

УДК 621.39.1+681.142.2

**О.В. ЗАЖИЦЬКИЙ**

*Національний технічний університет України «КПІ», Київ, Україна*

**РОЗПІЗНАВАННЯ МЕРЕЖАМИ АДАПТИВНОЇ РЕЗОНАНСНОЇ ТЕОРІЇ СТАНУ  
ЛОПАТОК РОБОЧОГО КОЛЕСА ГАЗОТУРБІННОГО ДВИГУНА  
НА СТАЦІОНАРНИХ РЕЖИМАХ ЕКСПЛУАТАЦІЇ**

Розглядається задача класифікації стану роторних елементів газотурбінного двигуна при їх стаціонарному вібраційному збудженні в процесі віброакустичної діагностики малої втомної тріщини одного з елементів. В якості діагностичної інформації використовуються результати біспектрального аналізу віброакустичних сигналів. Задача класифікації вирішується на основі використання штучної нейронної мережі адаптивної резонансної теорії.

**віброакустична діагностика, нейронні мережі, розпізнавання, пошкодження, адаптивна резонансна теорія, ефективність класифікації, коефіцієнт ефективності**

**Вступ**

В сучасних умовах підвищення вимог до безпеки та надійності елементів конструкцій, машин та механізмів, елементів обертових систем, таких як газотурбінні двигуни (ГТД), є актуальним розробка та вдосконалення існуючих методів контролю технічного стану. Для ГТД такими елементами є лопатки турбін та компресорів, на які припадає більша частина втомних дефектів. Такі дефекти зумовлені значними динамічними та температурними навантаженнями лопаток в процесі експлуатації ГТД та призводять до змін вібраційних та віброакустичних характеристик двигуна. Тому використання методів вібраційного та віброакустичного моніторингу дає змогу виявити зародження та попереджувати розвиток втомних дефектів на ранніх стадіях їх розвитку.

В загальному вигляді процес віброакустичного моніторингу складається з наступних процедур: отримання діагностичної інформації про стан об'єкта діагностики (ОД), її перетворення та обробка з метою визначення множини діагностичних ознак, процедури аналізу діагностичних ознак та прийняти рішення. Саме в таких методах на всіх етапах процесу діагностики широке застосування знаходять новітні інформаційні технології.

Серед існуючих методів обробки діагностичної інформації [1 – 3] було досліджено та використано багатомірний спектральний аналіз, який базується на використанні статистичних характеристик вищих порядків та має суттєві переваги порівняно з традиційними спектрально – кореляційними методами обробки інформації. Спектральні характеристики вищих порядків (біспектри, триспектри, функції бікогерентності) характеризуються властивістю ослаблення впливу шумів на діагностичні ознаки, особливо, якщо сигнал, який оброблюється являє собою адитивну суміш негаусівського процесу з гаусівським шумом. Такий аналіз дозволяє виділити статистично пов'язані частини спектру, визначити наявність комбінаційних і модуляційних частот, виявити зміни між кратними частотними компонентами сигналу.

Для прийняття рішення про стан ОД доцільним є використання методів штучного інтелекту на основі штучних нейронних мереж (ШНМ), які в останній час все більше застосовуються в задачах діагностики ГТД [4 – 6].

В роботі [7] проведено дослідження ефективності застосування імовірнісної нейронної мережі (ІНМ) для розпізнавання стану лопаток робочого колеса ГТД на стаціонарних режимах експлуатації.

Як діагностичні ознаки для розпізнавання використано результати біспектральної обробки змодельованих віброакустичних процесів [8] для двох станів робочого колеса без пошкодження та з втомним пошкодженням однієї з лопаток. Причому було використано сталу кількість образів для кожного класу в навчальній та тестовій множинах. Проведені дослідження дозволили визначити інтервал значень параметру впливу ІНМ та кількість навчальних образів, за яких забезпечувалось безпомилкове розпізнавання стану лопаток робочого колеса.

**Постановка задачі дослідження.** В реальних умовах функціонування нейронної мережі кількість навчальних образів в навчальній множині може змінюватись с часом, постійно доповнюватись новими, часто більш не схожими на попередні, образами. Це може спричинити знищення чи зміну результатів попереднього навчання, бо навчаючись, мережа буде безперервно змінювати свої вагові коефіцієнти, не досягаючи при цьому задовільних результатів при роботі в режимі розпізнавання. Така тимчасова нестабільність нейронних мереж спонукає звернути увагу на мережі зі зворотними зв'язками, до яких відноситься мережа на основі застосування адаптивної резонансної теорії (АРТ).

Мережі і алгоритми АРТ відрізняються гнучкістю, яка необхідна при навчанні нових образів, запобігаючи зміні раніше запам'ятованих.

**Мета роботи.** Дослідження ефективності розпізнавання мережами на основі адаптивної резонансної теорії станів лопаток робочого колеса в задачах моніторингу втомних тріщин на стаціонарних режимах експлуатації ГТД.

### Опис нейронної мережі

Мережа АРТ являє собою так званий векторний класифікатор [9] що складається з двох шарів: шару «порівняння» та шару «розпізнавання». Досліджувана мережа призначена для класифікації бінарних векторів [10]. Шар «порівняння» складається з  $n$

нейронних елементів, де  $n$  – розмірність вхідного вектору. Кожний нейронний елемент при цьому має синаптичні зв'язки з усіма нейронами шару «розпізнавання», зв'язки є прямими та характеризуються ваговими векторами  $W = (W_1, W_2, \dots, W_m)$ , де  $m$  – кількість нейронів шару «розпізнавання». Ваговий вектор  $W_i = (W_{1i}, W_{2i}, \dots, W_{mi})$  відповідає ваговим коефіцієнтам  $i$ -го нейрону шару «розпізнавання», який характеризує деякий кластер образів та має синаптичні зв'язки з усіма нейронами шару «порівняння». Ці синаптичні зв'язки називаються зворотними і характеризуються ваговими векторами  $V = (V_1, V_2, \dots, V_m)$ . При цьому вектор  $V_j = (V_{j1}, V_{j2}, \dots, V_{jn})$  визначає вагові зв'язки  $j$ -го нейрону шару «розпізнавання». Таким чином прямий ваговий вектор  $W_i$  відповідає  $i$ -му кластеру, а зворотній ваговий вектор  $V_i$  характеризує інтегрований образ, що відповідає цьому кластеру. Активність нейронів в шарах мережі АРТ символізує короткострокову пам'ять, а вагові вектори  $W$  та  $V$  – довгострокову пам'ять. Нейронні елементи шару «розпізнавання» функціонують за принципом «переможець бере все», при цьому визначається нейрон – переможець, який має максимальне значення скалярного добутку вагового на вхід-

ний вектор:  $y_k = \max_j (\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i)$ . Вихід нейрона – переможця дорівнюватиме одиниці, а виходи решти нейронів другого шару – нулю. Кожний нейрон шару «порівняння» має три виходи: компоненту вхідного вектору,  $x_i$  та зворотного  $v_i$ , а також сигнал від блоку збудження. Вихідна активність  $i$ -го нейрону дорівнює одиниці, якщо хоча б два з трьох входів його є активними, це правило називають «два з трьох». Блок порівняння у відповідності до параметра подібності  $\rho$  формує сигнал скидання, який нейтралізує активний нейрон шару «розпізнавання». Параметр подібності  $\rho$  встановлюється в діапазоні від 0 до 1 в залежності від рівня подібності, який потрібен між запам'ятованим образом та вхідним вектором. При великих значеннях  $\rho$  мережа відно-

силь до одного класу образи, які мало відрізняються один від одного, з іншого боку мале значення  $\rho$  заставляє мережу відносити до одного класу образи, які мають малу подібність між собою. Блок порівняння порівнює вхідний вектор  $X$  та вихідний вектор шару «порівняння»  $C$ , таким чином: розраховується величина  $D$  – кількість одиничних компонент в векторі  $X$  та величина  $N$  – кількість одиничних компонент в векторі  $C$ , тому розраховується подібність  $S = N/D$  де  $(0 \leq S \leq 1)$ . Вхідний вектор класифікується в залежності від того, на який з множини раніше запам'ятованих образів він схожий, збуджуючи один з нейронів шару розпізнавання. Якщо вхідний образ не відповідає жодному з запам'ятованих образів ( $\rho > S$ ), тоді ініціюється «пошук» серед інших запам'ятованих образів з метою визначення найбільш відповідного вхідному вектору образа. Тобто вектор  $X$  по чергово порівнюється з векторами  $C$ , що розраховується у відповідності до запам'ятованого образу, який порівнюється на даний момент пошуку.

Якщо переглянуто всі образи і ні один образ не відповідає критерію подібності ( $\rho < S$ ), то створюється нова категорія за допомогою запам'ятовування образа, ідентичного новому вхідному образу, тобто виділяється новий нейрон в шарі розпізнавання, вагові коефіцієнти якого дорівнюють вхідному вектору, що уособлює новий клас. Якщо визначено, що вхідний вектор схожий на один з запам'ятованих векторів с точки зору критерію подібності ( $\rho < S$ ), який задається параметром подібності  $\rho$ , запам'ятований вектор буде змінюватися (мережа буде навчатися) під дією нового вхідного вектора, таким чином, щоб стати більш схожим на цей вектор. Запам'ятований образ не буде змінюватись, якщо вхідний вектор не буде достатньо схожий на нього, тобто вирішується дилема стабільності – гнучкості. Новий образ може створювати нові класифікаційні категорії, тим не менше вхідний образ не може змінити існуючу пам'ять.

## Результати розпізнавання

Для розпізнавання станів ОД за допомогою мережі АРТ використано повнокольорові зображення оцінок модуля біспектру, для трьох класів ТС лопаток робочого колеса: один клас – клас без пошкодження, два інших – класи, які представляють образи з початковими тріщиноподібними пошкодженнями однієї з лопаток. Як параметр пошкодження використано відносне змінювання жорсткості лопатки на півциклах деформування  $\nu$ , значення якого для початкових втомних тріщин знаходиться в межах до 0,05. Для використання вказаних результатів обробки інформації в якості вхідних образів мережі АРТ всі інформативні частини повнокольорових зображень були перетворені в бінарні (чорно – білі) та подані у вигляді одного сектору шляхом перерізу за осями симетрії (діагональні перерізи), як показано на рис. 1. Отримані зображення були представлені числовими матрицями, елементи яких є числа 0 чи 1, після чого матриці по стовпцях були перетворені у вектори, які подавалися на вхід нейронної мережі. Для вирішення задачі розпізнавання використано по 20 навчальних та тестових образів. Ефективність класифікації стану робочого колеса мережею АРТ оцінювалась за коефіцієнтом ефективності  $K$ , що являє собою подане у відсотках значення ймовірності вірної класифікації. Було досліджено залежність коефіцієнта  $K$  від параметру подібності  $\rho$  ( $0 < \rho < 1$ ) для навчальної множини образів при незмінному параметрі  $\rho$  впродовж всього навчання при послідовній подачі образів, тобто коли спочатку подавалися навчальні образи класу без тріщини, а після цього образи класу з тріщиною. На рис. 2 наведено залежність коефіцієнта  $K$  від параметра  $\rho$  для навчальної та тестової множини образів, а на рис. 3 – залежність коефіцієнта  $K$  від параметра  $\rho$  та кількості образів для навчальної множини при послідовному поданні образів.

Як видно з наведених результатів, при навчанні мережі з незмінним параметром подібності найвище

значення  $K = 95\%$  коефіцієнт ефективності має при  $\rho = 0,8$  та кількості навчальних образів  $N = 20$  на навчальній множині. На тестовій множині забезпечується безпомилкове розпізнавання в інтервалі значень  $\rho \leq 0,7$ . Проведені дослідження коефіцієнту ефективності при почерговому поданні образів (то одного, то іншого класу) показали, що він не перевищує значення 50% в розглянутому інтервалі значень параметру подібності.

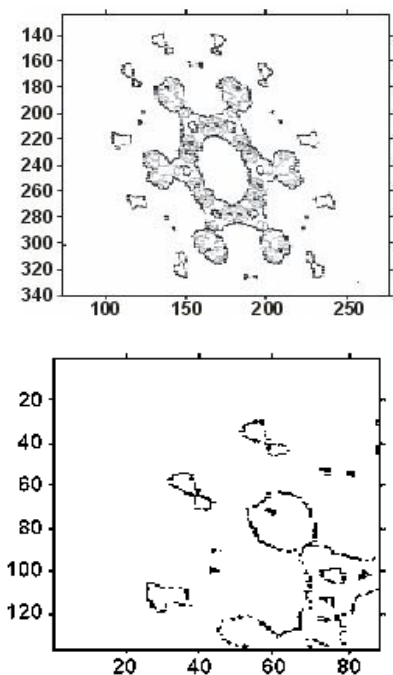


Рис. 1. Перетворення повнокольорового зображення

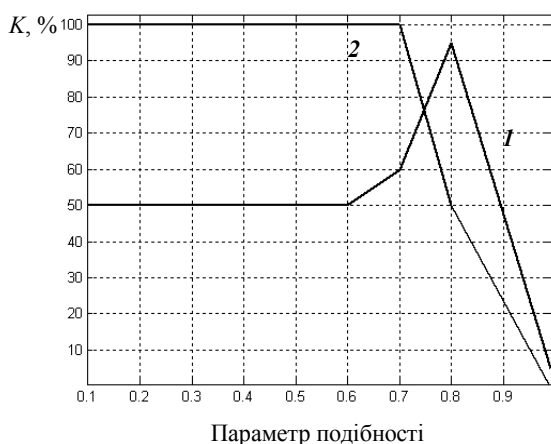


Рис. 2. Залежність коефіцієнта ефективності від параметра подібності:  
1 – для навчальної множини образів; 2 – для тестової множини образів, при незмінному параметрі подібності на всій множині образів.  
Подача образів на вхід мережі послідовна

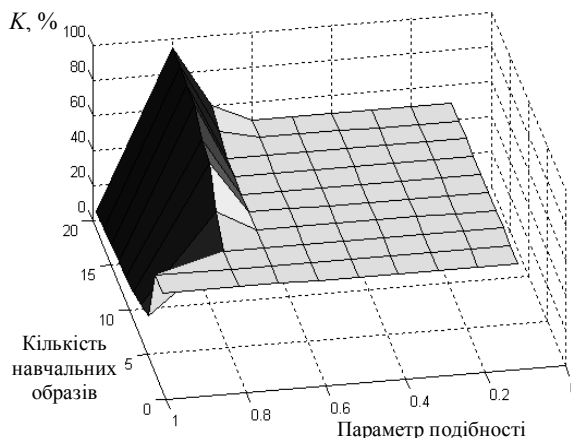


Рис. 3. Залежність коефіцієнта ефективності на навчальній множині від параметра подібності та кількості навчальних образів при незмінному параметрі подібності на всій множині образів.  
Подача образів на вхід мережі послідовна

Надалі було досліджено залежність коефіцієнта  $K$  на навчальній множині від кількості навчальних образів, при змінному параметрі  $\rho$ . Подання навчальних вхідних образів проводилось чергуванням та послідовно. При послідовній подачі образів параметр подібності приймався  $\rho = 0,5$  при навчанні на образах які представляли клас без тріщини, при цьому забезпечувалось віднесення образів до одного класу – класу без тріщини. При навчанні на образах, які представляють клас з тріщиною, параметр  $\rho$  змінювався впродовж навчання в межах  $0 < \rho < 1$ , зменшуючись якщо вхідний образ не можна було ідентифікувати при поточному рівні  $\rho$ .

Результати дослідження залежності  $K$  від кількості образів навчальної множини показали недоцільність застосування методу почергового подання образів на вхід мережі, тому всі подальші дослідження проведені для послідовного подання образів.

На рис. 4 наведено графік залежності  $K$  від  $\rho$ , а на рис. 5 – графік залежності  $K$  від  $N$  на тестовій множині образів при послідовному поданні. В останньому випадку тестування проведено в інтервалі значень  $0,1 < \rho < 0,7$ . Як видно з наведених результатів АРТ мережа забезпечила безпомилкове розпізнавання образів за умови  $0,1 < \rho < 0,7$  та при кількості навчальних образів  $N \geq 10$ .

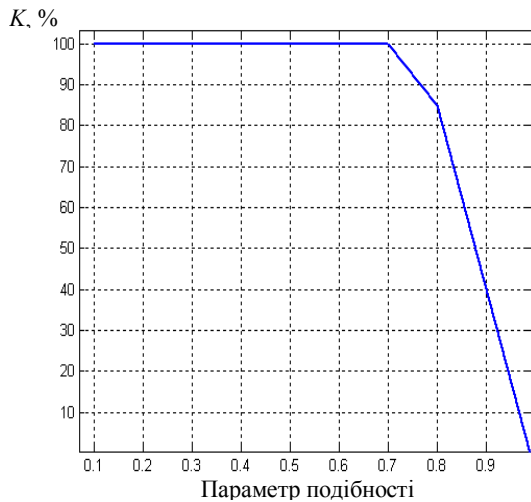


Рис. 4. Залежність коефіцієнта ефективності від параметра подібності для тестової множини образів при змінному параметрі подібності на всій множині навчальних образів. Подача образів на вхід мережі послідовна

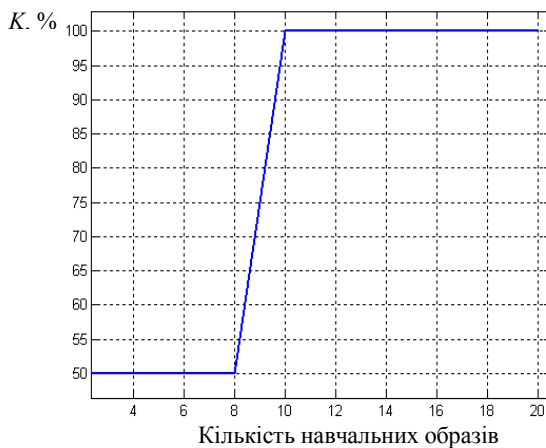
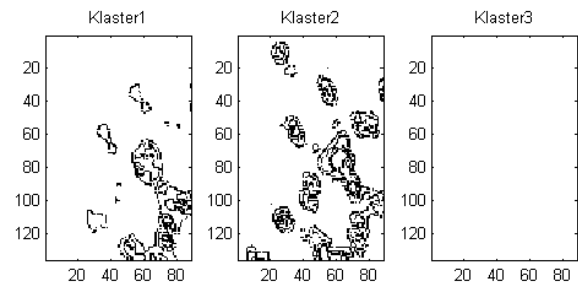


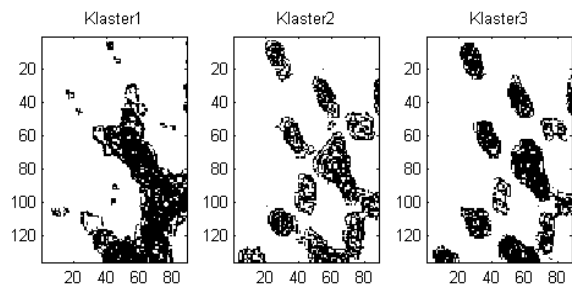
Рис. 5. Залежність коефіцієнта ефективності на тестовій множині образів від кількості навчальних образів при змінному параметрі подібності при навчанні. Параметр подібності при тестуванні  $\rho = 0,5$ . Подача образів на вхід мережі послідовна

На рис. 6 показані інтегровані образи класів – кластери, що є візуалізаціями матриць вагових коефіцієнтів нейронів шару розпізнавання, які є довгостроковою пам'яттю мережі АРТ. З рисунка видно, що вони насичуються, уточнюються з кожним етапом роботи мережі. На початку навчання (рис. 6, а) НМ розділяє простір ознак на два класи, маючи 2 нейрона в шарі розпізнавання, згодом в процесі навчання (рис. 6, б, в) проводить трьохкласову класифікацію з трьома нейронами в шарі розпізнавання, виділивши додатковий 3-ій нейрон для класу образів

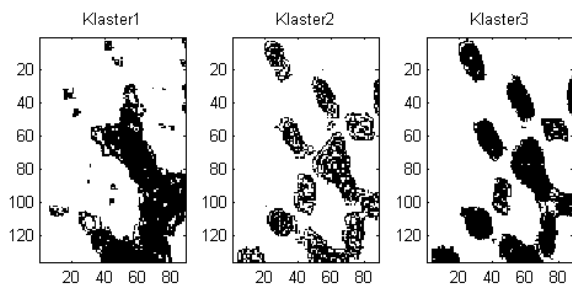
без пошкодження, в наслідок чого підвищилась ефективність класифікації. Такі інтегральні класи вміщують в собі інформацію про динаміку стану об'єкту без пошкодження та при появі і розвитку пошкодження, тобто про змінювання образів в межах кожного стану об'єкту діагностики.



а



б



в

Рис. 6. Інтегровані образи класів: а – на початку навчання; б – в кінці навчання; в – в кінці тестування мережі

З наведених результатів дослідження можна зробити висновок, що максимальний коефіцієнт ефективності  $K = 100\%$  як на навчальній так і на тестовій множині образів забезпечується при змінному впродовж навчання мережі параметрі подібності  $\rho$  та при подачі образів послідовно при навчанні мережі, кількість навчальних образів при цьому повинна бути не менше 10.

### Висновки

Показано, що використання мережі АРТ дозволяє провести безпомилкову класифікацію стану об'єкта діагностики за результатами біспектрального аналізу при значенні параметру тріщини  $0,005 \dots 0,1$ . Визначено мінімальну кількість об'єктів навчальної множини, порядок їх подачі на вхід нейронної мережі, діапазон зміни параметра подібності нейронної мережі АРТ для забезпечення достовірної класифікації.

Безпомилкове розпізнавання на навчальній та тестовій множинах забезпечується при змінному впродовж навчання значенні параметру  $0,1 < \rho < 0,7$  за умови послідовного подання образів. Мінімальна кількість навчальних образів для безпомилкового розпізнавання становить 10 образів.

Отримані результати є новими, підтверджують ефективність розпізнавання стану об'єкта віброакустичної діагностики за результатами багатовимірного спектрального аналізу та можливість використання їх при побудові систем віброакустичного моніторингу роторних елементів авіаційних газотурбінних двигунів.

### Література

1. Бурау Н.И. О новых направлениях в развитии виброакустических методов диагностики прочностных дефектов в лопатках газотурбинных двигателей // Вибрации в технике и технологиях. – 2001. – № 4(20). – С. 45-48.
2. Виброакустическая диагностика зарождающихся дефектов / Ф.Я. Балицкий, М.А. Иванова, А.Г. Соколова, Е.И. Хомяков. – М.: Наука, 1984. – 119 с.
3. Colis W.B., White P.R., Hammond J.K. Higher Order Spectra: the Bispectrum and Trispectrum, Mechanical Systems and Signal Processing, vol.12(3), 1998, P. 357-394.
4. Бурау Н.И., Зажицкий А.В., Тяпченко А.Н. Классификация состояния объекта виброакустической диагностики с использованием нейротехнических структур // Авиационно-космична техніка і технологія. – Х.: ХАИ, 2002. – Вип. 31. – С. 181-185.
5. Особенности использования FU-GE-NE-SYS алгоритмов в процессе синтеза нейронной модели состояния авиационного двигателя / А.Г. Кучер, С.А. Дмитриев, Л.А. Журавлева, В.В. Камышин // Авиационно-космическая техника и технология. – Х.: ХАИ, 2000. – Вып. 19. – С. 343-346.
6. Интеллектуальный контроль состояния авиационных ГТД / Г.Г. Куликов, П.С. Котенко, П.С. Фатиков, В.Ю. Арьков, Г.И. Погорелов // Авиационно-космична техніка і технологія. – Х.: ХАИ, 2002. – Вип. 31. – С. 163-167.
7. Бурау Н.И., Зажицкий А.В., Сопилка Ю.В. Распознавание состояния объекта виброакустической диагностики по результатам многомерного спектрального анализа // Техническая диагностика и неразрушающий контроль. – 2004. - № 2. – С. 3-8.
8. Бурау Н.И. Динамическая модель газотурбинного двигателя как объекта виброакустической диагностики усталостных трещин в лопатках рабочих колес // Вибрации в технике и технологиях. – 2001. – № 1 (17). – С. 28-32.
9. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика: Пер. с англ. – М.: Мир, 1992. – 184 с.
10. Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф Нейрокомпьютеры и их применение. – М.: Радиотехника, 2000. – 240 с.

Надійшла до редакції 12.06.2006

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. М.Д. Гераїмчук, Національний технічний університет України «КПІ», Київ.

