

ТЕОРІЯ ТА ПРАКТИКА НАВІГАЦІЙНИХ ПРИЛАДІВ І СИСТЕМ

УДК 629.735.083.2:620.179.1:004.032.26

**ЛОКАЛІЗАЦІЯ ПОШКОДЖЕННЯ СКЛАДНОГО ПРОСТОРОВОГО
ОБ'ЄКТУ КЛАСИФІКАТОРОМ НА ОСНОВІ ЙМОВІРНІСНОЇ
НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ***Бурау Н. І., Руніч С. С.**Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського», м. Київ, Україна**E-mail: n.i.burau@gmail.com*

Для вирішення завдання багатокласової діагностики складного просторового об'єкту у роботі розглянуто принцип багатоканальних інтелектуальних систем моніторингу на основі концепції Structural Health Monitoring. Наведено інформаційні моделі процесу формування навчальної та тестової множин векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного пошкодження та двох пошкоджень. Обґрунтовані класи технічних станів об'єктів і сформовано множини навчальних та тестових вхідних векторів для поставлених завдань. Проведено багатокласове розпізнавання стану просторового об'єкту, проаналізовано ефективність розробленого класифікатора та обґрунтовано параметри ймовірнісної нейронної мережі для достовірної локалізації пошкоджень.

***Ключові слова:** багатокласове розпізнавання, вектор діагностичних ознак, нейромережевий класифікатор, локалізація пошкодження, параметр впливу.*

Вступ

Для визначення функціонального технічного стану складних просторових об'єктів, попередження їх руйнування та запобігання катастрофічних наслідків все більшого розповсюдження в світі набувають діагностичні системи нового покоління – комплексні інтелектуальні системи моніторингу технічного стану конструкцій в експлуатації на основі концепції Structural Health Monitoring (SHM) [1-3]. В таких системах забезпечується неперервний та автономний контроль появи та розвитку пошкоджень, експлуатаційних навантажень та взаємодії контрольованих об'єктів з навколишнім середовищем. Для цього використовуються об'єднані в єдину інформаційну мережу датчики первинної інформації, які побудовані на різних фізичних принципах, постійно прикріплені чи вбудовані в конструкцію та забезпечують її цілісність.

Однією з важливих відмінностей систем SHM є впровадження сучасних комп'ютерно-інтегрованих технологій та інтелектуалізація практично всіх етапів моніторингу [4], зокрема, такого важливого етапу, як прийняття рішення про поточний технічний стан об'єкта. Наявність великої кількості інформації, зазвичай її нелінійний характер, а також вимоги забезпечення високого рівня вірогідності локалізації дефектів та розпізнавання поточного технічного стану обумовлюють застосування штучних нейронних мереж для побудови класифікатора стану [5].

Аналіз результатів, отриманих іншими вітчизняними та закордонними вченими показав актуальність та важливість досліджень, пов'язаних з розробкою сучасних систем моніторингу, зокрема в авіабудуванні, енергетиці, нафтогазовій галузі. Проте завдання багатокласової діагностики складних просторових об'єктів залишаються не вирішеними та недостатньо дослідженими. Складні просторові об'єкти авіаційної техніки, енергетики, нафтогазової галузі, спеціального призначення за звичай характеризуються великою розмірністю, нестационарністю процесів, розподіленістю параметрів, нелінійністю, неповнотою контролю зовнішніх впливів, умов і режимів функціонування. В таких умовах є висока ймовірність появи та розвитку багатоосередкового пошкодження в місцях зварних чи заклепкових з'єднань, що обумовлює багатокласовість технічних станів об'єктів в просторовому та часовому вимірах. Тому актуальною задачею моніторингу є не тільки встановлення факту наявності пошкодження, а й локалізація його на значних за розмірами поверхнях об'єкта.

Постановка задачі

Як об'єкт моніторингу розглянемо зварний паливний резервуар з еколого-небезпечними речовинами, який експлуатується в критичних умовах – у важкодоступних місцях за впливу навантажень, які часто перевищують розраховані значення, та який характеризується максимально жорсткими умовами щодо збереження цілісності [6]. Для

багатокласової діагностики та розпізнавання стану об'єкта в [7] запропоновано та обґрунтовано розробку нейромережевого класифікатора на основі імовірнісної нейронної мережі (НМ), що входить до складу багатоканальної системи моніторингу. Для вирішення завдання розпізнавання необхідно сформувати вхідні багатовимірні вектори діагностичних ознак за результатами аналізу діагностичної інформації з множини просторово рознесених датчиків. Місця встановлення датчиків визначаються в результаті дослідження резервуару, як об'єкта діагностики. У загальному випадку класифікатор відносить об'єкт до одного з визначених класів функціонального стану, які розділяються за наявністю, розмірністю та локалізацією пошкоджень [4].

Якщо пов'язати з координатами місця закріплення кожного датчика діагностичну ознаку a_i , яка, в загальному випадку, може відноситись до спектральних, кореляційних, фрактальних, статистичних характеристик вимірюваного сигналу, то для багатокласового розпізнавання використовується n -вимірний вектор діагностичних ознак:

$$A = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}.$$

Кількість діагностичних ознак може варіюватися в залежності від кількості вимірювальних каналів. Для прикладу розглянемо діагностичний вектор, який містить п'ять ознак, які для бездефектного стану об'єкта позначимо через a_i^0 :

$$A_0 = \begin{pmatrix} a_1^0 \\ a_2^0 \\ a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}.$$

Врахуємо можливе допустиме відхилення $\Delta_0 = \pm 5\%$ від параметрів a_i^0 , за якого технічний стан об'єкту будемо вважати бездефектним. Тоді для бездефектного стану об'єкта S_0 вектор діагностичних ознак набуває вигляду:

$$A_0 = \begin{pmatrix} [0,95; 1,05] \cdot a_1^0 \\ [0,95; 1,05] \cdot a_2^0 \\ [0,95; 1,05] \cdot a_3^0 \\ [0,95; 1,05] \cdot a_4^0 \\ [0,95; 1,05] \cdot a_5^0 \end{pmatrix}.$$

Перевищення значення допустимого відхилення однією чи декількома будь-якими ознаками свідчить про перехід технічного стану об'єкта з класу S_0 до класів S_i , які характеризують дефектний стан об'єкта. Визначення класів відбувається відповідно до завдань багатокласового розпізнавання стану складних просторових об'єктів [8]: локалізація пошкоджень; розвиток пошкодження; деграда-

ція конструкції об'єкта з розвитком пошкоджень. Для цього необхідно сформувати для кожного класу навчальні та тестові множини багатовимірних векторів діагностичних ознак, за якими реалізуються відповідні завдання розпізнавання.

Метою даної роботи є багатокласове розпізнавання стану просторового об'єкту для локалізації можливих багатоосередкових пошкоджень та обґрунтування параметрів нейронної мережі для достовірної локалізації пошкоджень.

Реалізація моделей локалізації пошкодження складного просторового об'єкту

Як зазначалось вище, для багатокласового розпізнавання з метою локалізації пошкоджень необхідно визначити класи можливих станів об'єкта та сформувати навчальні та тестові множини векторів діагностичних ознак. Загальні інформаційні моделі процесів формування навчальних та тестових множин вхідних векторів діагностичних ознак для завдань локалізації одиничного пошкодження та локалізації двох пошкоджень наведено на рис. 1 та рис. 2.

• Локалізація одиничного пошкодження

Бездефектний стан об'єкта описується наведеним вище вектором діагностичних ознак A_0 . Перевищення відхиленням будь-якої однієї ознаки у векторі A допустимого значення $\pm 5\%$ буде свідчити про появу пошкодження. Місце появи пошкодження будемо визначати за номером діагностичної ознаки у векторі, відхилення значення якої перевищує допустиме, враховуючи, що кожна ознака у векторі пов'язана з координатами місця встановлення відповідного датчика інформації. Таким чином, для 5-вимірного вектору діагностичних ознак можемо визначити такі 6 класів технічного стану об'єкта:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкта, до цього класу належать всі вхідні множини вхідних векторів, для яких відхилення значень усіх діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_1 перевищує допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_2 перевищує допустиме відхилення $\Delta_2 > \Delta_0$;
- до класу S_3 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_3 перевищує допустиме відхилення $\Delta_3 > \Delta_0$;
- до класу S_4 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_4 перевищує допустиме відхилення $\Delta_4 > \Delta_0$;
- до класу S_5 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_5 перевищує допустиме відхилення $\Delta_5 > \Delta_0$.



Рис. 1. Інформаційна модель процесу формування навчальної та тестової множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного пошкодження

Для множини навчальних векторів кожного стану були обрані та задані такі граничні відхилення значень діагностичних ознак $\pm \Delta_i$ для навчання: $\pm 5,5\%$; $\pm 10\%$; $\pm 15\%$; $\pm 20\%$; $\pm 25\%$; $\pm 50\%$.

Тоді, для визначення стану S_i НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_i} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_i) \cdot a_1^0 \\ a_2^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}.$$

Аналогічно, для визначення стану S_2 НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_2} = \begin{pmatrix} a_1^0 \\ (1 \pm \Delta_i) \cdot a_2^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}.$$

Далі подібним чином формуємо навчальні вектори для класів $S_3 - S_5$. Загальну множину навчальних векторів для 6 діагностичних станів $S_0 - S_5$ представимо у вигляді матриці:

$$P = [P_{S_0}; P_{S_1}; P_{S_2}; P_{S_3}; P_{S_4}; P_{S_5}].$$

Навчальна множина складається з 66 векторів.

Для формування тестових множин векторів використовуються значення відхилення діагностичних ознак, які або співпадають з відхиленнями ознак у навчальній множині, або відрізняються від цих значень. Це надає можливість порівняти ефективність класифікатора при його тестуванні на векторах, які входили в навчальну множину, та на векторах, значення ознак в яких відрізняється від таких в навчальній множині.

Для дослідження було згенеровано вектори тестових множин з такими відхиленнями значень діагностичних ознак $\pm \Delta_m$: $\pm 2,5\%$; $\pm 6\%$; $\pm 9\%$; $\pm 10\%$; $\pm 12\%$; $\pm 15\%$; $\pm 17\%$. Деякі з них ($\Delta_m = \pm 10\%$; $\pm 15\%$) співпадають з прийнятими раніше відхиленнями Δ_i , по яким відбувалося навчання НМ. За подібним принципом сформовано 34 тестових векторів.

• Локалізація багатоосередкового пошкодження на прикладі двох

Бездефектний стан об'єкта описується наведеним вище вектором діагностичних ознак A_0 . Розглянемо приклад одночасної появи на поверхні об'єкта двох пошкоджень. Тоді про появу такого багатоосередкового пошкодження буде свідчити перевищення відхилення будь-яких двох ознак у векторі A допустимого значення $\pm 5\%$.

Таким чином, для 5-вимірному вектору діагностичних ознак можемо визначити такі 11 класів технічного стану об'єкта:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкта, до цього класу належать всі вхідні множини вхідних векторів, для яких відхилення значень усіх діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_2 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_2 > \Delta_0$;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_3 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_3 > \Delta_0$;
- до класу S_3 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_4 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_4 > \Delta_0$;

- до класу S_4 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_5 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_5 > \Delta_0$;
- до класу S_5 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_2 та a_3 перевищують допустиме відхилення $\Delta_2 > \Delta_0$ та $\Delta_3 > \Delta_0$;
- до класу S_6 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_2 та a_4 перевищують допустиме відхилення $\Delta_2 > \Delta_0$ та $\Delta_4 > \Delta_0$;
- до класу S_7 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_2 та a_5 перевищують допустиме відхилення $\Delta_2 > \Delta_0$ та $\Delta_5 > \Delta_0$;
- до класу S_8 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_3 та a_4 перевищують допустиме відхилення $\Delta_3 > \Delta_0$ та $\Delta_4 > \Delta_0$;
- до класу S_9 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_3 та a_5 перевищують допустиме відхилення $\Delta_3 > \Delta_0$ та $\Delta_5 > \Delta_0$;
- до класу S_{10} відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_4 та a_5 перевищує допустиме відхилення $\Delta_4 > \Delta_0$ та $\Delta_5 > \Delta_0$.



Рис. 2. Інформаційна модель процесу формування навчальної та тестової множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень

Для множини навчальних векторів кожного стану були обрані та задані такі граничні відхилення значень діагностичних ознак $\pm \Delta_i$, як і для локалізації одиничного пошкодження.

Для визначення стану S_i НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_i} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_i) \cdot a_1^0 \\ (1 \pm \Delta_i) \cdot a_2^0 \\ a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}.$$

Для визначення стану S_2 НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_2} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_1) \cdot a_1^0 \\ a_2^0 \\ (1 \pm \Delta_1) \cdot a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}.$$

У відповідності до інформаційної моделі формуємо решту навчальних векторів для класів $S_3 - S_{10}$. Загальну множину навчальних образів для 11 діагностичних станів $S_0 - S_{10}$ представимо у вигляді матриці:

$$P = [P_{S_0}; P_{S_1}; P_{S_2}; P_{S_3}; P_{S_4}; P_{S_5}; P_{S_6}; P_{S_7}; P_{S_8}; P_{S_9}; P_{S_{10}}].$$

Для формування тестових множин векторів використовуються такі значення відхилень діагностичних ознак, як і для локалізації одиничного пошкодження. Таким чином, сформовані навчальна та тестова множини вхідних векторів діагностичних ознак, загальна кількість яких складає відповідно 66 та 44 векторів.

Результати проведених досліджень

За сформованими навчальними множинами проведено навчання класифікатора на основі імовірнісної НМ та проаналізована ефективність багатокласового розпізнавання за визначеними тестовими векторами. Для аналізу ефективності використано показник K , що являє собою

імовірність правильної класифікації і визначається відповідно до [9], як відношення у відсотках кількості векторів, які правильно класифікуються, до загальної кількості тестових векторів.

Програмна реалізація імовірнісної нейронної мережі, що виконана у середовищі Matlab, містить в собі параметр *spread*, який накладає функціональні обмеження на точність та якість класифікації [7, 10]. Тому для розробки нейроме-

режевого класифікатора важливо встановити такі значення (чи діапазон значень) параметра *spread*, за яких досягається максимально можлива величина показника *K*. Відповідно до поставленої мети були проведені модельні експерименти по визначенню показника ефективності від параметра впливу НМ. Результати залежності показника *K* від параметру впливу *spread* для локалізації одичного пошкодження наведено на рис. 3.

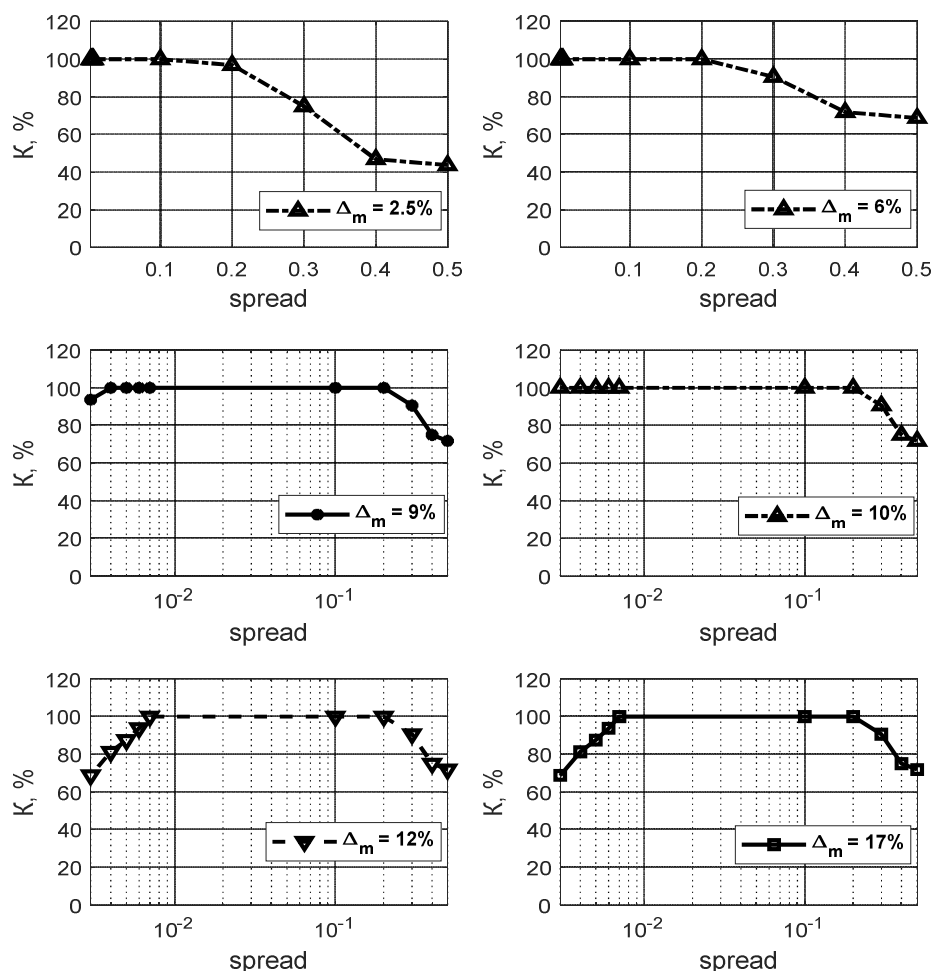


Рис. 3. Результати ефективності класифікатора від параметру впливу *spread* для локалізації одичного пошкодження

Як видно з наведених графіків:

- при відхиленні $\Delta_m = \pm 2,5$ % нейромережевий класифікатор забезпечує безпомилкову класифікацію ($K = 100$ %) в діапазоні значень *spread* < 0,1; при значенні параметру впливу 0,2 коефіцієнт *K* становить 96,88 %, а подальше збільшення *spread* призводить до зменшення ефективності;
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 6$ % ефективність класифікатора досягається 100 % в діапазоні значень параметру впливу *spread* < 0,2; при значенні параметру впливу 0,3 коефіцієнт *K* становить 90,63 %;
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 9$ % класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнання при значеннях *spread* в діапазоні від 0,2 до 0,004; зменшення значення параметру впливу негативно впливають на якість достовірної класифікації: при *spread* = 0,005 відбувається зниження коефіцієнта ефективності *K* до 93,75 %;
- відхилення $\Delta_m = \pm 10$ % співпадає з одним із навчальних Δ_i ; безпомилкова класифікація досягається при значеннях *spread* < 0,2;
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 12$ % коефіцієнт *K* дорівнює 100 % при значеннях параметру впливу в діапазоні від 0,007 до 0,2;

- відхилення елементів тестової множини $\Delta_m = \pm 15\%$ також співпадає з одним із навчальних Δ_i ; результати аналогічні до $\Delta_m = \pm 10\%$ (на графіку не наводиться);
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 17\%$ коефіцієнт K дорівнює 100% при значеннях параметру впливу в діапазоні від $0,007$ до $0,2$.

Відповідно до отриманих результатів проведеного дослідження для локалізації одиничного пошкодження, безпомилкове багатокласове

розпізнавання стану об'єкту досягається розробленим класифікатором на основі імовірнісної НМ при параметрі впливу $spread$ в діапазоні $[0,07; 0,1]$ для всієї множини попередньо визначених вхідних векторів.

Для локалізації двох пошкоджень результати залежності ефективності класифікатора K від параметру впливу $spread$ наведено на рис. 4.

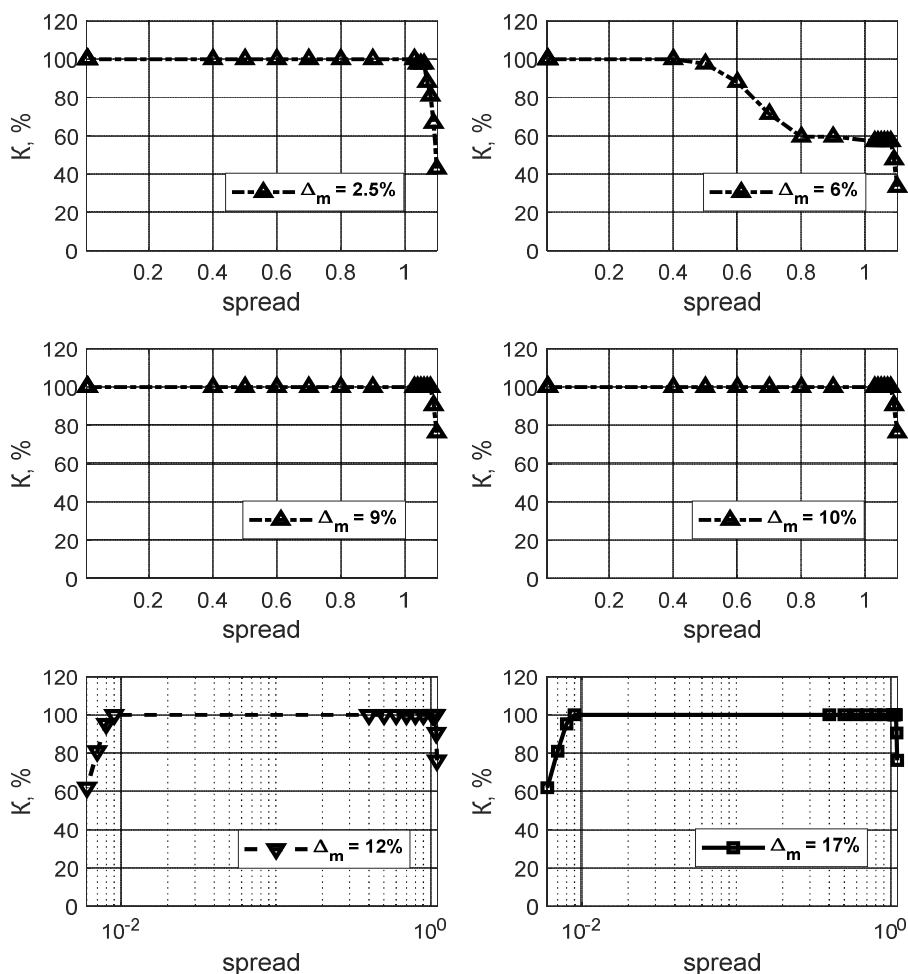


Рис. 4. Результати точності класифікатора від параметру впливу $spread$ для локалізації двох пошкоджень

- Як видно з наведених графіків:
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 2,5\%$ нейромережвий класифікатор забезпечує безпомилкову класифікацію ($K = 100\%$) в діапазоні значень $spread < 1,03$;
 - при відхиленні $\Delta_m = \pm 6\%$ ефективність класифікатора досягається 100% в діапазоні значень параметру впливу $spread < 0,4$; при значенні параметру впливу $0,5$ коефіцієнт K становить $97,62\%$;
 - при відхиленні $\Delta_m = \pm 9\%$ класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання при значеннях $spread < 1,08$;
 - відхилення $\Delta_m = \pm 10\%$ співпадає з одним із навчальних Δ_i ; безпомилкова класифікація досягається при значеннях $spread < 1,08$;
 - при відхиленні $\Delta_m = \pm 12\%$ коефіцієнт K дорівнює 100% при значеннях параметру впливу в діапазоні від $0,009$ до $1,08$;
 - відхилення елементів тестової множини $\Delta_m = \pm 15\%$ також співпадає з одним із навчальних Δ_i ; результати аналогічні як при $\Delta_m = \pm 10\%$ (на графіку не наводиться);
 - при відхиленні $\Delta_m = \pm 17\%$ діапазон параметру впливу аналогічний як при $\Delta_m = \pm 12\%$.

За результатами проведеного дослідження ефективності класифікатора для локалізації двох пошкоджень можна стверджувати, що безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту по всій множині вхідних векторів з різними значеннями відхилення елементів ознак забезпечується розробленим класифікатором з параметром впливу *spread* в діапазоні [0,009; 0,4].

Порівнюючи діапазони отриманих параметрів впливу для локалізації одиничного пошкодження [0,07; 0,1] та локалізації двох пошкоджень [0,009; 0,4], видно, що їх значення перетинаються. Тобто, для двох поставлених завдань є можливість розробити класифікатори на основі ймовірнісної НМ з одним встановленим значенням параметра *spread*, за якого буде досягтися безпомилкове багатокласове розпізнавання.

Висновки

1. Для локалізації можливих одиничних пошкоджень при багатокласовому розпізнаванні для 5-вимірному вектору діагностичних ознак застосовується класифікатор на основі ймовірнісної нейронної мережі, для якого встановлено 6 класів стану складного просторового об'єкта: бездефектний клас S_0 та дефектні S_1 – S_5 . Розділення на класи проведено у відповідності від номера діагностичної ознаки у векторі, відхилення значення якої перевищує встановлене допустиме значення $\Delta_0 = \pm 5\%$, з урахуванням, що кожна ознака пов'язана з координатами місця встановлення первинного перетворювача. Проведено налаштування нейронної мережі відповідно до сформованого масиву навчальних векторів.

2. Для локалізації можливих двох пошкоджень при багатокласовому розпізнаванні стану просторового об'єкту застосовується класифікатор на основі ймовірнісної нейронної мережі, для якого встановлено 11 класів стану складного просторового об'єкта: бездефектний клас S_0 та дефектні S_1 – S_{10} . Розділення на класи проведено у відповідності від номерів діагностичних ознак у векторі, відхилення значення двох з яких перевищують встановлене допустиме значення $\Delta_0 = \pm 5\%$. Сформовано масив навчальних векторів та проведено навчання нейронної мережі.

3. Проаналізовано ефективність багатокласового розпізнавання для завдання локалізації пошкодження за визначеними тестовими векторами. Встановлено, що розроблений класифікатор забезпечує безпомилкове багатокласове розпізнавання тестових векторів для локалізації одиничного пошкодження, якщо параметр впливу мережі *spread* має значення в діапазоні [0,07; 0,1]. Визначено діапазон величин *spread* для локалізації двох пошкоджень, яких складає [0,009; 0,4]. Встановлено, що для вирішення поставлених завдань можливо встановити єдине значення параметру впливу, за якого нейромережевий класифікатор

виконуватиме безпомилкове багатокласове розпізнавання.

Література

1. Speckmann H. Structural Health Monitoring: a contribution to the intelligent aircraft structure. [Електронний ресурс] / H. Speckmann, H. Roesner // Proc. 9th European NDT Confer. (ECNDT), 25-29 Sept., 2006, Berlin, Germany. Режим доступа к информации: <http://www.ndt.net/article/ecndt2006/doc/Tu.1.1.1.pdf>.
2. Nagarajaiah S. Structural monitoring and identification of civil infrastructure in the United States [Text] / S. Nagarajaiah, K. Erazo // Structural Monitoring and Maintenance. – 2016. – Vol. 3. – N. 1. – P. 51–69. DOI: <http://dx.doi.org/10.12989/smm.2016.3.1.051>
3. Adams D. Health Monitoring of Structural Materials and Components: Methods with Applications / D. Adams. – John Wiley & Sons, Ltd., 2007. – 460 p. ISBN: 978-0-470-03313-5.
4. Бурау Н. І. Проблеми інтелектуалізації в системах SHM: оцінювання, прогнозування, багатокласове розпізнавання / Н. І. Бурау, С. О. Цибульник, С. С. Рупіч // Пошкодження матеріалів під час експлуатації, методи його діагностування і прогнозування: праці конференції. – Тернопіль. – 2017. – С. 234 – 237.
5. Shen T. Damage location and identification of the wing structure with Probabilistic Neural Network [Text] / T. Shen, F. Wan, B. Song, Y. Wu // Proceeding of Prognostics and System Health Management Conference (Shenzhen, China, 24-25 May 2011). – IEEE Xplore Digital Library. – 2011. Режим доступа: URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5939524/>.
6. Цибульник С. О. Вдосконалення засобів функціональної діагностики та захисту резервуарів на основі імітаційного моделювання: автореф. канд. техн. наук: 05.11.13 / С. О. Цибульник. – К.: НТУУ «КПІ», 2016. – 27 с.
7. Бурау Н. І. Синтез нейронної мережі для багатокласової діагностики елементів конструкції в експлуатації / Н. І. Бурау, А. Г. Протасов, П. С. Мироненко, С. С. Рупіч // Методи та прилади контролю якості. – Івано-Франківськ: ІФНТУНГ. – 2015. – № 2 (35). – С. 83 – 93.
8. Бурау Н. І. Завдання та моделі багатокласової діагностики складних просторових об'єктів / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Вісник Інженерної Академії України. – 2017. – № 3. – С. 80 – 87.
9. Bouraou N. Multi-class recognition of objects technical condition by classifier based on Probabilistic Neural Network / N. Bouraou, D. Pivtorak, S. Rupich // Eastern European Journal of Enterprise Technologies, 2017. № 5/4 (89). DOI: 10.15587/1729-4061.2017.109968
10. Медведєв В. С. Нейронные сети MATLAB 6 / В. С. Медведєв, В. Г. Потемкин. – М.: Диалог МИФИ, 2002. – 488. с.

УДК 629.735.083.2:620.179.1:004.032.26

Н. И. Бурау, С. С. Рупич*Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского», г. Киев, Украина***ЛОКАЛИЗАЦИЯ ПОВРЕЖДЕНИЯ СЛОЖНОГО ПРОСТРАНСТВЕННОГО ОБЪЕКТА КЛАССИФИКАТОРОМ НА ОСНОВЕ ВЕРОЯТНОСТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

Для решения задачи многоклассовой диагностики сложного пространственного объекта в работе рассмотрен принцип многоканальных интеллектуальных систем мониторинга на основе концепции Structural Health Monitoring. Приведены информационные модели процесса формирования обучающего и тестового множества векторов диагностических признаков для многоклассового распознавания с целью локализации единичного повреждения и двух повреждений. Обоснованы классы технических состояний объектов и сформированы множества обучающих и тестовых входных векторов для поставленных задач. Проведено многоклассовое распознавание состояния пространственного объекта, проанализирована эффективность разработанного классификатора и обоснованы параметры вероятностной нейронной сети для достоверной локализации повреждения.

Ключевые слова: многоклассовое распознавание, вектор диагностических признаков, нейросетевой классификатор, вероятностная нейронная сеть, локализация повреждения, параметр влияния.

N. Bouraou, S. Rupich*National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute», Kyiv, Ukraine***LOCALIZATION OF DAMAGE FROM A COMPLEX DIMENSIONAL OBJECT BY THE CLASSIFIER BASED ON THE PROBABILISTIC NEURAL NETWORK**

The paper deals principle multichannel monitoring system based on the fundamental conception of Structural Health Monitoring for decide problem of multi-class diagnostic to a complex dimensional object. Such systems providing the structural health monitoring for its safe and reliable operation. To detect the state of structural elements according to the analysis of diagnostic information developed probabilistic classifier based on a probabilistic neural network.

Informational models of process to form by training and test sets of vectors of diagnostic features for multichannel recognition to localization of single and plural damages presented.

For the vector containing 5 diagnostic features, 6 classes of technical condition of an object for localization of single damages and 11 classes of technical condition of an object for localization of plural damages are substantiated. Established classes for object state control and the corresponding parameters for each of them.

Formed training set, which forms the basis of learning "teacher", for each class of classifier system diagnostics. Arrays are given training vectors in matrix form. Formed by different types of sets of test vectors to determine the feasibility and effectiveness of the built neural network. The multi-class recognition of the state of dimensional object carried out. Effectiveness of the developed classifier analyzed. Parameters of a probabilistic neural network justified. It is found that error-free multi-class recognition of the object condition over the entire set of input vectors with different values of deviation of feature elements is provided in the range of values of the classifier parameter spread of [0,07; 0,1] for localization of single damages and [0,009; 0,4]. It is established that error-free multi-class recognition of the object condition for solving the tasks is possible to establish a single value of the influence parameter for classifier.

Keywords: multichannel recognition, diagnostic features vector, neural network's classifier, Probabilistic Neural Network, localization of damage, influence parameter.

*Надійшла до редакції
10 листопада 2017 року*

*Рецензовано
22 листопада 2017 року*

© Бурау Н. И., Рупич С. С., 2017