

УДК 620.179.14

В. С. Хандецкий, Є. В. Канаков, Т.В. Пастушкін

**РОЗПІЗНАВАННЯ ВИКРИВЛЕНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ДЕФЕКТІВ
ПРИ ЗМІНІ ЇХ ФОРМИ Й РОЗТАШУВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

Вступ. Задача розпізнавання зображень дефектів типа розшарувань в багатошаровому композиті в значній мірі ускладнюється внаслідок впливу шуму. В якості шумових факторів для різних методів дефектоскопії, наприклад ультразвукового, радіохвильового, вихорострумового, електроємнісного, виступають структурні неоднорідності композиту, складний мікрорельєф його поверхні, наявність дислокацій мікродефектів, зміна кута розташування дефекту відносно зовнішньої поверхні виробу, тощо. Крім того, практика показує, що дефекти, типу розшарувань мають різноманітну форму, вони можуть розташовуватись в різних місцях зони контролю датчика.

Для розпізнавання зашумлених зображень дефектів доцільно використовувати нейронні мережі [1 - 4].

Існує велика кількість нейронних мереж, тому вибір моделі та її архітектури є нетривіальною задачею, адже нема чітких критеріїв, що дозволяють дослідникові застосувати нейронні мережі без попереднього з'ясування, чи здатна вона взагалі розв'язати поставлену задачу. Тому вибір топології нейронної мережі її кількісних параметрів та навчальних послідовностей є здебільшого емпіричним.

Для вирішення поставленої задачі обрано мережу зворотного поширення помилки. Її архітектура була розроблена в 70 – х роках. Зараз парадигма Backpropagation є найбільш популярною й ефективною моделлю навчання для складних, багатошарових мереж.

Теорія навчання нейронних мереж розглядає три фундаментальні властивості, пов'язані з навчанням на прикладах: ємність, складність зразків і обчислювальна складність. Під ємністю розуміється, скільки зразків може запам'ятати мережа, і які функції і границі прийняття рішень можуть бути в ній сформовані. Складність зразків визначає число навчальних прикладів, необхідних для досягнення здатності

мережі до узагальнення. Занадто мале число прикладів може викликати «недонавченність» мережі, коли вона добре функціонує на прикладах навчальної вибірки, але погано - на тестових зразках, що підлягають тому ж статистичному розподілу.

Постановка задачі. Для дослідження топології та кількісних характеристик нейронних мереж, призначених для аналізу викривлених зображень дефектів, проведене моделювання в середовищі Matlab 7 з використанням вбудованої мови програмування. При моделюванні були прийняті наступні умови: розмір площини аналізованої ділянки по поверхні виробу складає 10 × 10 елементів. Зображення бездефектної ділянки має білий колір і відповідає першій градації. Максимальний сигнал, одержаний від дефекту, позначається чорним кольором і відповідає п'ятій градації. Для відображення проміжних інтенсивностей сигналів від дефектів використовуються друга, третя та четверта градації сірого кольору.

Для надання нейронній мережі можливості кластеризувати зображення, необхідно встановити деякі правила, за якими мережа відноситиме зображення до того, чи іншого класу:

1. центр кластера дефекту – точка з інтенсивністю сигналу від дефекту в 5 одиниць (чорний колір на зображенні);
2. шари кластера дефекту – точки з інтенсивністю сигналу від дефекту в 5 одиниць (чорний колір на зображенні);
3. шари дефекту – точки, віддалені від найближчої точки з інтенсивністю сигналу в 5 одиниць на певну відстань, що мають інтенсивність сигналу зворотно пропорційну цієї відстані.

Усі точки з інтенсивністю сигналу 5 будемо вважати дефектом. Розглянемо зображення дефекту, розмір якого не перевищує 3 × 3 клітини, що відображене матрицею (1).

Основна частина. Встановимо відповідність між зображеннями, які будемо подавати на вхідний шар нейронної мережі, та цільовими векторами.

1	2	3
4	5	6
7	8	9

(1)

В зображенні уся ця матриця заповнена чорним кольором, навколо неї концентрично розташовані шари с інтенсивністю сірого 4, 3, 2, далі білий колір (перша градація). В зображенні, що

подається на вхід нейронної мережі може бути відсутнім, чи елемент з номером 1 в матриці (1), чи елемент з номером 2, чи – 3. Цільовий же вектор в будь-якому випадку відображує повну матрицю (1), тобто зображення має вигляд чорного квадрату (інтенсивність сигналу 5) оточеного білим кольором (інтенсивність сигналу 1).

Для моделювання виберемо нейронну мережу Елмана [2], що навчається за допомогою процедури зворотного розповсюдження. Ця мережа звичайно містить вхідний шар, один схований шар і вихідний шар. При цьому існує зворотний зв'язок, що йде з виходу схованого шару на його вхід. Цей рекурентний зв'язок дозволяє мережі визначати й генерувати дані, що змінюються в часі. Це найкраще підходить для рішення поставленої задачі. Мережа Елмана має кращі здатності до узагальнення, чим інші моделі мереж. У порівнянні з нею нейронна мережа без рекурентних зв'язків зі зворотним поширенням помилки має більш високу швидкість роботи й навчання, але здатності до узагальнення даних у такої мережі істотно нижче [5]. Враховуючи розмір нашої матриці (10 × 10 елементів) вхідний і вихідний шари нейронної мережі повинні містити по 100 елементів. Передатна функція схованого шару – логарифмічний сигмоїд, кількість нейронів у схованому шарі – 401[2].

Навчання мережі будемо здійснювати наступним чином. Спочатку мережу навчимо на визначеній множині «чистих» вхідних зображень. Після того, як мережа успішно закінчить навчання на чистих зображеннях, подамо на вхід мережі набір з попередніх зображень, але в суміші з шумом. Шум накладається наступним чином:

$$Y = P + \text{randn}(100, Q) \cdot 0,15 \cdot \lambda, \quad (2)$$

де P – вектор, що відповідає «чистому», неспотвореному зображенню, $\text{randn}(100, Q)$ – функція Matlab 7, що створює матрицю 100, Q , елементи якої мають значення, розподілені за нормальним законом з середнім значенням 0, та стандартним відхиленням 1, значення множника $\lambda = 2$. Обчислювальний експеримент показав, що такий шум практично змінює колір клітин зображення P на ± 1 градацію сірого, кількість клітин, що змінює колір відповідає $\gamma = 7,9$ % шуму.

Методика підрахунку помилки в процесі навчання мережі наступна.

Значення середнього квадратичного відхилення σ обчислюється відповідно до формули:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^{100} \left(\frac{Y_i - T_i}{4} \right)^2 \quad (3)$$

де Y_i - одержаний вихід мережі, T_i - бажаний вихід мережі, коефіцієнт 4 обрано рівним сумі кількості градацій зображення дефекту (градації: 2, 3, 4, 5). Відносну помилку обчислимо звичайним чином: $\gamma = \sigma / Y_{cp}$. Якщо усі клітини матриці заповнені чорним кольором, то $Y_{cp}^{\max} = 5$, якщо білим, то $Y_{cp}^{\min} = 1$. Прийmemo $Y_{cp} = 2,5$; оскільки $\sigma_{\max} = 10$, то $\gamma_{\max} = \sigma_{\max} / Y_{cp} = 4$.

При цьому

$$\gamma, \% = k \cdot \gamma \cdot 100\%,$$

де $k = 0,25$. Тоді $\gamma_{\max} = 4$ відповідає 100 % помилці. В табл. 1 представлені значення помилки $\gamma, \%$ в залежності від величини відхилення $Y_i - T_i$ в одній з 100 комірок матриці.

Таблица 1

Значення помилки нейронної мережі

$Y_i - T_i$	1	2	3	4
σ^2	0,0625	0,25	0,5625	1
$\gamma, \%$	2,5	5	7,5	10

Останній набір зображень, що використовується при навчанні, містить значно спотворені шумом зображення. Це досягається збільшенням множника 0,15 в (2) до 0,30. Обчислювальний експеримент показав, що у більшості випадків колір клітин зображення P як і раніше змінюється на ± 1 градацію, але вже зустрічаються зміни й на ± 2 градації. При цьому рівень шуму складає $\gamma = 17,3$. Для множників в (2), що дорівнюють 0,1 і 0,2 значення шуму відповідно складають $\gamma = 4,3 \%$ та $\gamma = 12,5 \%$.

Перший набір для навчання нейронної мережі оберемо таким, що складається з множини вхідних векторів, які містять зображення 1 типу (повна матриця (1)), причому координати центру цього кластеру будемо розташовувати в усіх клітинах матриці. Таким чином перший вхідний набір буде містити 100 зразків для навчання. Прийmemo, що мережа повинна завершити навчання по досягненню квадратичної помилки $\sigma^2 = 0,16$, що відповідає $\gamma = 1\%$. На навчання без шуму

витрачено 338.67 сек. При моделюванні використовувався комп’ютер AMD Athlon(tm)XP1800 + (1,53ГГц), 256 MB DDR.

На другому етапі на вхід попередньо навченої мережі подано 100 «чистих» зразків типу 1, до яких додали 100 таких же зразків, спотворених шумом з множником 0,15 (2), до яких додали ще 100 зразків, спотворених шумом з множником 0,3. Таким чином за одну епоху обробляється вже 300 зразків. Прийmemo, що мережа повинна закінчити навчання по досягненню квадратичної помилки $\sigma^2 = 1$, що відповідає $\gamma = 2,5\%$ (у відповідності з табл. 1 це відповідає відхиленню вихідного зображення від зразкового в одній клітці з 100 на одну градацію кольору).

На навчання з шумом витрачене лише 21.63 сек. Як видно, вже попередньо навчена на «чистих» зразках мережа навчилась обробляти спотворені зображення усього за 15 епох.

На заключному етапі проведемо навчання мережі ще на 100 «чистих» зразках, щоб перевірити, чи не втратила мережа спроможність обробляти «чисті» зображення (явище «перенавчання»). Прийmemo, як і у першому випадку, що $\sigma^2 = 0,16$.

На навчання без шуму витрачено 0,36 сек. На цьому процес навчання закінчимо.

Проведемо тестування мережі послідовно подавши на її вхід набори:

100 «чистих» зображень – P;

100 зображень, спотворених шумом з множником 0,1 – P1;

100 зображень, спотворених шумом з множником 0,2 – P2;

100 зображень, спотворених шумом з множником 0,3 – P3.

Для того, щоб уникнути випадкових значень, здійcнимо тестування мережі наборами [P, P1, P2, P3] сто разів, при цьому одержимо середні значення помилок і максимальні значення для 100 тестувань.

Одержані результати. Результати тестування наведені в табл. 2. Результати роботи мережі по розпізнаванню зображень ефектів 1 типу.

Набір 2 типу для навчання нейронної мережі оберемо таким, що відповідає матриці (1), в якій є відсутнім чи елемент с номером 1, чи елемент з номером 2, чи елемент з номером 3. Цільовий вектор завжди відповідає повній матриці (1). Координати центрів

відповідних кластерів будемо поміщати у кожен клітинку матриці. Якщо в описаний набір включити також зображення 1 типу, то загальний набір 2 типу буде містити 400 зразків для навчання. Процес навчання протікав наступним чином.

Таблиця 2

Рівень шуму, %	Середня помилка, %		Максимальна помилка, %	
	Мінімальна	Максимальна	Мінімальна	Максимальна
4,3 (P1)	0	0,4	0	4,1
12,5 (P2)	0	1,4	1,5	8,2
17,3 (P3)	0	3,1%	3,8	16,0

1. На вхід ненавченої мережі подано 400 «чистих» зразків. Мережа завершає навчання при досягненні $\sigma^2 = 0,16$. На навчання витрачене 1031 сек.

2. На вхід попередньо навченої мережі подано 400 «чистих» зразків; до яких додали 400 таких же зразків, спотворених шумом з множником 0,15; до яких додали 400 таких же зразків, спотворених шумом з множником 0,3 (таким чином за одну епоху обробляється вже 1200 зразків). Мережа повинна завершити навчання при досягненні $\sigma^2 = 1$. На навчання витрачено 103,61 сек.

3. Повторимо навчання мережі на 400 «чистих» зразках, щоб перевірити, чи не втратила мережі спроможність обробляти «чисті» зображення (явище перенавчення), $\sigma^2 = 0,16$. На навчання витрачено 0,77 сек.

Результати тестування наведені в табл. 3.

Результати роботи мережі по розпізнаванню зображень дефектів 2 типу

Таблиця 3

Рівень шуму, %	Середня помилка, %		Максимальна помилка, %	
	Мінімальна	Максимальна	Мінімальна	Максимальна
4,3 (P1)	0	0,2	0	4,9
12,5 (P2)	0	0,9	0,1	10,6
17,3 (P3)	0	2,2	0,2	19,0

Результати, наведені в табл. 2,3 показують на задовільну роботу мережі, особливо враховуючи те, що при попаданні центру кластеру в межах клітини, розташовані по периметру матриці, зображення є неповним.

ЛІТЕРАТУРА

1. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2001- 326 с
2. Хандецкий В. С., Кучеренко О. Е. Імовірнісні характеристики нейромережної ідентифікації зображень дефектів з використанням нечіткої логіки. – Системні технології, 6(41), 2005, с. 54-64.
3. Хандецкий В. С., Антонюк И. Н. Исследование искусственных нейронных сетей для идентификации модуляционных импульсов дефектов. – Дефектоскопия, № 4, 2001, с. 45 – 54.
4. Khandetskyu V., Antonyok I. Signal processing in defect detection using back – propagation neural networks. – NDT8E International, 35, 2002, pp. 483 – 488.
5. Elman I. L. Finding structure in time. – Cognitive Science, vol. 14, 1990, pp. 179- 211.

Получено 08.11.2006 г.