УДК 621.3

Н.О. Матвєєва

ДОСЛІДЖЕННЯ ФОРМИ СИГНАЛІВ ДЕФЕКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Анотація. Досліджена можливість застосування нейтронної мережі Кохонена для класифікації сигналів дефектоскопії. Навчена карта Кохонена промодельована на перевірочній множині сигналів
Ключові слова: сигнал, нейронна мережа, ваговий коефіцієнт, цільова функція.

Вступ. Інтенсивний розвиток промисловості й підвищення вимог до якості й надійності продукції вимагають постійного вдосконалення методів неруйнівного контролю. При проведенні контролю великогабаритних виробів з композитних матеріалів (машино- та суднобудування, аерокосмічна галузь) накопичується великий обсяг інформації. Це вимагає її змістовної обробки з метою виявлення місцезнаходження дефектів. В залежності від форми отриманих сигналів можна визначити тип та розміри тріщини, постає задача класифікації сигналів.

Останнім часом для вирішення задач класифікації та кластерізації активно застосовують нейронні мережі[1 - 5]. Розв'язання задачі класифікації поділяє дані на наперед визначені групи або класи. За методами машинного навчання утворення таких груп називають «навчанням з вчителем». При кластерізації групи, на які поділяють дані, наперед не відомі і визначаються в процесі поділу на основі властивостей цих даних. Кластерізація виконується методами, що реалізують «навчання без вчителя» встановленням подібності даних на визначених атрибутах баз даних. Кластерізація даних може бути виконана із застосуванням нейронних мереж, що само організуються. Такі мережі поділяються на два основних класи за способом навчання – неконкурентним та конкурентним. Перший спосіб використовує навчання за алгоритмом Геббса[2], а другий – у картах, що само організуються (SOM – self organizing maps). Найпоширенішим прикладом SOM є мережі Кохонена [1].

Постановка задачі. Метою даної роботи є класифікація сигналів, отриманих при проведені вихорострумового контролю композитних матеріалів, із залученням нейтронної мережі Кохонена. Для навчання нейромережі та оцінки якості її роботи всю множину даних про сигнали розбито на дві частини – навчальну та перевірочну.

Теоретичне обґрунтування. Нейромережі, що само організуються, складаються з фіксованої кількості елементів – нейронів. Нейрони зображуються кружечками на площині, їхню множину називають картою нейронів, їхнє взаємне розташування – топологією мережі. Загальноприйнятими топологіями є прямокутна або шестикутна гратка, у вузлах якої розташовані нейрони. Кожному нейрону ставиться у відповідність вектор довжини m, який називають ваговим, або вагою нейрона та позначають $\omega_j=(\ \omega_{j1},\ \omega_{j2},\ ...,\omega_{jm})^T$, $j=1,\ 2,\ ...,\ l$, де l – кількість нейронів у карті. При цьому закономірності, за якими утворюються кластери визначають розбиття множини ваг нейронів. Мережа, в якій відбувся такий перерозподіл ваг нейронів називається *навченою*, а процес перерозподілу - *навчанням*.

Мережа Кохонена складається з двох частин – m вхідних нейронів та карти нейронів. Кластери з нейронів мережі утворюються за спеціальним алгоритмом з рекурсивним перерахуванням компонентів ваг нейронів. Кожному вхідному вектору та близьким йому векторам відповідає група нейронів з близькими вагами. У процесі навчання кожний вхідний вектор порівнюється з векторами ваг всіх нейронів, серед яких вибирається той, що задовольняє умову екстремуму певної цільової функції. Нейрон, для якого виконано умову екстремуму називається нейроном-переможцем. Знаходження нейрона-переможця дало процесу навчання назву «змагання». Очевидно, що нейрон-переможець існує для довільного вхідного вектора. Цільовою функцією найчастіше вибирається евклідова відстань між вхідним та ваговим векторами або їх скалярний добуток. Топологічна впорядкованість досягається за допомогою використання поняття «сусідство»(кількість нейронів, що оточують нейрон-переможець). Відповідно швидкості навчання, розмір сусідства поступово зменшується, так, що спочатку до нього належить досить велике число нейронів (можливо вся карта), на самих останніх етапах сусідство стає нульовим і складається лише з нейрона-переможця. При навчанні корекція застосовується не тільки до нейрона-переможця, але й до всіх нейронів з його поточного сусідства. У результаті такої зміни початкові досить великі ділянки мережі іммігрують убік навчальних векторів.

Цикл навчання триває до досягнення системою потрібного стану. За критерій зупину процесу навчання можна використовувати наступне: топологічна впорядкованість карти ознак (матриці ваг); зміни ваг стають незначними; вихід мережі стабілізується, тобто вхідні вектора не переходять між кластерними елементами.

Оцінка якості роботи класифікатора здійснюється поданням на вхід мережі вхідного вектору з перевірочної множини, знаходженням нейрона-переможця та його ознаки.

Алгоритм навчання мережі Кохонена виглядає в такий спосіб:

1. Ініціалізація мережі. Ваговим коефіцієнтам мережі надати невеликі випадкові значення .

2. Випадковим чином вибрати вектор із вхідної множини.

3. Для кожного вихідного нейрона j обчислити відстань (1) між його вектором ваг w_j і вхідним вектором x:

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(w_{ij} - x_i)^2}\,. \qquad (1)$$

4. Знайти вихідний нейрон-переможець j_{min} з мінімальною відстанню (1);

5. Для вихідного нейрона-переможця j_{min} і для його сусідів обновити вектори ваг за правилом (2).

$$w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t) + e(t).\ h(t, j, m).\ (x_i\text{-}w_{ij}(t)) \qquad (2)$$

де:

- $w_{ij}(t)$ - значення вагового коефіцієнта зв'язку вхідного нейрона i і вихідного нейрона j у момент часу t ;
- $h(t, j, m)$ - значення функції сусідства із центральним нейроном вихідного шару m для нейрона вихідного шару j у момент часу t;
- $e(t)$ - коефіцієнт швидкості навчання в момент часу t ;
- x_i - вихід нейрона першого шару номер i.

6. Повторити з п.2 для всіх елементів вхідної множини.

Практична реалізація. Для моделювання процесу класифікації сигналів використовувалось обчислювальне середовище Matlab[7, 8]. У якості навчальної множини для нейронної мережі Кохонена запропоновані значення різниці експонент[6] у точках $x= -2, -1.9, ..., 2$:

$$y(x) = exp(-1{,}5x^2) - k \cdot exp(-3x^2) \qquad (3)$$

де k змінюється від 0 до 1. Вираз (3) при зміні значень k описує різні форми сигналів вихорострумової дефектоскопії: при k = 0ч0.35

одержуємо вузький унімодальний сигнал, котрий характерний для довгої тріщини, довжина якої перебільшує зону контролю. При зміні k = 0.35ч0.55 отримуємо положистий унімодальний сигнал, характерний для тріщин меншої розмірності. Беручи k = 0.6ч1 дістаємо бімодальний сигнал, який мають маленькі тріщини (при $k = 1$ – точковий дефект).

Формуємо мережу, що само організується, у вигляді одновимірного шару з 3 нейронів та виконаємо навчання на протязі 200 ітерацій. Навчену нейромережу використаємо для класифікації вхідних векторів з перевірочної множини. Для отримання перевірочної множини значення k з виразу (3) змінювалось за допомогою генератора випадкових чисел на інтервалі від 0 до 1.

На рис. 1 наведена отримана топологія карти Кохонена. Вершини вхідних векторів позначені хрестиками. Вагові коефіцієнти нейронів, котрі визначають центри кластерів, відзначені великими точками, з'єднаними суцільною лінією.

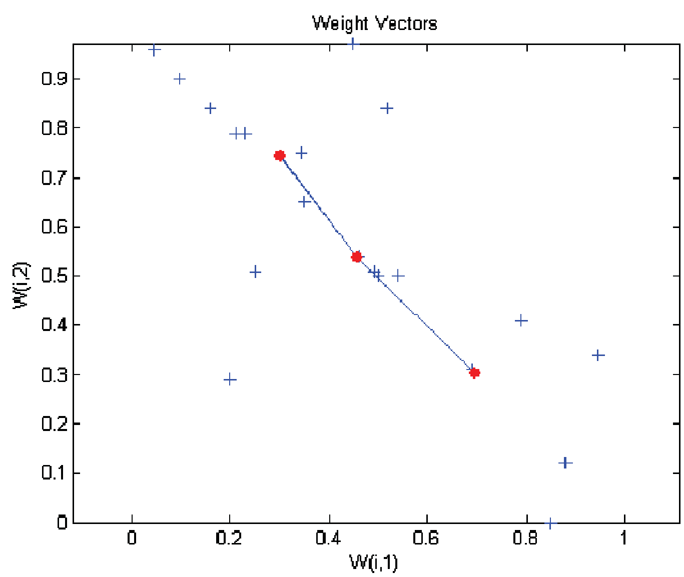

Рисунок 1 - Топологія карти Кохонена

Мережа підготовлена до кластерізації вхідних векторів, які беруться з перевірочної множини. На рис. 2 показано розподіл векторів з перевірочної множини за кластерами.

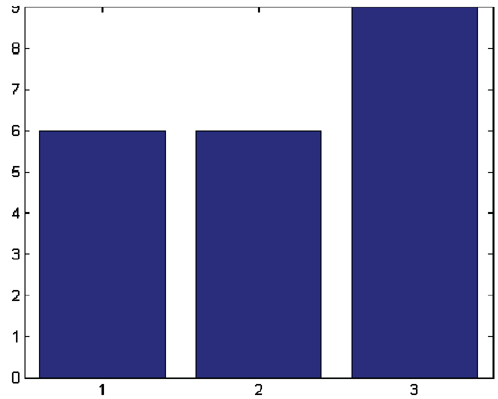

Рисунок 2 - Розподілення векторів за кластерами

Висновки. З метою класифікації сигналів дефектів запропоновано використання нейронної мережі Кохонена, що дозволило серед отриманих сигналів виділяти: вузький унімодальний, положистий унімодальний та бімодальний.

ЛІТЕРАТУРА

1. Kohonen T/ Self-organized Formation of Topologically Correct Feature Naps //Boilogical Cybernetics/ =1982/- 43. -P. 59-69/
2. Haykin S/ Neural Networks – a Comprehensive Foundation. - Prentice Hall, 1999.
3. Аксенов С.В. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии) / С.В. Аксенов, В.Б. Новосельцев – Томск: Изд-во НТЛ, 2006. – 128 с.
4. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 176 с.
5. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006
6. Хандецкий В.С. Спектральная идентификация сигналов в дефектоскопии композитов с использованием теории статистических испытаний / Хандецкий В.С., Герасимов В.В. //Вісник ДНУ: Фізика. Радіоелектроніка. – Дніпропетровськ: – 2003. № 10. – С. 128 – 132
7. Дьяконов В., Круглов В. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник. – СПб.: Питер, 2001. – 480 с.
8. Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с

Отримано 11.09.2009р.