarrow \infty$ не є стаціонарним; в) часовий ряд $\{X_1^N\}$ апіорно не може вважатися незалежною послідовністю без попереднього визначення його статистичних властивостей. Таким чином, існуючі підходи до виявлення розладки на основі *першої моделі*, тобто АКС-1, вищезазначеним обмеженням не відповідають. Але врахування цих обмежень забезпечує інший підхід до визначення розладки статистичних властивостей із використанням математичних моделей авторегресії (АР) та стохастичного проінтегрованого змінного середнього (ПЗС). Цей підхід в останні роки розроблявся в роботах М. Basseville, А. Benveniste, І. В. Нікіфорова, як це відзначається в роботах [6, 7]. На основі аналізу теоретичних розробок цих авторів далі в публікації проаналізовано *другу та третю моделі* визначення моменту зміни статистичних властивостей залежної випадкової часової послідовності.

Відповідно до *другої моделі* в моменти часу $t \leq t_0 - 1$, що передують виникненню розладки, має місце така щільність розподілу ймовірностей $\omega(X_1^{t_0-1} | \bar{\theta}) = f(\bar{\theta}; \bar{\theta} \in \bar{\theta}_1)$, яка відповідає гіпотезі $H_0: \theta \in \bar{\theta}_1$. При $t > t_0$ має місце зміна статистичних властивостей часового ряду $\{X_t^N\}$, який має вже іншу сумісну щільність розподілу $\omega(X_t^N | \bar{\theta})$, де $\bar{\theta} = \bar{\theta}_2$. Відповідно до цієї моделі завдання апіорної інформації про вектор параметрів θ описується таким рівнянням:

$$\bar{\theta} = \bar{\theta}_0 + \lambda \bar{c}, \quad (10)$$

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

Відповідно до рівняння (10) вирішуюче правило для ідентифікації факту зміни властивостей часового ряду під час виникнення розладки має визначити момент переходу межі $\bar{\theta}_0$ в напрямку одиничного вектора $\bar{c}$. Таким чином, якщо до розладки ($t \leq t_0 - 1$) має місце гіпотеза H_0 з вектором параметрів $\lambda \leq 0$, то після розладки $t > t_0$ приймається гіпотеза H_1 , якій відповідає $\lambda > 0$. З урахуванням зазначених особливостей цієї моделі її застосування дає змогу визначити момент зміни статистичних властивостей часового ряду за умови попередньо відомого напрямку зміни вектора параметрів θ , що характеризує цей ряд. Так, наприклад, з огляду на обчислювальні особливості цієї моделі (її ілюструє рис. 4, а) раптове збільшення стохастичного рівня спектральної інтенсивності в деякій інформаційно значущій спектральній ознаці може бути ідентифіковане на основі АКС-2, що розглядається далі. Фізично цій моделі розладки відповідає виникнення аномального режиму початку кипіння теплоносія на поверхні твелів в АкЗ реактора ВВЕР.

Іншим різновидом потенційно небезпечного режиму експлуатації твелів є передаварійний режим нестабільного плівкового кипіння теплоносія на його поверхні. У цьому режимі зміна спектральної інтенсивності в іншій характерній спектральній ознаці діагностичного сигналу (насамперед, нейтронного шуму в АкЗ ЯР) стохастично відбувається в обох напрямках. Вирішення задачі автоматичного виявлення такого передаварійного режиму зумовлює необхідність використання іншої, *третьої*, моделі розладки.

Алгоритмічне забезпечення задачі автоматичного виявлення кризи тепловіддачі на поверхні оболонок твелів

Згідно з *третьою* моделлю розладки випадкової послідовності, до моменту зміни її властивостей $t \leq t_0 - 1$ вектор параметрів $\bar{\theta} = \bar{\theta}_1$ є відомим, що відповідає гіпотезі H_0 . Після розладки $t > t_0$ має місце гіпотеза H_1 , коли в параметричному просторі цей вектор $\bar{\theta}$ виходить за межі деякого еліпсоїда, що утворений інформаційною матрицею Фішера у роботі [6]. З урахуванням цього факту гіпотеза H_1 приймається за такої умови:

$$H_1: (\bar{\theta} - \bar{\theta}_1)^T \times F(\bar{\theta}_1)(\bar{\theta} - \bar{\theta}_1) \geq \lambda_1^2, \quad (11)$$

де $F(\bar{\theta}_1)$ – інформаційна матриця Фішера порядку r ; λ_1^2 – граничне значення параметра нецентральності.

При цьому дещо змінений варіант цієї моделі відповідає таким умовам формування гіпотез H_0 та H_1 :

$$H_0: (\bar{\theta} - \bar{\theta}_1)^T \times F(\bar{\theta}_1)(\bar{\theta} - \bar{\theta}_1) \geq \lambda_0^2, \quad (12)$$

$$H_1: (\bar{\theta} - \bar{\theta}_1)^T \times F(\bar{\theta}_1)(\bar{\theta} - \bar{\theta}_1) \geq \lambda_1^2, \quad (13)$$

де λ_0^2, λ_1^2 — граничні значення параметрів нецентральності еліпсоїдів у просторі $\bar{\theta}$. З огляду на вищезазначене ця модель на основі застосування АКС-3 дає змогу визначити факт раптової зміни (збільшення або зменшення) інформаційно значущої спектральної компоненти в структурі АСП діагностичного сигналу саме в умовах виникнення передаварійного режиму плівкового кипіння в АкЗ ВВЕР.

З огляду на вищезазначене слід розглянути також структурні та обчислювальні особливості відзначених вище алгоритмів АКС-2 та АКС-3 на основі використання моделей авторегресії та проінтегрованого змінного середнього (АРПЗС) порядку (p, d, q) [7]. Ці моделі принципово забезпечують ефективну реалізацію обчислюваних процедур, що дає змогу визначення моменту t_0 , який розділяє дві частини ($\{X_1^{t_0-1}\}$ та $\{X_{t_0}^N\}$) випадкових часових послідовностей із різними характеристичними векторами θ . Так, для одомірної випадкової послідовності модель АРПЗС має такий вигляд:

$$\nabla^d x_t = \frac{1 - \Psi_1 B - \dots - \Psi_{q-1} B^{q-1} - \Psi_q B^q}{1 - \Phi_1 B - \dots - \Phi_{p-1} B^{p-1} - \Phi_p B^p} \varepsilon_t + E, \quad (14)$$

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

У випадку застосування моделі (14) для визначення розладки марківських, тобто АР процесів, підхід до виявлення t_0 для частин $\{X_1^{t_0-1}\}$ та $\{X_{t_0}^N\}$ часового ряду $\{X_1^N\}$ спрощується і передбачає обчислення коефіцієнтів системи рівнянь Юла–Уокера [7] для цієї випадкової часової послідовності

$$x_t = \Phi_1^{(i)} x_{t-1} + \dots + \Phi_p^{(i)} x_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (15)$$

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

Крім того, на основі використання вищезазначених моделей АРПЗС мають бути розглянуті особливості комп'ютерної реалізації вищезазначених

алгоритмів АКС-2 та АКС-3. Так, зокрема, в основу першого з них доцільно покласти процедуру виявлення зміни $(p + 1)$ -вимірному вектора параметрів $\theta^T = (\Phi_1, \dots, \Phi_p, \sigma_e)$ АРП-процесу. При цьому вихідна інформація та попередні обчислення АКС-2 (їхню структуру наведено на рис. 5) включають: а) компенсацію можливого тренду $\{x_1^N\}$, що забезпечується застосуванням оператора $\nabla^d W_t = x_t$ з порядком $d \leq 1$; б) розміщення в оперативній пам'яті останніх $(p + 1)$ — спостережень x_t , що становлять часовий ряд $\{x_1^N\}$. При цьому функціонування АКС включає такі обчислювальні етапи: 1) обчислення параметрів статистичної моделі відповідно до рівняння (14); 2) установку параметрів вирішуючої функції GT , що відповідає умові (8); 3) обчислення параметрів GT за даними останніх $(p + 1)$ -спостережень з ряду $\{x_1^N\}$; 4) перевірку вирішуючої функції: за умови $GT = 0$ для чого алгоритм АКС-2 передбачає встановлення цілочисельних індексів $I = 0$, $n_t = 1$, що відповідають стану відсутності розладки у ряді $\{x_1^N\}$. При цьому зміна вектора параметрів θ^T через виникнення розладки призводить до генерації індексу $I = 1$; 5) порівняння на кожному обчислювальному кроці досягнутого значення вирішуючої функції GT з пороговим рівнем, що реалізується таким чином: лічильник n_t визначає кількість вимірювань після попереднього значення $GT = 0$. За умови $GT < h$ досягнутий рівень n_t збільшується на одиницю.

Крім того, відповідно до третьої моделі розладки мають бути досліджені також структурні та обчислювальні особливості алгоритму АКС-3. Останній має забезпечувати комп'ютерну реалізацію функцій для створюваної в роботі діагностичної ШНМ, а саме: 1) самоадаптацію ШНМК; 2) еволюційне самонавчання модифікованої карти SOM за результатами цієї самоадаптації. Як зазначено вище, ці функції мають виконуватись спеціалізованим препроцесором у структурі створюваного в цій роботі діагностичного комплексу, що має забезпечувати можливість розпізнавання нейронною мережею випадкових об'єктів в умовах суттєвих інформаційних обмежень.

Практичне застосування комплексу програмних засобів для автоматичної нейромережевої діагностики елементів головного обладнання АЕС

У зазначеному контексті наведена інформація стосовно: 1) виконаних у роботі діагностичних та обчислювальних експериментів, а також використаних у процесі цих експериментів дослідницьких стендів та вимірювального обладнання; 2) результатів комп'ютерної реалізації запропонованих автором математичних моделей модифікованої карти SOM, а також алгоритмів самоадаптації та еволюційного самонавчання діагностичної нейромережевої структури, включаючи

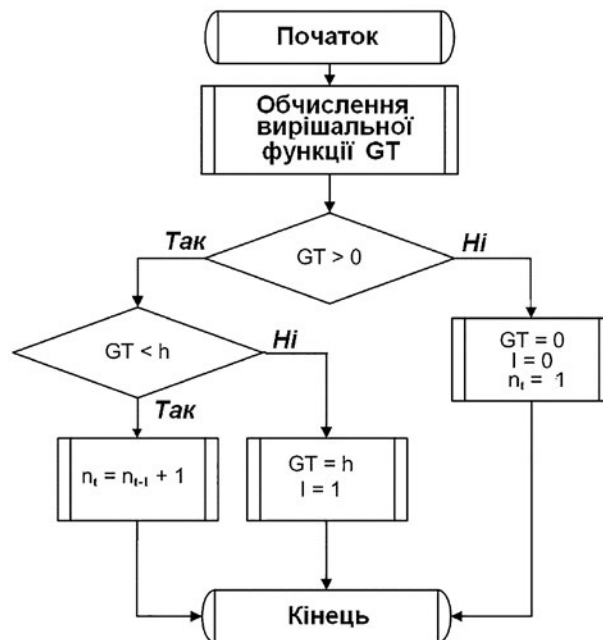


Рис. 5. Схема алгоритму АКС-2

розроблені на основі цих моделей діагностичні програмні комплекси; 3) фактичних даних щодо досягнутої на основі комп'ютерної реалізації розробленого нейромережевого програмного комплексу надійності розпізнавання відповідно до реальних класів діагностичних сигналів, які містять інформацію про штатні, аномальні та передаварійні режими експлуатації в натурних зразках досліджуваних елементів головного обладнання ядерного енергоблоку. Відповідно до сформульованих раніше нейромережевих діагностичних задач як вищезазначені діагностичні об'єкти діагностики досліджено: а) осьовий підшипник ковзання валопроводу сучасної вологопарової турбіни типу К-1000 енергоблоку ВВЕР-1000; б) натурну тепловидільну збірку (ТВЗ) реактора ВВЕР-440 з установленими в цій збірці реальними твелями цього ЯР.

Структуру та функціональну схему розробленого в роботі нейрокомп'ютерного програмного комплексу для автоматичної діагностики елементів обладнання АЕС наведено на рис. 6. Цей комплекс реалізовано

в інтегрованому програмному середовищі розробки Microsoft Visual Studio 2022.

Програмний комплекс, зображений на рис. 6, включає такі обчислювальні модулі, що забезпечують: а) формування діагностичного вектора; б) визначення моменту міжкласового переходу; в) функціонування нейронної мережі Кохонена; г) збереження навчальної інформації; д) візуалізацію діагностичних даних. При цьому нейромережевий діагностичний комплекс має функціонувати у двох режимах:

1) розпізнавання випадкових діагностичних сигналів в умовах відсутності обмежень стосовно набуття апіорних навчальних даних (цей режим відповідає конфігурації комплексу «Нейросистема-1»);

2) самоадаптації нейронної мережі за наявності суттєвих інформаційних обмежень та за умов еволюційного самонавчання карти SOM з метою подальшої автоматичної ідентифікації випадкових входних векторів невідомої приналежності (конфігурація комплексу «Нейросистема-2»).

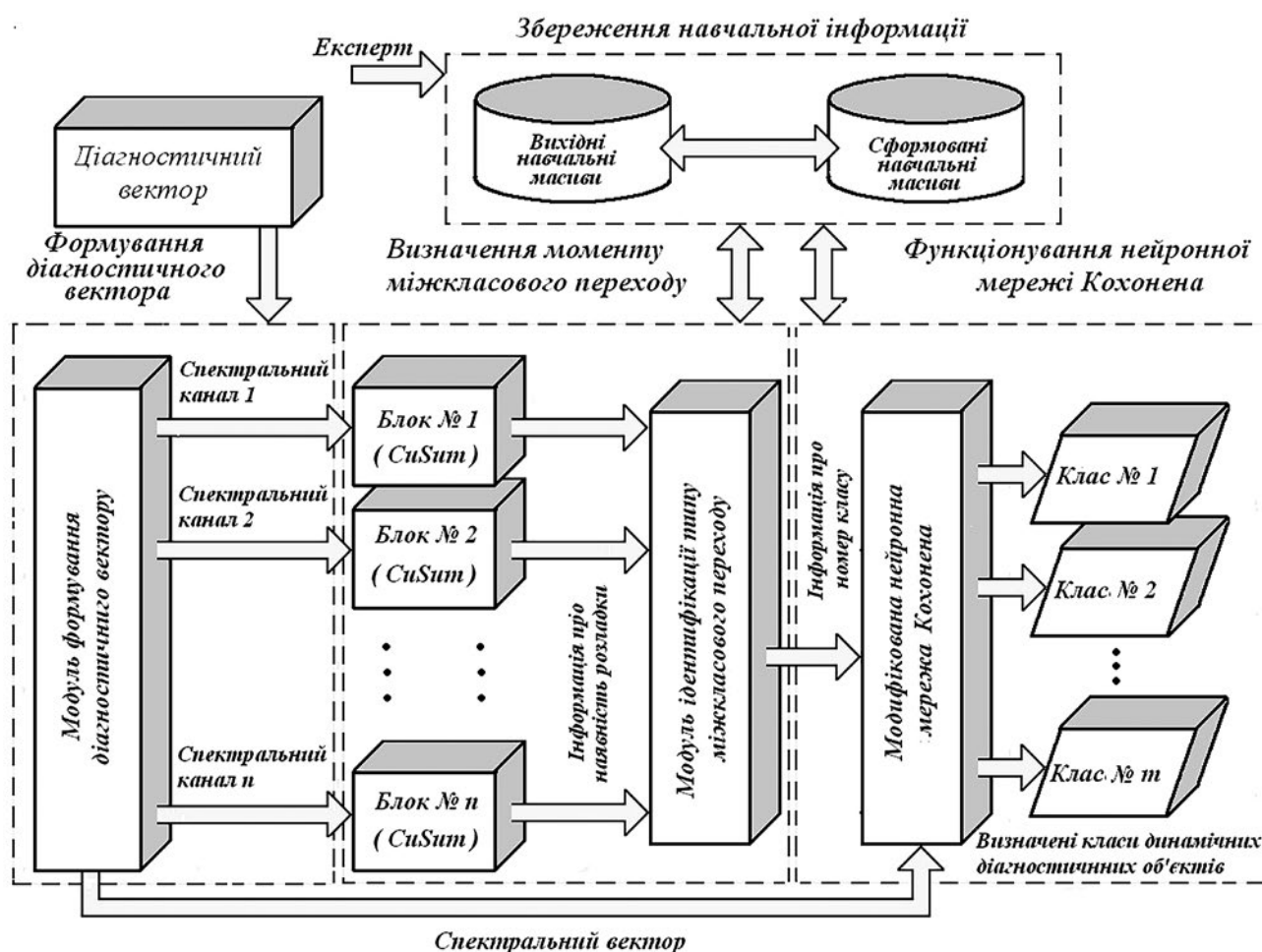


Рис. 6. Структура та функціональна схема нейромережевого діагностичного комплексу

Як типові приклади діагностичної інформації, що надходить на вхід нейромережевого програмного комплексу в конфігурації «Нейросистема-1» та підлягає автоматичному розпізнаванню, на рис. 7 представлено нормовані АСП сигналів акустичної емісії пари тертя осьового підшипника ПТ К-1000 відповідно до основних режимів його змащування в умовах послідовної руйнації гідродинамічного змащувального клина. Вищезазначені вимірювання АСП акустичної емісії зазначеної пари тертя виконано із використанням вимірювального комплексу «Малахит АС-12А» на експериментальному стенді з використанням натурального зразка осьового підшипника ПТ К-1000.

На рис. 8 наведено інтерфейсні форми основних етапів функціонування розробленого в роботі нейромережевого програмного комплексу в конфігурації «Нейросистема-1».

Результати перевірки функціонування комплексу «Нейросистема-1» засвідчили, що середня надійність правильної ідентифікації чотириелементної множини класів, наведена на рис. 7, з використанням контрольної вибірки у 400 реалізацій становила 94,5 %. Подальші дослідження нейромережевого діагностичного комплексу в конфігурації «Нейроси-

стема-2» показали, що цей комплекс вирішує завдання виявлення апіорно невідомих нештатних режимів експлуатації. З огляду на це в роботі вирішено завдання визначення аномального режиму теплозйому з поверхні твелів в АкЗ ЯР типу ВВЕР-440. При цьому чотириелементну множину класів діагностичних векторів відповідно становили: стан конвективного теплозйому з поверхні твела (тобто клас A_1), початок кипіння теплоносія (клас A_2), його пухирковий режим (клас A_3), режим нестабільних парових плівок (клас A_4).

На рис. 9 наведено типові інтерфейсні форми та результати обчислень параметрів стохастичного часового ряду, а також структуру відповідних випадкових процесів та динаміку вирішуючої функції вищерозглянутого алгоритму АКС-3 в умовах визначення моменту міжкласового переходу відповідно до розглянутих вище обчислювальних процедур. Як діагностичний сигнал використовувався нейтронний шум в експериментальній ТВЗ реактора ВВЕР-440 під час міжнародного експерименту на АЕС «Райнсберг» (Німеччина). Під час вирішення цього завдання вхідний діагностичний вектор мав мірність $N = 242$ і формувався на основі частотних ознак АСП нейтронного

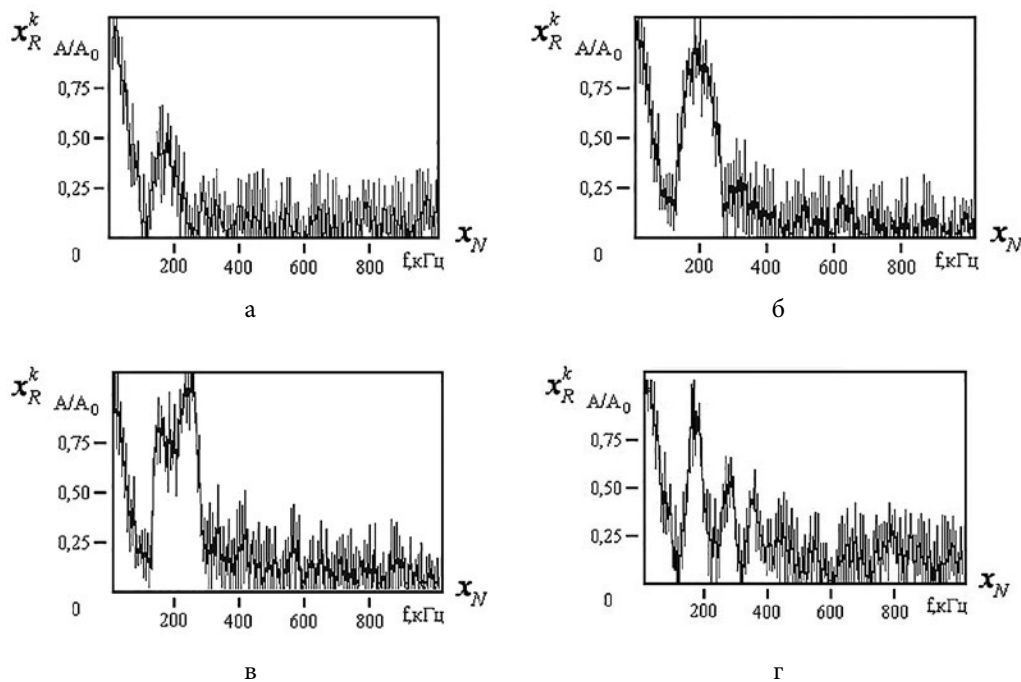
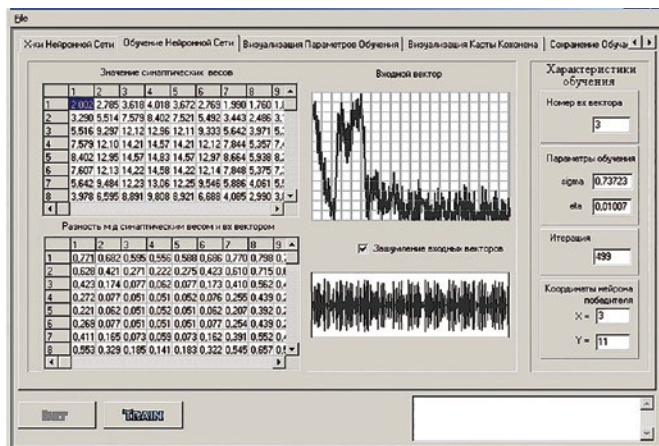
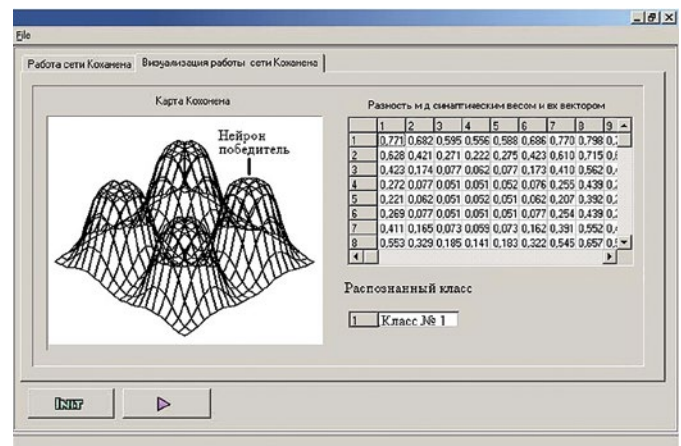


Рис. 7. Нормовані АСП сигналів акустичної емісії осьового підшипника ПТ К-1000 відповідно до основних режимів його тертя: а — штатний режим рідинного тертя (клас A_1); б — аномальний режим початку руйнації змащувального клина (клас A_2); в — передаварійний режим руйнації змащувального клина (клас A_3); г — аварійний режим сухого тертя (клас A_4)

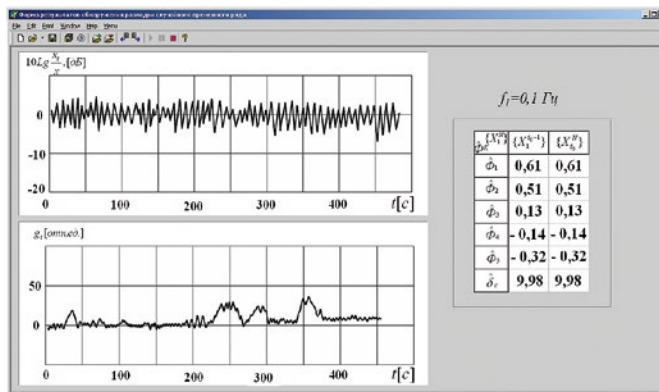


а

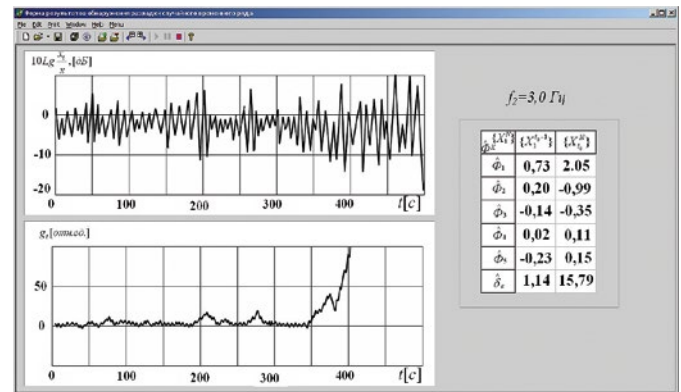


б

Рис. 8. Типові інтерфейсні форми основних етапів функціонування нейромережевого програмного комплексу в конфігурації «Нейросистема-1»: а — дані візуалізації фрагмента процесу адаптації фазового простору синаптичних ваг модифікованої ШНМК; б — дані візуалізації процесу розпізнавання невідомої реалізації АСП сигналу акустичної емісії підшипникового вузла



а



б

Рис. 9. Типові інтерфейсні форми етапу самоадаптації нейромережевого програмного комплексу в конфігурації «Нейросистема-2» відповідно до умов виникнення передаварійного режиму нестабільного плівкового кипіння на поверхні твела: а відсутність розладки стохастичного часового ряду в спектральному каналі $f_1 = 0,1$ Гц; б виявлення статистичної розладки в ключовій спектральній ознаці міжкласового переходу, що відповідає спектральному каналу $f_3 = 3,0$ Гц

шуму, що реєструвався вимірювальним комплексом МІК, що є підсистемою АСУ ТП ядерного енергоблоку.

Показово, що виявлений комплексом «Нейросистема-2» і наведений на рис. 9, б міжкласовий перехід до передаварійного режиму кипіння відповідає саме стану зміни характеру процесу кипіння на поверхні реальних твелів від розвиненої теплогідравлічної аномалії в АкЗ (пузиркове кипіння) до передаварійного стану теплозйому, що безпосередньо передують руйнації поверхні кипіння.

Результати перевірки функціонування комплексу «Нейросистема-2» засвідчили: під час викори-

стання контрольної вибірки у 400 реалізацій середня надійність правильної ідентифікації вищезазначеної чотириелементної множини класів становить 96 %.

У результаті на основі розробки алгоритмічної бази та програмного забезпечення для нейромережевої автоматичної діагностики елементів головного обладнання АЕС у представлений роботі вирішено актуальне науково-технічне завдання, що стосується якісного вдосконалення комп'ютерних комплексів моніторингу та діагностики головного обладнання ядерних енергоблоків з реакторами типу ВВЕР. Розроблені алгоритмічні та програмні засоби забезпечують авто-

матичне розпізнавання аномальних та передаварійних режимів експлуатації у критично важливих для експлуатаційної безпеки АЕС елементах і системах ядерного енергоблоку в умовах апріорної невизначеності технічного стану діагностичного об'єкта.

Висновки

1. Інформаційна підтримка, яку надають нині оперативному персоналу сучасних АЕС існуючі комп'ютерні комплекси моніторингу та діагностики головного обладнання ядерних енергоблоків, є на сьогодні суттєво недостатньою з точки зору забезпечення експлуатаційної безпеки цього відповідального обладнання.

2. Існуюче алгоритмічне та програмне забезпечення, що використовується в сучасних програмно-технічних засобах АСУ ТП АЕС, не забезпечує автоматичного розпізнавання аномальних та передаварійних режимів експлуатації відповідальних елементів головного обладнання.

3. Потенційно небезпечні режими експлуатації у критично важливих для забезпечення фізичної безпеки АЕС елементах обладнання ядерного енергоблоку, включаючи оболонки твелів, є фактично неконтрольованими.

4. У наведеній роботі запропоновано удосконалену модель навчання нейронної мережі з топологією Кохонена, що передбачає попередню ініціалізацію центрів кластерів з метою суттєвого (на два порядки) зменшення кількості ітерацій на етапі навчання нейрокомп'ютерної діагностичної системи.

5. Розроблене алгоритмічне та програмне забезпечення для модифікованої в цій роботі карти самоорганізації нейромережевої структури забезпечує можливість її еволюційного самонавчання та підвищення надійності розпізнавання випадкових діагностичних об'єктів.

6. На основі математичних моделей визначення стану зміни статистичних властивостей випадкових часових рядів розроблено алгоритмічне та програмне забезпечення для самоадаптації діагностичної нейромережевої структури в умовах наявності фізичних обмежень стосовно набуття апріорної інформації для її попереднього навчання.

7. Із використанням запропонованої автором нейромережевої діагностичної моделі та розроблених алгоритмів самоадаптації та еволюційного навчання створено нейрокомп'ютерний програмний комплекс для автоматичного розпізнавання аномальних та пе-

редаварійних режимів експлуатації в елементах головного обладнання АЕС.

8. На основі використання реальних діагностичних сигналів, що отримані в натурних експериментах з досліджуваними елементами головного обладнання ядерного енергоблоку (осьовий підшипниковий вузол парового турбоагрегату та ТВЗ реактора ВВЕР) апробовано ефективність створених програмних засобів під час вирішення задач автоматичного розпізнавання потенційно небезпечних режимів експлуатації цих діагностичних об'єктів. Середня надійність розпізнавання досліджених режимів експлуатації вищезазначених елементів обладнання ядерного енергоблоку під час використання контрольної вибірки загальним обсягом у 400 реалізацій становить відповідно 94,5 та 96,0 %.

Список використаної літератури

1. Теплофизика ресурса ядерных энергоустановок: монография / А. В. Носовский, И. Г. Шараевский, Н. М. Филалко [и др.]; НАН Украины, ИПБ АЭС. – Чернобыль (Киев, обл.) : ИПБ АЭС, 2017. 624 с.
2. Шараєвський Г. І. Нейромережеві програмні засоби для автоматичної діагностики елементів обладнання атомних електростанцій : автореф. дис. канд. техн. наук / Г. І. Шараєвський. – Київ, 2011. – 24 с.
3. Шараєвський Г. І. Розпізнавання передаварійних теплогідравлічних процесів у водоохолоджувальних ядерних реакторах: автореф. дис. д-ра техн. наук / Г. І. Шараєвський. – Київ, 2010. – 48 с.
4. Kohonen T. Self-Organizing Maps / T. Kohonen. – Springer Verlag, 2006. – 665 p.
5. Haykin S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation. Second Edition / S. Haykin. – Prentice Hall Saddle River, New Jersey, 1999. – 842 p.
6. Справочник по теории вероятностей и математической статистике / В. С. Королюк, Н. И. Портенко, А. В. Скороход, А. Ф. Турбин. – Москва : Наука, 1985. – 640 с.
7. Булинский А. В. Теория случайных процессов / А. В. Булинский, А. В. Ширяев. – Москва : Физматлит, 2005. – 408 с.

G. I. Sharaievskyi

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

Neural Network Software for the Automatic Diagnostics of Nuclear Power Plants' Components

In this work, the state of existing automated systems for the management of technological processes at nuclear power plants was analyzed, and use of neurocomputing approach to recognition of spectral implementations of stochastic diagnostic signals was proved, which defines actual technical condition of certain NPP equipment.

As it is known, the essence of the problem lies in the fact that modern NPP monitoring and control systems, which are the part of computer-aided manufacturing control systems (CAMCS), are based on a deterministic approach to the logical analysis of equipment operating conditions to prevent controlled parameters from exceeding predefined safe limits. It is obviously not enough for reliable prevention of damage that may occur in the main equipment of nuclear power units. In fact, some NPP parameters that are not directly controlled by CAMCS, particularly temperature conditions of reactor heat-exchange devices, may significantly exceed permissible values during operation that can lead to severe damage, for example, heat-exchange crisis causing burnout that may spread throughout the entire nuclear core. To prevent such catastrophic events, it would be necessary to measure local temperature of fuel elements (in reactor about 40,000 practically uncontrolled fuel elements are located). This would require hundreds of thousands of thermocouples on their surfaces, which is technologically impossible. Therefore, the problem of diagnosing abnormal heat-exchange regimes can be solved not by direct temperature measurements of the coolant at the nuclear core inlet as it is now, but by recognizing the spectral characteristics of dynamic components of certain reactor parameters. These include, first of all, signals of dynamic coolant pressure and signals from neutron flux detectors located directly within the reactor core.

In this work the approach to building SOM-neural networks regarding the tasks of accidental objects recognition is reviewed. Modified learning algorithm for the SOM-neural structure recognition is proposed in condi-

tion of no a priori information on the number of classes to be recognized. This approach is implemented based on the determination of disorder moment in random time series using the autoregressive model.

Keywords: Artificial Neural Networks, self-organizing map, learning algorithm of Kohonen, stochastic dynamical systems, self-adaptive, automatic diagnosis, equipment of NPP.

References

1. Nosovskiy A. V., Sharaievskiy I. G., Fialko N. M., Zimin L. B., Sharaievskiy G. I. (2017). *Teplofizika resursa yadernykh energoustanovok* [Thermal physics of NPP resource]. ISP NPP, NAS of Ukraine, 624 p. (in Rus.)
2. Sharaievskiy G. I. (2011). *Neiromerezhevi prohramni zasoby dlia avtomatichnoi diahnostryky elementiv obladnannia atomnykh elektrostantsii* [Neural network software for automatic diagnostics of nuclear power plant equipment elements] (PhD Thesis). Kyiv, 24 p. (in Ukr.)
3. Sharaievskiy I. G. (2010). *Rozpiznavannia peredavariinykh teplohidravlichnykh protsesiv u vodooholodzhuvalnykh yadernykh reaktorakh* [Recognition of Pre-Accident Thermohydraulic Processes in Water-Cooled Nuclear Reactors] (Dr. of Tech. Sc. Thesis). Kyiv: ISP NPP, NAS of Ukraine, 48 p. (in Ukr.)
4. Kohonen T. (2006). *Self-Organizing Maps*. Springer Verlag, 665 p.
5. Haykin S. (1999). *Neural networks: A comprehensive foundation* (2nd ed.). Prentice Hall, Saddle River, New Jersey, 842 p.
6. Korolyuk V. S., Portenko N. I., Skorokhod A. V., Turbin A. F. (1985). *Spravochnyk po teoryi veroiatnostei y matematycheskoi statystyke* [Handbook on probability theory and mathematical statistics]. Moscow: Nauka, 640 p. (in Rus.)
7. Bulinsky A. V., Shiryayev A. V. (2005). *Teoriya sluchainykh protsessov* [Theory of Random Processes]. Moscow: Fizmatlit, 408 p. (in Rus.)

Надійшла / Received 29.09.2025

Рекомендована до друку / Accepted 08.12.2025