

та експериментальні дослідження показали, що похибка оцінки параметрів оболонки, зокрема, в трипараметровій задачі вимірювання товщини оболонки, товщини діелектричного покриття та питомої електричної провідності може не перевищувати десятих часток відсотка [11].

1. Соболев В.С., Шкарлет Ю.М. Накладные и экранные датчики.–Новосибирск: Наука, 1967.–144с. 2. Дякин В.В., Сандовский В.А. Теория и расчёт накладных вихретоковых преобразователей.–М.: Наука, 1981.–136 с. 3. Приборы для неразрушающего контроля материалов и изделий: Справ. / Под ред. В.В. Клюева.–М.: Машиностроение, 1986.–352 с. 4. Неразрушающий контроль. В 5-ти кн. Кн. 3: Электромагнитный контроль/ В.Г. Герасимов, А.Д. Покровский, В.В. Сухоруков.–М.: Высш. шк., 1992.–320 с. 5. Тетерко А.Я. Створення нелінійної моделі відгуку первинного перетворювача для задач селективного

вихрострумовео контролю // ФХММ.– 1996.– №6.– С. 93-103. 6. Тетерко А.Я. Розробка методів і засобів селективної вихрострумовео дефектоскопії: Автореф. дис. д-ра техн. наук: 05.11.13 / ІФНТУНГ.– Ів.-Франківськ, 2002.–32 с. 7. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач.– М.: Наука, 1986. – 287 с. 8. Молчанов А.А. Моделирование и проектирование сложных систем. – К.: Вища школа, 1988. – 359 с. 9. Цапенко М.П. Измерительные информационные системы.– М.: Энергоатом, 1985. – 440 с. 10. Адаптивные фильтры / Под ред. К.Ф. Коузэна, П.М. Гранта.– М.: Мир, 1988. – 392 с. 11. Тетерко А.Я., Гутник В.І. Нелінійна модель вихрострумовео первинного перетворювача для задач підвищення точності селективних вимірювань параметрів оболонок // Відбір і обробка інформації. - 2002.– Вип..16(92). – С. 18-24.

УДК 681.3.07

## АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ'ЄКТУ ВІБРОАКУСТИЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ НЕЙРОННИМИ МЕРЕЖАМИ

© Бурау Н. І., Зажичський О. В., 2003

Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут"

**Здійснено аналіз точності класифікації стану об'єкта віброакустичної діагностики стохастичною нейронною мережею. Аналіз точності здійснювався за коефіцієнтом ефективності класифікації, як функції параметру впливу стохастичної нейронної мережі. Для підвищення точності класифікації використовується нелінійне перетворення діагностичних ознак**

Вимоги підвищення надійності та ресурсу елементів конструкцій, машин та механізмів спонукають до вдосконалення та подальшого розвитку методів та засобів діагностики дефектів на стадії їх зародження та початкового розвитку. Особливо актуально це питання постає для елементів обортових систем, що мають широке коло застосування, зокрема в енергетиці та авіації. Для таких систем найбільш прийнятними є методи вібраційної та віброакустичної діагностики, які на сьогоднішній день є досить активно досліджуваними і знаходять свій подальший розвиток у застосуванні сучасних методів обробки вібраційних та акустичних сигналів, а також у використанні новітніх інформаційних технологій для розпізнавання технічного стану об'єкта діагностики [1]. Хоча в залежності від складності самого об'єкта діагностики (ОД) та характеру

вібраційних процесів, що протікають в ньому, їх діагностика в цілому та окремі її етапи будуть мати відповідні відмінності, кожна діагностична процедура має на меті визначення технічного стану (ТС) ОД по сукупності його віброакустичних характеристик. Тобто, вирішується задача класифікації або розпізнавання образів, яка в загальному випадку передбачає два рівні розпізнавання [2,3]. На першому рівні має місце розпізнавання корисного сигналу на фоні перешкод для визначення діагностичних ознак, а на другому рівні проводиться класифікація ТС за значеннями виділених на першому рівні ознак.

Якість та ефективність розпізнавання ТС ОД безпосередньо впливає на вірогідність та точність діагностування в цілому, тому задача побудови класифікатора ТС об'єкту є однією з важливих скла-

дових при розробці сучасних інтелектуальних діагностичних систем. На сьогоднішній день така задача є актуальною для побудови системи віброакустичного моніторингу, діагностики та оцінювання початкових втомних пошкоджень обертових елементів авіаційних двигунів (лопаток робочих коліс) [1].

Слід відзначити, що процес віброакустичного моніторингу на стаціонарних та нестаціонарних режимах функціонування двигуна припускає збільшення обсягів діагностичної інформації, а це в значній мірі обмежує ефективність класичних статистично – ймовірнісних методів розпізнавання навіть при використанні процедури стиснення діагностичної інформації в одній чи декількох узагальнених діагностичних ознаках. Тому побудову такого класифікатора доцільно провести з використанням методів штучного інтелекту, а саме, на основі нейронних мереж, які зараз набувають надзвичайного поширення, в тому числі і в задачах діагностики авіаційних двигунів [4,5].

Питання можливості застосування нейронних мереж для класифікації ТС елементів робочих коліс авіаційного двигуна за діагностичними ознаками, отриманими при застосуванні віброакустичного низькочастотного методу вільних коливань, досліджуються в роботі [6]. За результатами проведених досліджень та модельних експериментів як основу для побудови класифікатора доцільно використати дві мережі – багат шарову ( дво- та тришарову) мережу з логістичною та лінійною функціями активації та двошарову стохастичну мережу, які показали найбільшу ефективність при вирішенні задачі класифікації ТС ОД при використанні двовимірних та тривимірних векторів діагностичних ознак, складовими яких є відношення спектральної щільності потужності основної гармоніки та вищих парних гармонік вільних коливань ОД. Висновок про ефективність їх застосування було зроблено на основі візуального порівняння множини векторів, що класифікуються, з результатами класифікації, які наведено на рис. 1.

Зазначені результати отримано під час імітаційного моделювання процесу віброакустичної діагностики початкових втомних пошкоджень (відносно змінювання жорсткості ОД за наявності тріщини знаходиться в межах 0.01,...,0.07). Для класифікації використано по 45 векторів, що класифікуються, для кожного ТС об'єкта (відсутність чи наявність тріщини). Класифікацію проведено з використанням двошарової стохастичної нейронної мережі, перший шар якої містить 77 нейронів, а другий – 2 нейрони. На рис. 2 наведено результати оцінювання сумарної щільності ймовірності двовимірного вектора діагностичних

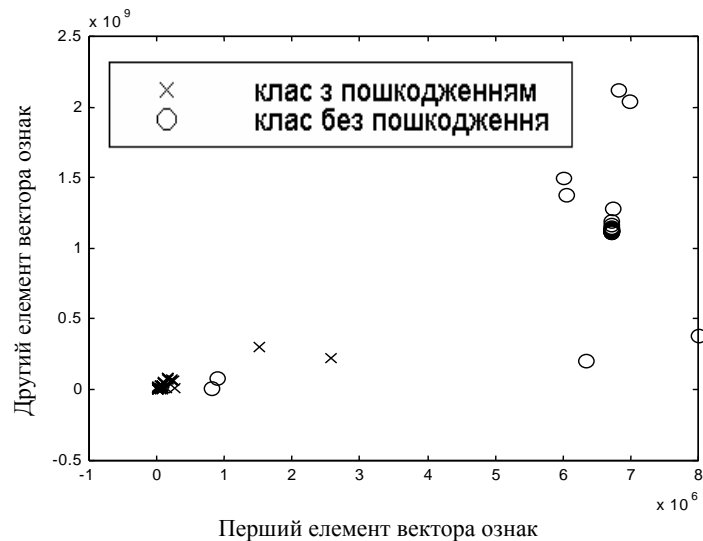
ознак для зазначених вище класів ТС ОД, які показують, що найвища точність класифікації, під якою розуміється ймовірність правильного розпізнавання, має місце в разі попадання тестового вектора ознак в центри визначених класів. Точність класифікації знижується при віддаленні діагностичних ознак від центрів класів, а найнижче значення точності буде мати місце на межі розділення класів, де значення щільності ймовірності ознак для обох класів є однаковими. Як видно з рис. 1 та рис. 2, має місце значна область невизначеності на множині діагностичних ознак, для якої точність класифікації буде найнижчою. При використанні класичних методів розпізнавання ТС в таких випадках роздільну лінію між класами отримують за методами статистичних рішень, наприклад, за методами мінімального ризику чи максимальної правдоподібності [7]. В результаті класифікації за допомогою стохастичної нейронної мережі (рис. 1б) практично весь простір невизначеності було віднесено до класу з пошкодженням. І хоча ціна пропуску дефекту значно вища за ціну хибної тривоги, в більшості практичних випадків ймовірність несправного стану ОД є малою величиною, і, як видно з приведених рисунків, ознаки, що характеризують стан ОД з пошкодженням, групуються в більш обмежених інтервалах значень порівняно з діагностичними ознаками для бездефектного стану. Це означає, що в даному випадку збільшується вірогідність хибної тривоги, що загалом знижує точність класифікації. Тому кількісна оцінка точності класифікації та визначення шляхів її підвищення є важливою задачею при побудові класифікаторів ТС об'єктів, а при використанні нейронних мереж доцільно провести такі дослідження в залежності від характеристик вибраної мережі.

Метою даної роботи є дослідження точності розпізнавання технічного стану об'єкту віброакустичної діагностики на основі порівняльного аналізу множини векторів, що класифікуються, з результатами прийняття рішення про віднесення ОД до одного з двох класів - наявність чи відсутність дефекту.

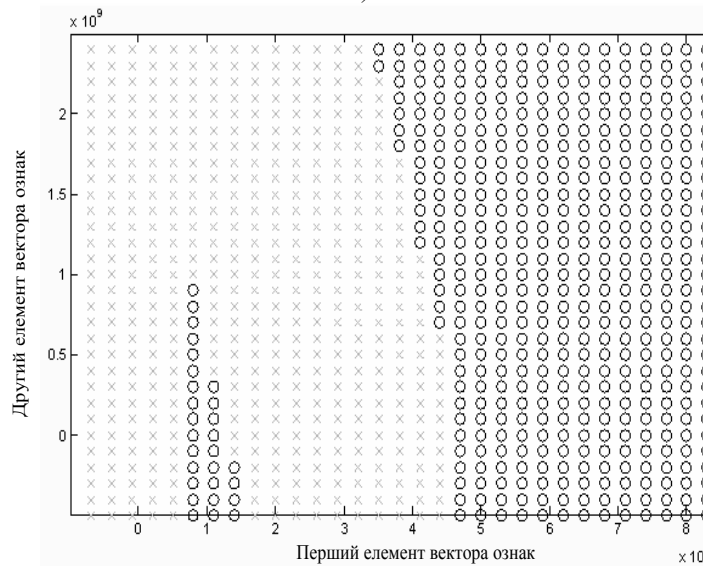
Для оцінки точності класифікації ТС об'єкту стохастичною нейронною мережею розглянемо наведені на рис. 1 множини векторів, що класифікуються, тобто вхідних двовимірних векторів діагностичних ознак, та результат розділення мережею простору ознак на класи. В основу класифікації в стохастичній мережі покладено використання методів Байєса [7,8], за якими для кожного зразка приймається рішення про віднесення його до найбільш ймовірного класу з тих, до яких він може належати. Таке рішення потребує оцінки щільності

ймовірності для кожного класу, для чого використовуються навчальні вектори і для них розглядається функція Гауса з центром у відповідній навчальному вектору точці, а сума цих функцій для всіх векторів і дає необхідну щільність ймовірності. Значення середнього квадратичного відхилення  $\sigma$  функції Гауса задає ширину функцій

активації нейронів і визначає їхній вплив на оцінку сумарної щільності ймовірності, тим самим параметр  $\sigma$  впливає на результат класифікації і, як наслідок, найчастіше його значення вибирається експериментальним шляхом. Результат класифікації на рис. 1б отримано для значення  $\sigma = 0,01$ .



а)



б)

Рис.1. Множина векторів, що класифікуються (а) та результат класифікації (б) за двовимірним вектором діагностичних ознак

Для проведення порівняльного аналізу розб'ємо множину векторів діагностичних ознак та множину результатів на елементарні осередки прямокутної форми, які можуть співпадати чи не

співпадати між собою за віднесенням ОД до одного з визначених класів, причому область невизначеності на множині ознак у відповідності з викладеним вище було віднесено до класу без

пошкодження. Точність класифікації оцінюється за коефіцієнтом ефективності  $K_{ef}$ , який представляє собою ймовірність співпадань елементарних осередків обох множин, тобто є відношенням

кількості осередків, що співпадають за класифікацією стану ОД  $K_{ст}$ , до загальної кількості елементарних осередків  $K_{заг}$ .

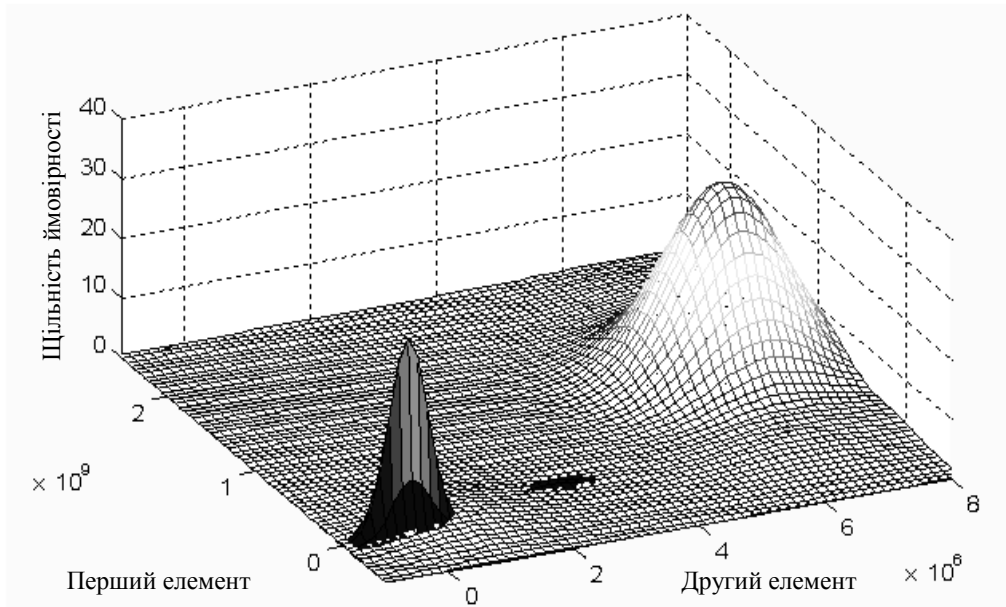


Рис. 2. Сумарна щільність ймовірності діагностичних ознак для двох класів технічного стану об'єкту діагностики

Для  $K_{заг}=1350$  і вказаного вище значення  $\sigma$  коефіцієнт ефективності був 0.53, причому це значення коефіцієнту було максимальним в інтервалі значень параметра впливу  $\sigma$  від 0.001 до 0.05, де забезпечується навчання мережі з нульовою помилкою. Збільшення  $\sigma$  від 0.001 до 0.01 призводить до збільшення  $K_{ef}$  від 0.35 до 0.53, а далі значення коефіцієнту ефективності зменшується до 0.5 при  $\sigma=0.05$ . Таке значення коефіцієнту ефективності зумовлено тим, що, як було вказано вище, область невизначеності на просторі ознак віднесено до бездефектного класу, а мережа розпізнає її як клас з пошкодженням, причому область невизначеності для використаних діагностичних ознак займає практично 50% простору ознак.

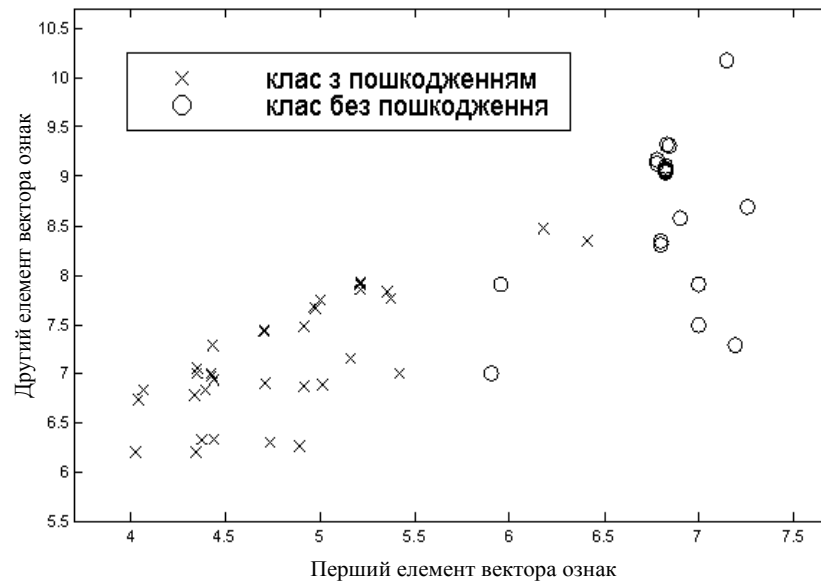
Для підвищення ефективності розпізнавання ТС об'єкту за визначеними ознаками було проведено нелінійне перетворення простору діагностичних ознак шляхом їх логарифмування за допомогою десятичного логарифму. На отриманій множині діагностичних ознак, що наведена на рис. 3а, було проведено навчання стохастичної мережі при змінюванні параметру впливу  $\sigma$  в

межах від 0.005 до 0.18, де забезпечується нульова помилка навчання. Результат класифікації після навчання наведено на рис. 3б.

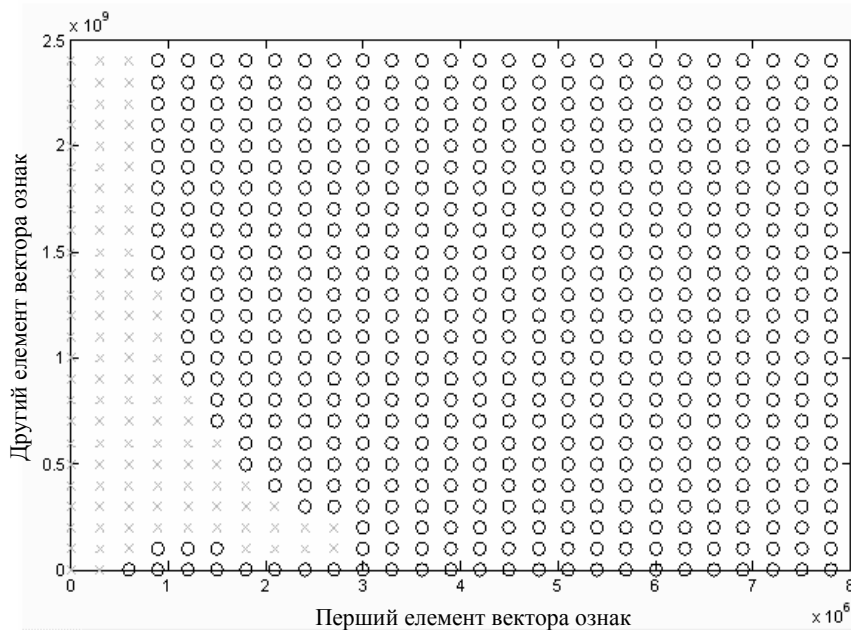
Для вказаних значень параметру впливу проведено оцінювання точності класифікації за коефіцієнтом ефективності. На рис. 4 наведено графіки залежності  $K_{ef}$  від значення параметра  $\sigma$  при використанні для навчання мережі трансформованих ознак (крива 1) та первинних ознак (крива 2). Як видно з наведених графіків, нелінійне перетворення простору ознак призвело до підвищення коефіцієнту ефективності до 0.71, ... 0.85, а також до розширення діапазону значень параметру впливу  $\sigma$ , де точність розпізнавання ТС збільшується при забезпеченні нульової помилки навчання.

Проведений аналіз точності розпізнавання стохастичною нейронною мережею ТС елементів робочих коліс авіаційного двигуна за двовимірними векторами діагностичних ознак, компонентами яких є відношення спектральної щільності потужності основної гармоніки вільних коливань елементу до спектральної щільності потужності вищих парних гармонік (другої та четвертої) показав, що при використанні первинних діагностичних ознак є

значна зона невизначеності на просторі ознак. Тому коефіцієнт ефективності, за яким оцінюється точність класифікації, не перевищує значення 0.53.



a)



б)

Рис. 3. Множина трансформованих ознак (а) та результати класифікації (б)

Для підвищення точності класифікації проведено нелінійне перетворення діагностичних ознак, що дало можливість збільшити значення коефіцієнту ефективності до 0.85 та розширити

діапазон значень параметру впливу стохастичної нейронної мережі, де забезпечується підвищення точності класифікації при нульовій помилці навчання мережі.

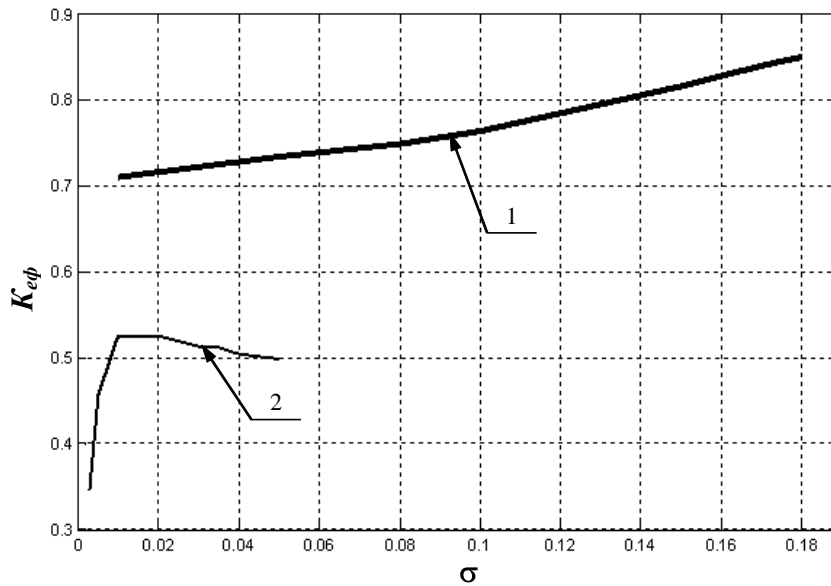


Рис. 4. Графіки залежності коефіцієнта ефективності класифікації від параметру впливу для навчання за трансформованими ознаками (1) та первинними ознаками (2)

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. Балицкий Ф.Я., Иванова М.А., Соколова А.Г., Хомяков Е.И. Виброакустическая диагностика зарождающихся дефектов. – М.: Наука, 1984. – 119 с. 3. Карасев В.А., Максимов В.П., Сидоренко М.К. Вибрационная диагностика газотурбинных двигателей. – М.: Машиностроение, 1978. – 132 с. 4. Кучер А.Г., Дмитриев С.А., Журавлева Л.А., Камышин В.В. Особенности использования FU-GE-NE-SYS алгоритмов в процессе синтеза нейронной модели состояния авиационного двигателя // *Авіаційно – космічна техніка і технологія*. – Харків, 2000. –

Вип.19. – С. 343-346. 5. Куликов Г.Г., Котенко П.С., Фатиков В.С., Арьков В.Ю., Погорелов Г.И. Интеллектуальный контроль состояния авиационных ГТД // *Авіаційно – космічна техніка і технологія*. – Харків, 2002. – Вип.31. – С. 163-167. 6. Бурау Н.И., Тяпченко А.Н., Зажицкий А.В. Классификация состояния объекта виброакустической диагностики с использованием нейротехнических структур // *Авіаційно – космічна техніка і технологія*. – Харків, 2002. – Вип.31. – С. 181-185. 7. Биргер И.А. Техническая диагностика. – М.: Машиностроение, 1978. – 240 с. 8. Каллан, Роберт. Основные концепции нейронных сетей. : Пер. с англ. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2001. – 287 с.