

УДК 621.3

В.С. Хандецький, С.Г. Лебедев, Д.П. Сівцов

## СТВОРЕННЯ КОМПЛЕКСНИХ АЛГОРИТМІВ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДЕФЕКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

**Вступ.** В задачах ідентифікації сигналів та зображень дефектів використовуються нейромережні технології [1-3]. У порівнянні з іншими методами обробки сигналів вони дозволяють досягнути задовільну з точки зору практики вірогідність виявлення та ідентифікації форми дефекту. Ідентифікація базувалась на алгоритмі зворотного розповсюдження помилки та його модифікаціях. Цей алгоритм забезпечує досить високі значення вірогідності ідентифікації, але потребує багато часу на навчання і на роботу, а також значних комп'ютерних ресурсів.

Тому актуальним є порівняння нейромережних технологій, які за своїми властивостями в найбільшій мірі відповідають поставленій задачі.

**Постановка задачі.** Для порівняльного аналізу нейронних мереж доцільно використовувати тестові зображення дефектів простої форми. Найбільше для цього підходять зображення дефектів суцільності в непрозорих плівках, стрічках, металевій фользі, що реєструються з використанням оптичних методів [4,5]. Для реєстрації зображень дефектів доцільно використовувати матрицю невеликої площі. Ми використовували матрицю 10x10 клітин. Світлова пляма найбільшої яскравості моделювалася квадратом білого кольору (градація 5) кількість градацій сірого кольору (дифракційна картина) обмежена п'ятьма, від 0 до 5, де 0 відповідає чорному кольору.

**Основна частина.** Зображення дефектів подаються у вигляді білих квадратів (прямокутників) розмірами 2x2, 2x3, 3x3, 4x5, 5x5 з градацією 5. Ці прямокутники дефектів знаходяться в колі замкнених шарів сірого кольору зі спадаючою від шару до шару градацією. Ширина кожного шару складає одну клітину.

---

© Хандецький В.С., Лебедев С.Г., Сівцов Д.П., 2009

Зашумлення зображення дефекту здійснюється шляхом додавання матриці з шумом до початкової матриці. Рівень шуму визначається як сума модулів різниць зашумленої та незашумленої матриць. В роботі використовуються рівні шуму  $\alpha = 10, 30, 50, 70, 90$ .

В процесі навчання нейронної мережі береться робочий набір, що складається з чистих, незашумлених даних, до нього додається такий же у суміші з шумом рівня 10, потім такий же з шумом рівня 30 і так далі, доки не буде отримано бажаний рівень шуму. При цьому, якщо початковий незашумлений набір містить  $10 \times 10 = 100$  елементів, та навчальний набір з рівнем шуму  $\alpha = 10$  містить 200 елементів, з рівнем шуму  $\alpha = 50$  – 400 елементів, з рівнем шуму  $\alpha = 90$  – 600 елементів.

Тестується мережа на зображенні з заданим рівнем шуму.

Для моделювання дефектів використовується 21 тип тестових зразків. Кількість варіантів робочого набору дорівнює кількості можливих варіантів розміщення зображення дефекту на матриці при умові, що це зображення повністю знаходиться на матриці. Наприклад, для зображення дефекту  $3 \times 3$  кількість варіантів робочого набору складає 64. Розглянемо типи тестових зразків. Їх класифікація та описання наведені в таблиці 1.

Таблиця 1

Типи тестових зразків

№ тестового зразку	Розміри цільового зображення	Площа даного зразку	Описання даного зразку
1	$3 \times 3$	9	Квадрат розміром $3 \times 3$ клітки
2	$3 \times 3$	8	Кутова праворуч клітка зовнішнього шару квадрату має градацію 4 сірого кольору
3	$3 \times 3$	8	Кутова ліворуч клітка зовнішнього шару квадрату має градацію 4 сірого кольору
4	$3 \times 3$	8	Центральна клітка зовнішнього шару квадрату має градацію 4 сірого кольору
5	$2 \times 3$	7	Дві клітки праворуч зовнішнього шару квадрату розміром $3 \times 3$ мають градацію 4 сірого кольору
6	$2 \times 3$	7	Дві клітки ліворуч зовнішнього шару квадрату розміром $3 \times 3$

			мають градацію 4 сірого кольору
7	2x2	4	Квадрат розміром 2x2 клітки
8	2x2	3	Кутова праворуч клітка квадрату розміром 2x2 має градацію 4 сірого кольору
9	2x2	3	Кутова ліворуч клітка квадрату розміром 2x2 має градацію 4 сірого кольору
10	5x5	25	Квадрат розміром 5x5 кліток
10	5x5	24	Кутова праворуч клітка зовнішнього шару квадрату має градацію 4 сірого кольору
12	5x5	23	Дві клітки праворуч зовнішнього шару квадрату мають градацію 4 сірого кольору
13	5x5	24	Центральна клітка зовнішнього шару квадрату має градацію 4 сірого кольору
14	5x5	24	Кутова ліворуч клітка зовнішнього шару квадрату має градацію 4 сірого кольору
15	5x5	23	Дві клітки ліворуч зовнішнього шару квадрату мають градацію 4 сірого кольору
16	4x5	21	Чотири клітки ліворуч зовнішнього шару квадрату розміром 5x5 мають градацію 4 сірого кольору
17	4x5	22	Три клітки ліворуч зовнішнього шару квадрату розміром 5x5 мають градацію 4 сірого кольору
1.	4x5	22	Три клітки праворуч зовнішнього шару квадрату розміром 5x5 мають градацію 4 сірого кольору
19.	4x5	21	Чотири клітки праворуч зовнішнього шару квадрату розміром 5x5 мають градацію 4 сірого кольору
20	2x3	6	Прямокутник розміром 2x3 клітки
21	4x5	20	Прямокутник розміром 4x5 клітки

Для оцінки результатів роботи мережі використовуються наступні параметри:

- Зміщення центру вихідного зображення дефекту відносно реального місцезнаходження. Для його визначення необхідно

перемістити центр вихідного зображення в точку, де зсув центрів вхідного до зашумлення й реального вихідного зображення буде мати мінімальний модуль  $e_1 = \sqrt{e_x^2 + e_y^2}$ .

- Зміна форми зображення. Після зсуву вихідного зображення в точку максимального збігу, визначається сума модулів різниць градацій у кожній точці порівнюваних цільової та реальної вихідної матриць:

$$e_2 = \sum_i \sum_j |p_{i,j} - q_{i-e_x, j-e_y}|, \quad (1)$$

де  $p_{i,j}$  - градація елементів вихідної матриці в точці (i,j),  $q_{i-e_x, j-e_y}$  - градація елементів цільової матриці після зсуву.

- Кількість зображень з зайвими фрагментами t. Вихідні зображення, на яких крім розпізнаного зображення дефекту з'являються окремі елементи чи кластери елементів з градацією 4 або 5, відокремлені від зображення дефекту.

- Кількість нечітких вихідних зображень s. Максимальна градація кольору в нечіткому зображенні дорівнює чи перевищує 3.

- Кількість точно розпізнаних зображень.

В процесі дослідження використовувалась наступна конфігурація комп'ютера: процесор AMD Athlon 64 X2 Dual Core 3800+, тактова частота 2 ГГц; пам'ять DDR2 1 Гб, частота 800 МГц.

### **Мережа прямого розповсюдження**

Перевіримо здатність мережі розпізнавати зашумлені зображення. Спочатку використаємо тестовий зразок № 1. Створюється мережа зі 100 елементами в прихованому шарі. Вона навчається спочатку на незашумленому зразку, який переміщується по усіх клітинах матриці. Потім тестове зображення зміщується з шумом з рівнем  $\alpha = 10$ . Після цього, щоб переконатись в відсутності перенавчання, відбувається повторне навчання на незашумлених даних. Далі мережа тестується на 100 наборах з  $\alpha = 10$ . На наступних етапах навчання і тестування проводиться з використанням шуму з  $\alpha = 30, 50, 70, 90$ . Ті ж самі дії повторюються для мереж з 200, 300 і 400 елементами прихованого шару.

Максимальний час навчання з шумом склав – 610, 375с, без шуму – 87,475 с.

Зайві елементи з'явилися лише на виході мережі зі 100 прихованими елементами. Це явище становиться відчутним (10,6%)

лише при рівні шуму  $\alpha = 90$ . При рівні шуму 70 зайві елементи з'являються у 1,6 % випадків.

Нечіткі зображення з'являються для 100 елементів прихованого шару при  $\alpha = 70$  та  $\alpha = 90$ , а для 200 та 300 елементів прихованого шару тільки при  $\alpha = 90$ .

Додамо до робочого набору зразки №2 - №4. Дослідження проводиться як і у попередньому випадку. Мінімальний час навчання – 27,3 с для 100 елементів прихованого шару і рівня шуму  $\alpha = 10$ , максимальний – 211,3 с для 400 елементів і  $\alpha = 90$ . Результати роботи мережі наведено в таблиці 2.

Таблиця 2

## Результати роботи мережі

Рівень шуму	Кількість елементів прихованого шару			
	100	200	300	400
	Відносне відхилення, %			
10	0.08	0.01	0.00	0.00
30	0.88	0.38	0.24	0.21
50	2.68	1.93	1.21	1.09
70	7.47	5.26	4.12	3.75
90	13.04	10.46	9.22	8.47

Відносна похибка розпізнавання дефекту у порівнянні з попереднім випадком зменшилась. Відсоток виходів мережі з зайвими елементами та відсоток нечітких зображень зменшились, але ненабагато.

Доповнимо робочий набір зразками №5 і №6. Результати роботи мережі наведені в таблиці 3.

Таблиця 3

## Результати роботи мережі

Рівень шуму	Кількість елементів прихованого шару			
	100	200	300	400
	Відносне відхилення, %			
10	6.00	1.84	1.66	1.53
30	12.95	5.56	4.46	4.43
50	16.99	9.79	8.76	8.43
70	22.62	15.19	14.23	14.04
90	29.64	21.40	19.80	19.79

Мінімальний загальний час навчання дорівнює 2,7 хв. для 200 елементів прихованого шару і  $\alpha = 10$ , максимальний – 62,7 хв. для 200 елементів і  $\alpha = 90$ .

При 100 елементах прихованого шару і  $\alpha = 70$  та  $\alpha = 90$  з'явилися значення  $e_1 > 8$ , що указує на факт розпізнавання дефекту зовсім не в тому місці, де він має знаходитись, але відсоток таких випадків незначний. Збільшується кількість виходів з зайвими елементами, та кількість нечітких зображень.

Включимо до робочого набору усі тестові зразки з таблиці 1. Результати роботи мережі у цьому випадку наведені в таблиці 4.

Таблиця 4

## Результати роботи мережі

Рівень шуму	Кількість елементів прихованого шару			
	100	200	300	400
	Відносне відхилення, %			
10	16.49	4.02	3.03	2.50
30	28.79	11.38	9.80	8.08
50	38.80	18.06	15.04	14.22
70	43.58	24.14	21.77	20.35
90	55.43	31.13	35.74	28.32

Мінімальний загальний час навчання складає 16,8 хв. для 200 елементів прихованого шару, і  $\alpha = 10$ , максимальний – 4,51 год., спостерігається для тих же 200 елементів і  $\alpha = 90$ .

При  $\alpha = 90$  для будь-якої кількості елементів прихованого шару зустрічаються випадки розпізнавання дефекту не в тій частині матриці, де він повинен знаходитись, проте все же таки середнє значення  $e_1$  незначне й коливається в межах 0,215 – 0,598. Найменший відсоток виходів з зайвими елементами отримано при 400 елементах прихованого шару – 0,08% для  $\alpha = 90$  і 0,01% для  $\alpha = 70$ . При тих же умовах відсоток нечітких зображень дорівнює 0,983% для  $\alpha = 90$  і 0,346% для  $\alpha = 70$ . Дефекти розміром 2x2 розпізнаються найгірше, зі збільшенням розмірів дефекту, якість розпізнавання покращується (рис. 1).

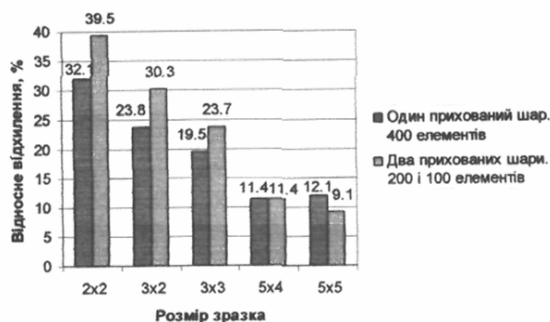


Рисунок 1- Змінення відносного відхилення у залежності від розміру зразку для мережі з одним прихованим шаром (400 елементів) і двома шарами (200 і 100 елементів). Рівень шуму  $\alpha = 70$

Розглянемо мережу прямого розповсюдження з двома прихованими шарами, що працює з повним набором зразків з таблиці 1. Результати дослідження одержані з використанням тієї ж методики, наведені в таблиці 5.

Мінімальний загальний час навчання для  $\alpha = 10$  склав 22,2 хв., а максимальний – 4,39 год. для  $\alpha = 90$ . При порівнянні результатів тестування даної з попередньою топологією мережі з одним прихованим шаром (400 елементів) видно (рис. 1), що результати розпізнавання для двох прихованих шарів гірші для зображень дефектів малої площі: 2x2, 3x2, 3x3, однакові для площі 5x4 й кращі для площі 5x5.

Таблиця 5

#### Результати роботи мережі

Рівень шуму	Кількість елементів першого прихованого шару			
	100		200	
	Кількість елементів другого прихованого шару			
	100	200	100	200
	Відносне відхилення, %			
10	8.62	6.62	4.22	7.19
30	16.64	15.34	11.58	15.38
50	26.83	20.81	18.66	21.21
70	34.65	27.72	25.88	27.25
90	48.18	36.97	34.00	33.84

Дослідимо вплив кількості повторних ітерацій навчання на якість розпізнавання зображень. Використовувалась мережа з одним прихованим шаром, у якому 400 елементів. Робочі зразки № 1-6.

Навчання проводиться з шумом  $\alpha = 90$ . Усього проводилось 5 ітерацій навчання. Після кожної з них мережа тестувалася при  $\alpha = 10, 50, 90$  та здійснювався перехід на наступну ітерацію. Одержані результати знаходяться в таблиці 6.

Таблиця 6

## Результати роботи мережі

Рівень шуму	Кількість повторень навчання з шумом				
	1	2	3	4	5
	Відносне відхилення, %				
10	1.46	1.52	1.62	1.45	1.48
50	7.23	7.04	7.01	6.89	6.77
90	19.4 3	17.5 3	16.4 0	16.2 6	15.91

## Мережа Елмана

Всі параметри мережі вибираються такими ж як і для мережі прямого розповсюдження з одним прихованим шаром. Результати роботи мережі Елмана з тестовими зразками № 1- 4 із таблиці 1 наведені в таблиці 7.

У порівнянні з мережею прямого розповсюдження значно збільшується час навчання та тестування. Так для випадку 400 елементів прихованого шару час тестування одного зразку збільшився з 0,23 мс до 0,42 мс.

Таблиця 7

## Результати роботи мережі

Рівень шуму	Кількість елементів прихованого шару			
	100	200	300	400
	Відносне відхилення, %			
10	0.15	0.01	0.00	0.01
30	1.22	0.30	0.27	0.22
50	3.22	1.49	1.34	1.14
70	6.75	4.59	4.53	3.72
90	12.67	10.3 3	9.36	8.83

Мінімальний загальний час навчання складає 64,7с для 100 елементів прихованого шару і шуму з  $\alpha = 10$ , максимальний – 13,7 хв. для 400 елементів і  $\alpha = 90$ . Суттєвого покращення розпізнавання зображень дефектів не спостерігається.

При тестуванні мережі Елмана тестові зразки з таблиці 1 подавали як в порядку зростання номеру зразка з 1 по 21, так і в



зворотньому порядку, з 21 по 1. При цьому відносно відхилення інформаційного сигналу практично не змінилося. Таким чином можна зробити висновок, що порядок пред'явлення зразків при роботі мережі не має суттєвого значення.

### Мережа зустрічного розповсюдженн (з шарами Кохонена й Гросберга)

Так як кількість класів, на які розділятиме вхідні дані шар Кохонена дорівнює кількості різних цільових елементів робочого набору, то мережа зустрічного розповсюдження не навчається, а вагові коефіцієнти задаються так, щоб при подачі на вхід вхідної матриці на виході отримували цільову. Внаслідок цього перевірка роботи мережі без шуму не потрібна.

Будемо використовувати тестові зразки № 1-19 з таблиці 1. Кількість елементів шару Кохонена – 281, кількість елементів вхідного шару і шару Гросберга така як і розміри матриць з дефектами. Результати тестування наведені на рис. 2. Середній час тестування одного зразку складає 1,31 мс (для мережі прямого розповсюдження цей час дорівнював 0,21 мс).

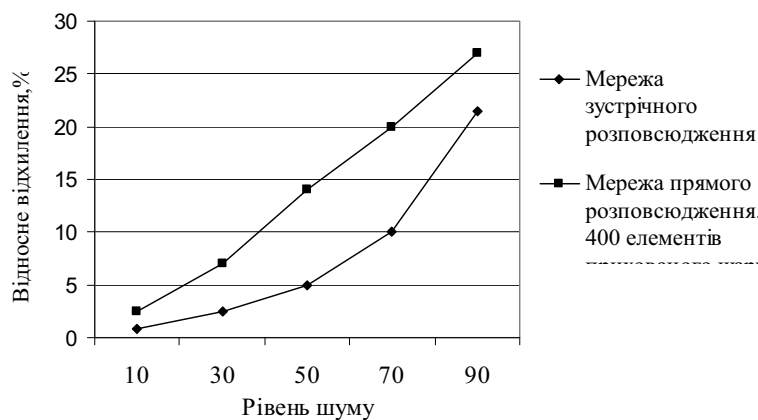


Рисунок 2 - Порівняння точності розпізнавання зображень дефектів мережами прямого й зустрічного розповсюдження

З рис. 2 видно, що відносно похибка розпізнавання зображень дефектів для мережі зустрічного розповсюдження значно нижче, особливо при малих та середніх інтенсивностях шуму.

**Виводи.** Серед розглянутих мереж найбільшу швидкість розпізнавання демонструє мережа прямого розповсюдження. При цьому непогані результати демонструє мережа з одним прихованим шаром. Якість роботи мережі залежить від кількості підходів

навчання з високо інтенсивним шумом, але після трьох підходів точність розпізнавання стабілізується. Кількість елементів прихованого шару залежить від кількості елементів навчального набору. Недостатня кількість цих елементів зменшує якість розпізнавання, особливо при високих рівнях шуму, проте при великій кількості збільшується час навчання.

Мережа Елмана демонструє меншу швидкість і приблизно таку ж якість розпізнавання. Мережа зустрічного розповсюдження потребує значно більших витрат часу ніж мережа прямого розповсюдження, але дозволяє отримувати кращі результати розпізнавання у ряді випадків. Проте ця мережа не здатна до узагальнення.

### ЛІТЕРАТУРА

1. Khandetskyu V., Antonyok I. Signal processing in defectoscopy using artificial neural networks. – Proc. of 15-th World Conference of NDT. Roma, Italy, Oct. 15 - 21, 2001, pp. 118 - 122.
2. Хандецкий В.С., Антонюк И.Н. Исследование искусственных нейронных сетей для идентификации модуляционных импульсов дефектов. – Дефектоскопия, 2001, №4, с. 28 – 34.
3. Khandetskyu V., Antonyok I. Signal processing in defect detection using back-propagation neural networks.-NDTLE International, 35, 2002, pp. 483 – 488.
4. Хандецкий В.С., Конаков Е.В., Пастушкін Т.В. Розпізнавання викривлених зображень дефектів при зміні їх форм й розташування за допомогою нейронних мереж. - Системні технології. 2 (49) 2007,с. 33-39.
5. Хандецкий В.С., Сівцов Д.П. Відновлення зображень дефектів з використанням нейронної мережі Елмана – Системні технології, 2008.
6. Хандецкий В.С., Лебедев С.Г. Использование искусственного интеллекта для принятия решения о дефектности изделия. – Доклады международной конференции «Информационные технологии в управлении сложными системами». Днепропетровск, Украина, 22-23 май 2008г., с. 55 – 56.

Одержано 08.10.2008р.