

**С.В. МИХАЛКІВ**, канд. техн. наук, доц. УкрДАЗТ, Харків;  
**В.Г. РАВЛЮК**, УкрДАЗТ, Харків

## **АПАРАТ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ПІДШИПНИКІВ КОЧЕННЯ БУКСОВИХ ВУЗЛІВ РУХОМОГО СКЛАДУ**

В даній статті розглядаються особливості використання апарату штучних нейронних мереж для цілей класифікації великої кількості діагностичної інформації, отриманої від сучасних вібродіагностичних комплексів. Встановлено, що застосування нейронної мережі типу радіальної базисної функції дозволяє класифікувати технічний стан елементів підшипників кочення рухомого складу з точністю 88,48 %.

В данной статье рассматриваются особенности использования аппарата искусственных нейронных сетей для целей классификации большого количества диагностической информации, полученной от современных вибродиагностических комплексов. Установлено, что применение нейронной сети типа радиальной базисной функции позволяет классифицировать техническое состояние элементов подшипников качения подвижного состава с точностью 88,48 %

The properties of artificial neural networks in classification of large amount of diagnostics information are introduced in this paper. The apply of artificial neural networks is found possible in classification a technical condition of the rolling bearings elements of the rolling stock with the accuracy 88,48 %.

**Вступ.** Проблема технічного діагностування буксових вузлів рухомого складу залізниць може розглядатися як частина загальної проблеми – розпізнавання образів. В основі теорії розпізнавання образів лежить аналіз ознак певного об'єкта, що дозволяє визначити одну або більшу кількість найбільш істотних, але недоступних для спостереження характеристик. При розв'язанні завдання розпізнавання доводиться ідентифікувати значущі характеристики об'єкту на підставі непрямих даних та ознак поточного образу – стану, що відповідає цим ознакам.

Традиційний і найпоширеніший підхід до розв'язання завдань параметричного діагностування полягає в тому, що вибирають деяку сукупність параметрів, проводять їх вимірювання, отримані значення порівнюють із значеннями границь області працездатності. При виконанні умов приналежності кожного з параметрів заданої для цієї області до певних класів стану ухвалюється рішення про ступінь працездатності вузла, що діагностується.

Позитивні результати при діагностуванні зазвичай одержують там де виявляється можливим застосовувати непараметричні методи, що здійснюють принцип поділу об'єктів різних класів. Основні труднощі при цьому полягають у завданні обмеженої множини поверхонь або їх наборів, що визначають розподіл. Такі методи найбільш ефективні в завданнях, де є числові ознаки об'єктів стану, які можуть бути розділені поверхнями досить

простого виду.

Під час вирішення діагностичних завдань виникають значні труднощі у визначенні дефектів, бо дефекти можуть маскуватися під нормальний стан, однакові дефекти можуть проявлятися по-різному, а дефекти різного ступеня значимості надавати однакові ознаки. Крім того, необхідно враховувати, що параметричний і вібраційний стан кожного підшипника кочення є його індивідуальною характеристикою, базовою для формування діагнозу про технічний стан. Усе це в цілому ускладнює автоматизацію постановки достовірного діагнозу. Імовірності хибної реєстрації або пропуску дефекту в складних системах, до яких відносяться буксові вузли, не задовольняють сучасним вимогам.

**Аналіз останніх публікацій.** У останні десятиліття в світі бурхливо розвивається нова прикладна область математики, що спеціалізується на штучних нейронних мережах (ШНМ) [1, 2]. Актуальність досліджень у цьому напрямку підтверджується масою різних застосувань ШНМ. Це автоматизація процесів розпізнавання образів, адаптивне керування, апроксимація функціоналів, прогнозування, створення експертних систем, організація асоціативної пам'яті тощо [3, 4].

Вживають спроби використання ШНМ і для діагностики циліндричних роликів підшипників. Однак дотепер не зроблений крок у напрямку узагальнення наявних можливостей і побудови єдиної уніфікованої інтелектуальної структури, на базі якої можна побудувати систему, незалежну (або мінімально залежну) від діяльності людини. Широке коло завдань, які необхідно вирішувати при діагностуванні буксових вузлів з підшипниками кочення із використанням ШНМ, нині не дозволяє створювати потужні універсальні мережі, змушуючи розробляти спеціалізовані ШНМ, що функціонують по різних алгоритмах. Окремим завданням у цьому випадку є організація спільної роботи ШНМ різного типу та архітектури, їхнє навчання й необхідна попередня обробка вихідних даних.

**Мета статті** – обґрунтування вимог з побудови й класифікації діагностичної інформації, що надається вібровимірними засобами, апаратом штучних нейронних мереж, як дієвої конструкції обробки великого масиву досліджуваної інформації.

**Вибір апарату для класифікації технічного стану підшипників кочення буксових вузлів рухомого складу.** Тенденція практичної реалізації систем діагностики – формалізація, спрощення й автоматизація процесу постановки діагнозу. Особливості діагностування підшипників кочення пов'язане зі складнощами визначення термінів повного руйнування їх елементів. Найбільш простим та інформативним параметром для комплексної оцінки технічного стану підшипника кочення є вібрація. Існують багато

різних діагностичних методів за ступенем складності обробки результатів, яким притаманна певна випадковість [3], а ШНМ відносяться до статистичних математичних методів, що дозволяють ставити діагноз при значних випадкових складових сигналу, що обробляється. Отже, для оцінки результатів діагностування буксового вузла з підшипниками кочення доцільно будувати експертну систему на основі математичного апарату ШНМ.

Нині у вібродіагностиці сформовані таблиці «характерних частот», на яких проявляються відомі дефекти. Ці таблиці можуть бути використані як основні правила для створення системи автоматизованого діагностування (САД). Однак реалізація її ефективність практичного використання може сильно відрізнятись в різних системах.

Побудову ШНМ слід здійснювати таким чином, щоб на вхід мережі подавалися нормовані значення амплітуд віброшвидкості й віброприскорення на відповідних частотах і дотримуватися ідеї використання однієї архітектури мережі й різних характеристик цієї мережі для одержання діагнозів стану підшипників кочення. Мережа характеризується властивими їй коефіцієнтами ваг. Шляхом добору цих характеристик для різних підшипників можливе складання списку характеристик мережі стосовно до конкретних типорозмірів підшипників.

Навчання ШНМ – процес одержання ваг стосовно до певного типу підшипника. При навчанні пропонується використовувати математичну модель підшипника, а саме вібраційний спектр деякого віртуального підшипника, (тобто послідовність частот і амплітуд вібрацій, які відповідають даним частотам) зміни характеристик якого повністю контролюються. При навчанні задається пара: вібраційний спектр і діагноз. Діагноз відображає технічний стан, якому відповідає даний спектр. Таким чином відбувається «навчання із учителем».

У підсумку створення САД підшипників повинна бути спроектована єдина архітектура ШНМ. До даної архітектури мережі додається список характеристик (ваг) відносно конкретних типорозмірів підшипників. У процесі експлуатації можливе додаткове навчання мережі діагностичними даними, що накопичуються. Єдиній архітектурі передують комп'ютерне моделювання ШНМ для класифікації результатів діагностування на прикладі нормального (бездефектного) підшипника й підшипника, що має дефект на зовнішньому кільці. Одним із варіантів розв'язку поставленого завдання є застосування ШНМ типу RBF (радіально-базисна мережа), побудованої певним чином. У процесі моделювання визначається необхідна кількість елементів мережі, а також вагові коефіцієнти й зсув мережі.

Математичну основу ШНМ типу RBF становить метод потенціальних функцій, розроблений М. А. Айзерманом, Е. М. Браверманом і

Л. І. Розоноером [1], що дозволяє подати деяку функцію  $y(x)$  у вигляді суперпозиції потенціальних або базисних функцій  $f_i(x)$ .

$$y(x) = \sum_{i=1}^N a_i f_i(x) = a^T f(x), \quad (1)$$

де  $a_i(t) = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$  – вектор параметрів, які підлягають визначенню;

$$f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_N(x))^T \text{ – вектор базисних функцій.}$$

У ШНМ типу RBF як базисні обираються деякі функції відстані між векторами:

$$f_i(x) = f(\|x - c_i\|). \quad (2)$$

Вектори  $c_i$  називають центрами базисних функцій. Функції  $f_i(x)$  обираються невід'ємними й зростаючими при зменшенні  $\|x - c_i\|$ . Як міра близькості векторів  $x$  і  $c_i$  вибираються за звичай або евклідова метрика

$$\|x - c_i\| = \left( \sum_{j=1}^N (x_j - c_{ij})^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad \text{або} \quad \text{манхетенська} \quad \|x - c_i\| = \sum_{j=1}^N |x_j - c_{ij}| \quad \text{де}$$

$$|x_j - c_{ij}| = (x_j - c_{ij}) \operatorname{sgn}(x_j - c_{ij}),$$

$$\operatorname{sgn}(x_j - c_{ij}) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } (x_j - c_{ij}) > 0; \\ 0, & \text{якщо } (x_j - c_{ij}) = 0; \\ -1, & \text{якщо } (x_j - c_{ij}) < 0. \end{cases} \quad (3)$$

ШНМ типу RBF мають високу швидкість навчання, відсутні проблеми із «застряганням» у локальних мінімумах. Однак у зв'язку з тим, що при виконанні безпосередньо класифікації здійснюються досить складні обчислення, зростає час отримання результату.

Інформація про образи ШНМ типу RBF передається із вхідного шару на прихований, що є шаблонним і містить  $p$  нейронів. Кожен нейрон шаблонного шару, отримуючи повну інформацію про вхідні сигнали  $x$ , обчислює функцію:

$$f_i(x) = f((x - c_i)^T R^{-1}(x - c_i)), \quad i = \overline{1, p}, \quad (4)$$

де  $X$  – вектор вхідних сигналів ( $N \times 1$ );

$C_i$  – вектор центрів ( $N \times 1$ );

$R$  – вагова матриця.

Структура ШНМ типу RBF наведена на рис. 1.

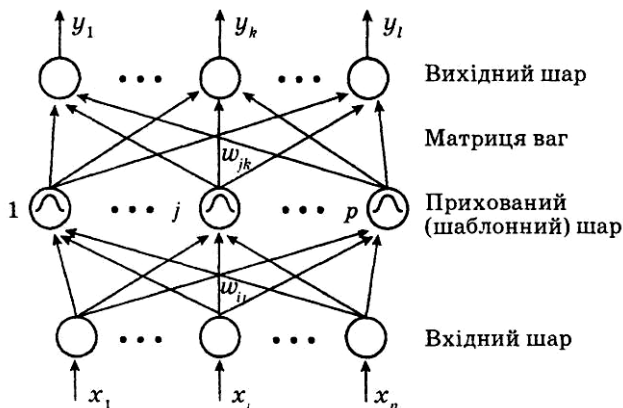


Рисунок 1 – Структура ШНМ типу RBF

ШНМ типу RBF характеризують три типи параметрів:

– лінійні вагові параметри вихідного шару  $\omega_{kj}$  (входять в опис мережі лінійно);

– центри  $C_i$  – нелінійні (входять в опис нелінійно) параметри прихованого шару;

– відхилення (радіуси базисних функцій)  $\sigma_{ij}$  – нелінійні параметри прихованого шару.

Навчання мережі, що полягає у визначенні цих параметрів, може зводитися до одного з варіантів:

– задаються центри й відхилення, а обчислюються тільки ваги вихідного шару;

– визначаються шляхом самонавчання центри й відхилення, а для корекції ваг вихідного шару використовується навчання з учителем;

– визначаються всі параметри мережі за допомогою навчання із учителем.

Перші два варіанти застосовуються в мережах, що використовують базисні функції з жорстко заданим радіусом (відхиленням). Третій варіант,

будучи найбільш складним і трудомістким у реалізації, припускає використання будь-яких базисних функцій.

Отже, навчання мережі полягає в такому:

- визначаються центри  $C_i$ ;
- обираються параметри  $\sigma_i$ ;
- обчислюються елементи матриці ваг  $W$ .

Центри  $C_i$  визначають точки, через які має проходити апроксимована функція. Оскільки велика навчальна вибірка призводить до затягування процесу навчання, у ШНМ типу RBF широко використовується кластеризація образів, при якій подібні вектори поєднуються в кластери, що подаються потім у процесі навчання тільки одним вектором. Нині існує досить велика кількість ефективних алгоритмів кластеризації.

Використання кластеризації описується таким чином

$$\hat{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^P m_i f_i(x) w_{ij}}{\sum_{i=1}^P m_i f_i(x)}, \quad (5)$$

де  $m_i$  — кількість вхідних векторів у  $i$ -му кластері.

У найбільш простому варіанті алгоритм кластеризації  $k$ -середнього, направляє кожен образ у кластер, що має найближчий до даного образу центр [1]. Якщо кількість центрів заздалегідь задана або визначена, алгоритм, обробляючи на кожному такті вхідний вектор мережі, формує в просторі входів мережі центри кластерів. Зі збільшенням кількості тактів ці центри збігаються до центрів даних. Кандидатами у центри є всі виходи прихованого шару, однак у результаті роботи алгоритму буде сформована підмножина найбільш істотних виходів.

Параметр  $\sigma_i$ , що входить у формули для функцій перетворення, визначає розкид щодо центра  $C_i$ . Варіюючи параметри  $C_i$  і  $\sigma_i$ , намагаються перекрити весь простір образів, не залишаючи порожнин. Використовуючи метод  $k$ -найближчих сусідів, визначають  $k$  сусідів центру  $c_i$  і, усереднюючи, обчислюють середнє значення  $\hat{C}_s$ . Величина відхилення  $\hat{C}_s$

від  $C_i$  слугує підставою для вибору параметра  $\sigma_i$ . На практиці часто виправдовує себе вибір:

$$\sigma = \frac{d}{\sqrt{2p}}, \quad (6)$$

де  $d = \max(c_i - c_k)$  – максимальна відстань між обраними центрами;  
 $p$  – кількість нейронів шаблонного шару (образів).

Якщо якість апроксимації є незадовільною, вибір параметрів  $c_i$  і  $\sigma$ , а також визначення ваг  $\omega$  повторюють доти, поки отримане розв'язання не виявиться задовільним.

У табл. і на рис. 2 приведені результати розпізнавання технічного стану підшипників кочення ШНМ типу RBF [5] з різними довжинами тріщин зовнішніх кілець роликових підшипників кочення буксових вузлів вантажних вагонів, вібраційні реалізації яких реєструвались вимірювальним комплексом СВ-01П у вагонному депо "Основа" Південної залізниці.

Таблиця – Ідентифікація пошкоджень ШНМ типу RBF

Довжина тріщини, мм	21,9	28,2	31,3	34,8	37,9
Обрана частота, Гц	76,6				
Відсоток правильно ідентифікованих довжин тріщин зовнішнього кільця					
RBF 12:17-18-5:1	98,0	71,4	69,2	74,6	86,8
RBF 13:16-18-6:1	81,8	83,7	74,5	68,4	90,7
RBF 14:16-20-8:1	99,2	81,6	80,3	89,5	91,8

Таким чином, відповідно до табл. прийнятний результат з виявлення розглянутого пошкодження забезпечила ШНМ типу RBF 14:16-20-8:1 (14 – кількість вхідних змінних, 16-20-8 – кількість елементів в кожному шарі, 1 – кількість вихідних змінних) із середнім результатом розпізнавання тріщини зовнішнього кільця – 88,48 %. Проте ШНМ типу RBF 13:16-18-6:1 із середнім результатом розпізнавання – 79,82 % є найменш точною.

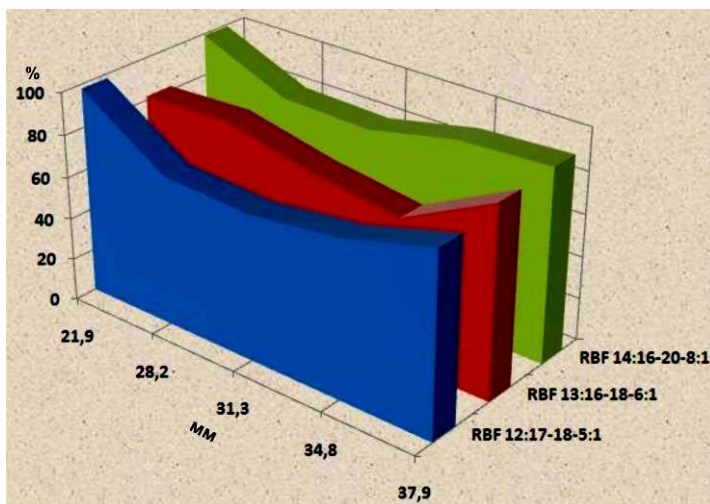


Рисунок 2 – Результати ідентифікації технічного стану зовнішнього кільця підшипника кочення ШНМ типу RBF

## Висновки

Дослідженнями встановлено, що з метою ефективного розпізнавання технічного стану підшипників кочення буксових вузлів рухомого складу слід залучати математичний апарат штучних нейронних мереж, як дієвий засіб з обробки й класифікації великої кількості діагностичної інформації, що надається сучасними вібродіагностичними комплексами. Особливості процедури функціонування та конструкції ШНМ типу RBF дозволяє забезпечити результат розпізнавання 88,48 %, що значно переважає можливості оператора зі швидкості й точності.

**Список літератури:** 1. Руденко О. Г. Штучні нейронні мережі. — Харків: ТОВ „Компанія СМІТ“, 2006. — 404 с. 2. Кветный Р. Н., Кабачий В.В., Чумаченко О. О. Вероятностные нейронные сети в задачах идентификации временных рядов. Наукові праці Вісника національного технічного університету. 2010. № 3 – С. 7 – 15. 3. Неразрушающий контроль: Справочник: В 7 т. Под общ. ред. В. В. Клюева. Т. 7: В 2 кн. Кн. 2: Ф. Я. Баллицкий, А. В. Барков, Н. А. Баркова и др. Вибродиагностика – М.: Машиностроение, 2005. – 829 с. 4. Равлюк В. Г. Вибродиагностика та методи діагностування підшипників кочення буксових вузлів вагонів. Зб. наук. Праць ДонІЗТ. – Донецьк. – 2010. – Вип. 21. – С. 177 – 189. 5. Куликов Г. Б. Диагностика механических систем привода полиграфических машин с использованием искусственных нейронных сетей: Дис. докт. техн. наук: 05.02.13. – Москва, 2008. – 385 с.

Надійшла до редколегії 05.04.2012