

СИСТЕМНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ

УДК 621.3

В.С. Хандецький, Т.В. Пастушкін

ВІДНОВЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ДЕФЕКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ЕЛМАНА

Вступ. Одним з найбільш простих і надійних методів виявлення наскрізних дефектів у непрозорих плівках, стрічках, металевій фользі є просвічування їх світлом з реєстрацією світлового потоку, що пройшов через дефект, з іншого боку стрічки. Цей метод достатньо легко автоматизувати, його можна застосовувати у виробничих умовах при неперервному русі стрічки.

Проте при необхідності визначення метричних характеристик дефекту виникають значні ускладнення. Вони пов'язані з тим, що внаслідок дифракції світла у наскрізному отворі (дефект суцільності) центральна, більш яскрава ділянка зображення оточена шарами, яскравість яких знижується при віддаленні від центру зображення. Зображення дефекту важко центрувати, геометричний центр плями з максимальною яскравістю часто зсунуто відносно центру елементарної комірки зображення, що реєструється. Крім того, зображення, як правило, спотворено шумами. Сучасні засоби реєстрації зображень дозволяють в якості елементарної комірки, використовувати дискретну площу 10x10 пікселів.

Аналогічні задачі виникають при використанні рентгенівського, радіохвильового та ультразвукового просвічування плоских дефектних виробів, при застосуванні вихорострумової та електропотенційної дефектоскопії [1,2].

Постановка задачі. Дану роботу присвячено дослідженню можливостей нейромережних технологій для відновлення зображень дефектів. В якості елементарної комірки, в межах якої фіксувалося зображення дефекту, використовувалась матриця розміром 10x10 клітин. Світлова пляма найбільшої яскравості щодо зображення дефекту моделювалася квадратом чорного кольору на цій матриці. Кількість градацій сірого кольору обмежено п'ятьма, від 4 до 1, де 1 відповідає білому кольору. Білий колір відповідає повній відсутності зображення дефекту, включаючи напівтіні в даних клітинах матриці.

Нейронна мережа Елмана[3,4] , що використовується нами для моделювання, містить один вхідний шар, один проміжний (схований) шар і один вихідний шар. Вхідні і вихідні шари мережі у відповідності з кількістю клітин в матриці містять по 100 елементів. Кількість нейронів в проміжному шарі дорівнює 401 [5].

Помилки ідентифікації зображень дефектів визначались аналогічно [5]. Для моделювання процесу ідентифікації використовувалась обчислювальна середа Matlab, розташована на комп'ютері наступної конфігурації : AMD Athlon (tm) XP 1800+ (1,53 GHz), 256 MB DDR.

Процес навчання здійснювався наступним чином. Спочатку на вхід мережі подавали визначену кількість “чистих” вхідних зображень, які створює розроблений генератор зображень. Цей генератор здійснював автоматичний зсув зображень в межах вхідної матриці, а також змінював розміри зображень дефектів. Після того, як мережа успішно закінчить навчання на цьому наборі згідно встановленим критеріям, на вхід мережі подається попередній набір адитивно спотворений білим гаусовським шумом заданої інтенсивності одночасно з набором неспотворених зображень. Після успішного закінчення навчання, набір “чистих” зображень спотворюється адитивним шумом ще більшої інтенсивності. На вхід мережі подаються усі три набори : набір “чистих” зображень і набори зображень, спотворені шумом меншої й більшої інтенсивності. І наприкінці, після успішного завершення навчання на вхід мережі знову подають повний набір “чистих” зображень, щоб уникнути явища перенавчання.

Основна частина. При дослідженні використовувались чотири значення інтенсивності шуму, які відповідають значенням відносної помилки $\gamma = 4,3\%; 7,9\%; 19,5\%; 34,7\%$. Приклад однієї вибірки з $\gamma = 34,7\%$ наведено нижче.

1	-1	1	0	-1	0	-1	0	1	0
0	1	-1	0	0	-1	0	1	0	1
1	0	-1	0	0	1	0	0	0	0
-1	1	0	0	0	0	1	-1	-1	0
-1	0	0	0	1	1	0	0	-1	0
0	0	-1	0	0	0	1	1	0	0
0	0	0	0	0	1	0	-1	0	0
-2	1	0	0	1	1	0	0	-2	-1
1	0	-1	0	1	0	0	0	-1	0
0	0	0	1	0	1	-1	0	0	1

Зображення дефектів, що моделювалися, були розбиті на окремі групи.

Початкове зображення першої групи має площу чорного квадрату 2×2 клітини. Таке зображення позначене як 1_0 . Цей квадрат обмежений шарами з послідовно спадаючою величиною градації сірого кольору : 4, 3, 2, 1 (1 – це білий колір , що характеризує повню відсутність зображення). Два додаткові дефектні зображення цього типу характеризуються тим, що у верхньому шарі чорного квадрату з градацією 5 одна з двох клітин замінена на клітину з градацією 4. Такі зображення позначені як 1_1 і 1_2 . Цільовий вектор являє собою чорний квадрат розмірами 2×2 клітини, положення якого співпадає з положенням початкового чорного квадрату.

Зображення другої групи представлені у вигляді чорного квадрату розміром 3×3 клітини (градація 5), що оточені шарами с послідовно спадаючою інтенсивністю (градацією) сірого кольору . Ширина кожного шару дорівнює однієї клітині. Таке зображення позначене як 2_0 . Друга, третя і четверта матриці відрізняються від першої тим, що у верхньому шарі чорного квадрату одна з трьох клітин, що мають градацію кольору 5, замінена клітиною з 4-ю градацією сірого кольору. Такі зображення позначені як $2_1, 2_2$, 2_3 . Цільовий вектор для зображення другої групи представляє собою чорний квадрат розміром 3×3 клітини, оточений білим кольором (клітини з градацією 1), положення якого співпадає з положенням початкового чорного квадрату.

Дефектні зображення третьої групи відрізняються від зображень другої групи тим, що у верхньому шарі чорного квадрату дві клітини з трьох замінені клітинами з градацією 4. Ці зображення позначені як 3_1 і 3_2 . При цьому цільовий вектор представляє собою прямокутник чорного кольору розміром 2×3 клітини, який співпадає з двома нижчими шарами чорного квадрату початкового зображення.

Початкове зображення четвертої групи має площу чорного квадрату 5×5 клітин. Цей квадрат, як і у попередніх випадках, оточений шарами сірого кольору з послідовно спадаючою величиною градації. П'ять дефектних зображень четвертої групи характеризуються тим, що у верхньому шарі чорного квадрату, який складається з 5 клітин, спочатку одна крайня зліва і одна крайня справа клітини замінені на клітини з градацією 4 (зображення 4_1 та 4_2), потім така ж заміна здійснена для двох сусідніх зліва і двох сусідніх справа клітин (зображення 4_3 та 4_4) і наприкінці – для

центральної у верхньому ряді клітини (зображення 4₅). Цільовий вектор для зображення четвертої групи представляє собою чорний квадрат розміром 5x5 клітин, оточений білим кольором (клітини з градацією 1), положення якого співпадає з положенням початкового чорного квадрату.

Чотири дефектних зображення п'ятої групи характеризуються тим, що у верхньому шарі чорного квадрату розміром 5x5 клітин спочатку зліва, а потім справа по чотири чорні клітини замінені сірими з градацією 4 (зображення 5₁ та 5₂), а потім те ж зроблене для трьох чорних клітин (зображення 5₃ та 5₄).

Площі усіх описаних видів зображень з відповідними цільовими векторами зібрані у таблиці 1.

Перший тестовий набір оберемо таким, що складається з множини вхідних векторів, які містять зображення типу 1, причому, координати лівого кутка цього кластеру будемо переміщувати вздовж клітин матриці з координатами $x = 1..9$, $y = 1..9$, таким чином перший вхідний набір буде містити 81 зразок для навчання. Мережа повинна завершити навчання по досягненню квадратичної помилки $SSE=0,16$, тобто відхилення вихідного зображення від зразкового не повинно перевищувати зміни однієї клітини на одну градацію.

Таблиця 1

Група і підгрупа зображення дефекту																		
1			2				3		4						5			
1 ₀	1 ₁	1 ₂	2 ₀	2 ₁	2 ₂	2 ₃	3 ₁	3 ₂	4 ₀	4 ₁	4 ₂	4 ₃	4 ₄	4 ₅	5 ₁	5 ₂	5 ₃	5 ₄
4	3	3	9	8	8	8	7	7	25	2	24	23	23	24	21	21	22	22
2x2			3x3				2x3		5x5						4x5			
Цільовий вектор																		

Процес навчання мережі описано нижче.

На вхід ненавченої мережі подано 81 “чистий” зразок типу 1₀

На навчання без шуму витрачене 133.48 секунд. На вхід попередньо навченої мережі подано 81 “чистий” зразок типу 1₀, до яких додали 81 такий же зразок адитивно викривлений шумом з $\gamma=7,9\%$ (10 клітин матриці змінюють колір на 1 градацію сірого), до яких додали 81 зразок викривлений шумом з $\gamma=34,7\%$ (40 клітин матриці змінюють колір на 1 градацію сірого і 2 клітини на 2 градації). Таким чином за одну епоху обробляється вже 243 зразки.

Мережа повинна завершити навчання по досягненню квадратичної помилки $SSE = 1$, тобто відхилення вихідного

зображення від зразкового становить зміну однієї клітини на одну градацію. На навчання з шумом витрачене 11.09 секунд. Як видно вже навчена мережа змогла обробити викривлені зображення всього за 9 епох.

Тестування мережі з використанням адитивно викривлених шумом зразків 1_0 показало, що помилка розпізнавання практично не перевищує 2%.

На наступному кроці необхідно перевірити чи здібна мережа розпізнавати трансформовані зображення 1_1 і 1_2 . Тестовий набір для навчання нейронної мережі оберемо таким, що складається з множини вхідних векторів, які містять зображення типу 1 , 1_1 , 1_2 , причому координати лівого кутка кластерів будемо переміщувати вздовж клітин поля з координатами $x = 1..9$, $y = 1..9$. Таким чином другий вхідний набір буде містити 243 зразки для навчання. На навчання без шуму витрачене 385.38 секунд. Далі, на вхід попередньо навченої мережі подано 243 “чисті” зразки типу 1_0 , 1_1 , 1_2 , до яких додали 243 таких же зразків викривлених шумом з множником $\gamma=7,9\%$, до яких додали 243 зразки, що викривлені шумом з $\gamma=34,7\%$. Таким чином за одну епоху обробляється вже 729 зразків.

На навчання із шумом витрачене 71.98 секунд. Як видно вже навченна мережа навчилась обробляти спотворені зображення всього за 25 епох.

Тестування мережі з використанням адитивно викривлених шумом зразків 1_0 , 1_1 , 1_2 , показало, що помилка розпізнавання не перевищує 1,5%.

Наступний тестовий набір для навчання нейронної мережі оберемо таким, що складається з множини вхідних векторів які містять зображення типу 2_0 , причому, координати центру цього кластеру будемо переміщувати вздовж усіх клітин поля, таким чином перший вхідний набір буде містити 100 зразків для навчання. Процес навчання здійснювався наступним чином.

На вхід ненавченої мережі подано 100 “чистих” зразків типу 2_0 . На навчання без шуму витрачене 338.67 секунд. На вхід попередньо навченої мережі подано 100 “чистих” зразків типу 2_0 , до яких додали 100 таких же зразків адитивно викривлених шумом з $\gamma=7,9\%$, до яких додали 100 зразків викривлених шумом з $\gamma=34,7\%$. Таким

чином за одну епоху обробляється 300 зразків. На навчання з шумом витрачене 21.63 секунд. Як видно вже навчена мережа може обробляти спотворені зображення всього за 15 епох.

Тестування мережі показало, що значення середньої по усій матриці помилки розпізнавання для максимального значення шуму (34,7%) практично не перевищує 2,5 %.

Другий тестовий набір для навчання нейронної мережі оберемо таким, що складається з множини вхідних векторів які містять зображення типу 2_0-2_3 , причому, координати центру кластерів будемо переміщувати вздовж усіх клітин матриці. Таким чином другий вхідний набір буде містити 400 зразків для навчання. На навчання без шуму з використанням “чистих” зразків витрачене 1031.13 секунд.

Далі на вхід попередньо навченої мережі подано 400 “чистих” зразків типу 2_0-2_3 , до яких додали 400 таких же зразків викривлених шумом з $\gamma=7,9\%$, до яких додали 400 зразків викривлених шумом з $\gamma=34,7\%$. Таким чином за одну епоху обробляється 1200 зразків. На навчання із шумом витрачене 103.61 секунд. Як видно вже навчена мережа може обробляти викривлені зображення за 20 епох.

Наступний набір для навчання нейронної мережі оберемо таким, що складається з множини вхідних векторів, які містять зображення типу 2_0-2_3 , $3_1,3_2$. Центр кластеру будемо переміщувати вздовж клітин з координатами $x = 3-8$, $y = 3-8$. На навчання без шуму витрачене 686.13 секунд.

Далі на вхід попередньо навченої мережі подано 216 “чистих” зразків типу 2_0-2_3 , $3_1,3_2$, до яких додали 216 таких же зразків викривлених шумом з $\gamma=7,9\%$, до яких додали 216 зразків викривлених шумом з $\gamma=34,7\%$. Таким чином за одну епоху обробляється вже 648 зразків. На навчання із шумом витрачене 1020.9 секунд. Як видно навчена мережа навчилась обробляти спотворені зображення за 406 епох.

Тестування мережі показало, що значення середньої помилки розпізнавання для максимального значення шуму (34,7%) приблизно складає 8 %.

Наступний навчальний набір узагальнює усі попередні зразки, тобто містить зображення груп 1-3 з усіма підгрупами. Центри кластерів зображень будемо переміщувати в тих же діапазонах

координат, що і раніше. Загальна кількість зразків складає 459. На навчання без шуму витрачено 1207,83 сек.

До цих зразків додали 459 таких же зразків викривлених шумом з $\gamma=7,9\%$, і 459 зразків викривлених шумом з $\gamma=34,7\%$. Таким чином за одну епоху обробляється 1377 зразків. При цьому на навчання з шумом витрачено 6264,16 сек., тобто 1249 епох. Середня помилка при тестуванні у цьому випадку приблизно дорівнює 6%.

Для перевірки здібності мережі узагальнювати вхідні дані, подамо на її вхід усі попередні зображення типів 1-3, але центри координат кластерів будемо переміщувати по усіх, без виключення, координатах матриці, тобто $x=1\dots 10$, $y=1\dots 10$. Одержані дані свідчать, що у цьому випадку мережа робить помилки у розпізнаванні навіть не викривлених зображень. Це пов'язано з викривленнями форми зображень в граничних шарах матриці. Більш детальний аналіз показує наприклад, що включення в загальній набір зразків з величиною дефекту 2×2 істотно зменшує помилки розпізнавання.

Збільшимо розміри зображення дефекту. Створимо навчальний набір з зображення 4_0 , координати центру якого будемо переміщувати уздовж усіх клітин поля : $x=1\dots 10$, $y=1\dots 10$ (100 зразків для навчання). На навчання без шуму витрачено 144,88 сек. До цих зразків додали такі ж зразки викривлені шумом з $\gamma=7,9\%$ і з $\gamma=34,7\%$. Таким чином за одну епоху обробляється 300 зразків. При цьому на навчання з шумом витрачено 42,33 сек (31 епоха). Середня помилка при тестуванні – 1,5%.

Створимо навчальний набір з зображень 4_0-4_5 аналогічно попередньому (600 зразків). На навчання без шуму витрачено 2396,17 сек. Середня помилка при тестуванні – 1,5%. Далі до цих зразків додали такі ж зразки викривлені шумом з $\gamma=7,9\%$ і з $\gamma=34,7\%$. Таким чином за одну епоху обробляється 1800 зразків. При цьому на навчання з шумом витрачено 147,78 сек (19 епоха). Середня помилка при тестуванні – 0,7%.

Додамо до попередньо досліджених зображень 4_0-4_5 зображення 5_1-5_4 . Координати центру кластерів будемо переміщувати вздовж клітин поля з координатами $x=3\dots 8$, $y=3\dots 8$, таким чином цей набір для навчання буде містити 360 зразків. При цьому на навчання без шуму витрачено 1569,92 сек.

До цих зразків додали такі ж зразки викривлені шумом з $\gamma=7,9\%$ і з $\gamma=34,7\%$. Таким чином за одну епоху обробляється 1080 зразків. При цьому на навчання з шумом витрачено 2477,36 сек (623 епохи). Середня помилка при тестуванні – 7%.

Одержані результати. Заключний тестовий набір створимо з зображень усіх груп 1-5 з відповідними підгрупами. Координати центру кластерів будемо переміщувати у відповідності з алгоритмами, що описані вище. Загальна кількість “чистих” зразків таким чином складає 819. На навчання без шуму витрачено 3016,75 сек. До цих зразків додали такі ж зразки викривлені шумом з $\gamma=7,9\%$ і з $\gamma=34,7\%$. Таким чином за одну епоху обробляється вже 2457 зразків. При цьому на навчання з шумом витрачено 13895,25 сек (1493 епохи). Середня помилка при тестуванні – приблизно 8%.

На закінчення цієї статті відзначимо деякі особливості роботи нейронної мережі.

Мережа найкраще розпізнає зображення, що розташовані в центральній частині матриці. З віддаленням від центру помилка роботи мережі зростає. Особливо значні помилки спостерігаються, коли зображення розташоване у граничних шарах матриці і частина зображення “зрізується” її краями.

Якщо дане зображення є таким, що не входить в набір навчальних зображень (викривлене шумом), мережа намагається пристосувати вихід до меншого з відповідних навчальних зображень.

ЛІТЕРАТУРА

1. Приборы для неразрушающего контроля материалов и изделий. Справочник. Под ред. В.В.Клюева.- М.: Машиностроение, 1986 – 351 с.
2. Шарп Р. Методы неразрушающих испытаний.- М.: Мир, 1972 – 494 с.
3. Khandetsky V., Antonyok I. Signal processing in defect detection using back-propagation neural networks.- NDT&E International, 35, 2002, pp. 483-488.
4. Elman I.L. Finding structure in time. – Cognitive Science, vol. 14, 1990, pp. 179-211.
5. Ханецький В.С., Канаков Є.В., Пастушкін Т.В. Розпізнавання викривлених зображень дефектів при зміні їх форми й розташування за допомогою нейронних мереж.-Системні технології, 2 (49) 2007, с.33-30.

Получено 22.11.2007 г.