

ІНФОРМАТИКА, ОБЧИСЛЮВАЛЬНА ТЕХНІКА ТА АВТОМАТИЗАЦІЯ

УДК 004.032.26

DOI <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.6/08>

Галаган Р.М.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Момот А.С.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Протасов А.Г.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Петрик В.Ф.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Богдан Г.А.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

ТЕСТУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДУЛІВ СИСТЕМИ ТЕПЛОВОЇ ДЕФЕКТОМЕТРІЇ ЗА ДОПОМОГОЮ ІМІТАЦІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

На основі аналізу існуючих видів та методів активного теплового контролю розроблено автоматизовану систему аналізу даних теплового контролю для визначення характеристик дефектів у багатошарових матеріалах. Основними складниками програмної частини системи є три нейромережеві модулі, кожен з яких призначений для вирішення окремої задачі – визначення типу, глибини залягання і товщини дефекту.

У середовищі NI LabVIEW розроблено застосунок у вигляді віртуального приладу, що реалізує алгоритм роботи системи теплової дефектометрії. Описано єдиний інтерфейс користувача, за допомогою якого виконується комплексний аналіз послідовностей термограм. Описано математичний апарат, який використовується в нейромережевих модулях.

За допомогою комп'ютерного моделювання отримано набори даних для тестування запропонованої системи. Описано схему структури віртуальних навчальних зразків із багатошарового вуглепластику, які використовувались для формування множини векторів температурних профілів від дефектів з різними характеристиками. Результати імітаційного моделювання процесу активного теплового контролю були опрацьовані нейромережевими модулями для виявлення та класифікації дефектів, визначення їх глибини залягання і товщини. На основі отриманих даних побудовано бінарну карту дефектів та зображення внутрішньої структури тестового зразка. Доведено високу ефективність визначення характеристик дефектів за якісними та кількісними показниками із застосуванням описаної автоматизованої системи.

Ключові слова: теплові зображення, нейронні мережі, дефектометрія, неруйнівний контроль, моделювання.

Постановка проблеми. Сучасний розвиток теплового неруйнівного контролю (далі – НК) нерозривно пов'язаний з розробленням та впровадженням новітніх методів цифрової обробки термограм. Це зумовлено тим, що теплові зображення, які є вхідними даними для аналізу і на основі яких має бути прийнято рішення про наявність дефектів та їхні геометричні характеристики, зазвичай є досить зашумленими внаслідок впливу великої кількості взаємопов'язаних чинників. Класичні підходи до оброблення термограм, на жаль, в умовах дії високих рівнів завад не забезпечують достовірного виявлення дефектів [1]. Причому більшість із них дозволяють визначити тільки розташування та поперечні геометричні розміри і не дозволяють визначити товщину та глибину залягання дефектів. Саме тому актуальним завданням є розроблення автоматизованих систем теплового НК, які забезпечували би високу інформативність та достовірність.

Основним напрямом розвитку теплового контролю сьогодні є активний тепловий неруйнівний контроль (далі – АТНК), який полягає в аналізі динамічного теплового поля об'єкту контролю (далі – ОК) під час його нагрівання та охолодження. Під час цього процесу з певною кадровою частотою записуються послідовності термограм, які є двовимірними цифровими зображеннями. Проте термограми не несуть основну інформацію про параметри та характеристики дефектів. Основним джерелом інформації є одновимірні температурні профілі.

Температурні профілі – це графіки зміни температури в часі окремої ділянки виробу. Мінімальні розміри такої ділянки визначаються розмірами пікселів термограми. Температурні профілі відрізнятимуться для дефектної і бездефектної ділянок. На основі аналізу форми, часових і фазових характеристик температурних профілів визначають глибину залягання та розміри дефектів.

У роботі [2] було показано, що серед різноманітних методів цифрової обробки даних для аналізу температурних профілів найкраще застосовувати нейронні мережі (далі – НМ) зворотного поширення похибки. Перевагою нейронних мереж є їхня висока гнучкість та адаптивність, завдяки чому можливо вирішувати задачі, які сьогодні неможливо розв'язати традиційними статистичними або аналітичними методами. Зокрема, традиційними методами товщину (розкрив) дефектів у тепловому НК можна оцінити лише відносно [3]. Використання ж НМ дозволяє отримати кон-

кретні числові значення товщини дефектів з точністю до одиниць відсотків.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз останніх досліджень показує, що в АТНК для аналізу даних застосовується перетворення Фур'є або вейвлет-аналіз [4], які є основою методу динамічної теплової томографії [5]. Також популярним є метод аналізу головних компонент [6]. Як і метод динамічної теплової томографії, так і метод аналізу головних компонент мають свої переваги і недоліки, однак загальним для них є те, що вони не є універсальними та адаптивними [7]. У роботі [8] описано результати застосування методів глибинного навчання для контролю композиційних матеріалів. Зокрема, доведено ефективність застосування НМ для виявлення дефектних зон та їх класифікація.

У роботі [1] було виконано порівняння існуючих методів обробки термограм, зокрема, методу вейвлет-перетворення, аналізу головних компонент, динамічної теплової томографії та нейронних мереж. За результатами аналізу з урахуванням усіх переваг і недоліків рекомендовано у складі автоматизованих систем активного теплового контролю застосовувати НМ, які здатні працювати в умовах високих рівнів завад та ефективно вирішувати багатопараметрові нелінійні задачі [9]. Завдяки НМ у тепловому контролі вирішуються такі задачі, як: класифікація дефектів, дефектометрія, томографія та побудова карт дефектів.

Постановка завдання. Важливою складовою частиною автоматизованої системи АТНК є програмне забезпечення, яке потребує тестування та оцінки ефективності. З метою перевірки працездатності та ефективності розробленого програмного забезпечення необхідно виконати навчання нейромережових модулів та перевірити результат їхньої роботи на основі масиву вхідних даних. Однак виникає проблема з тим, де знайти необхідну кількість теплових зображень, адже їх необхідно тисячі для навчання мережі та перевірки її працездатності. Завдяки комп'ютерному моделюванню можна отримати послідовності термограм для різних ОК, умов та схем контролю. Це дозволить протестувати роботу всієї системи, оцінити її метрологічні характеристики, вибрати оптимальні налаштування та створити велику базу множин навчальних векторів для НМ.

Виклад основного матеріалу дослідження. У середовищі NI LabVIEW було реалізовано алгоритми оброблення даних системи АТНК у вигляді віртуального приладу, передня панель якого показана на рис. 1.

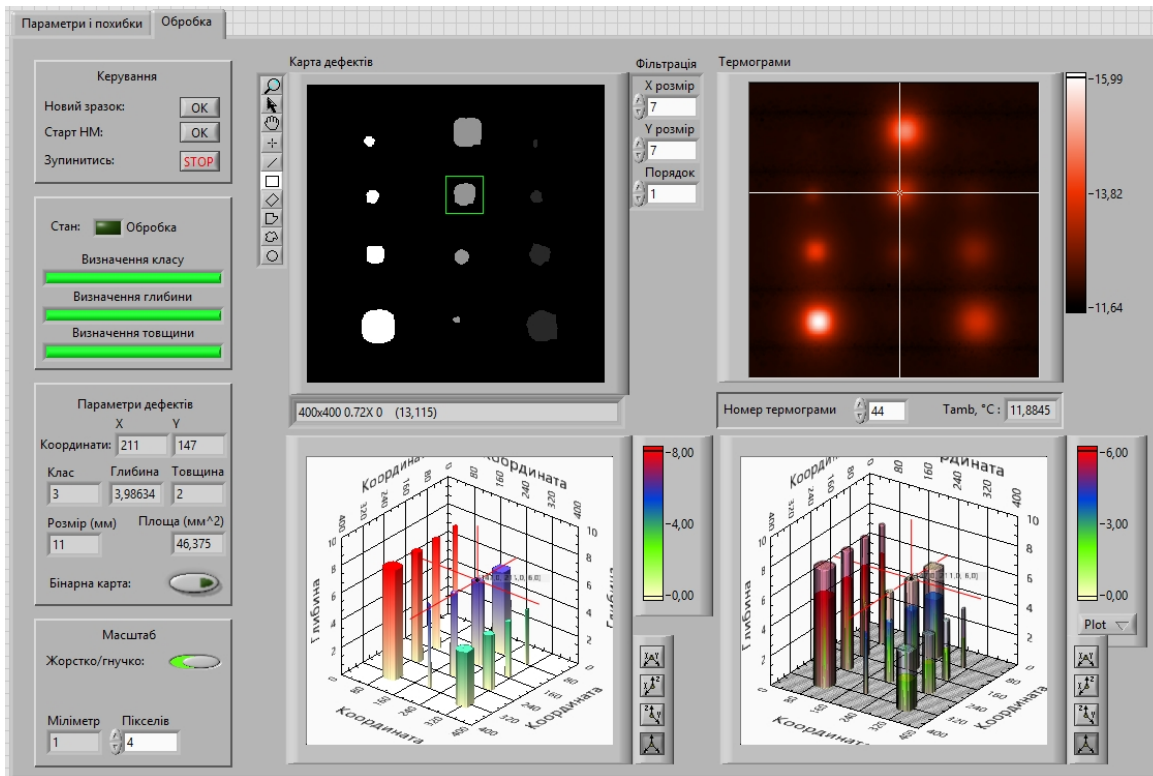


Рис. 1. Інтерфейс віртуального приладу системи теплової дефектометрії

Інтерфейс системи (див. рис. 1) складається із 4-х графічних вікон, в яких відображаються карти дефектів, початкові термограми та теплові томограми. Для кожного графічного вікна передбачено власний набір інструментів, який дозволяє оператору виконати дії, щоб отримати додаткову інформацію. Зокрема, на основі карти дефектів оператор може виміряти поперечні розміри та площу дефектів, їх глибину залягання та товщину. Ці характеристики відображаються на панелі «Параметри дефектів», де також вказується клас (а фактично тип) дефекту. У вікні відображення термограм можна вибрати номер записаної термограми та виміряти надлишкову температуру в тій чи іншій точці. У вікні теплової томограми відтворюється форма дефектів у вигляді напівпрозорих стовпчиків. Така спрощена структура відображення форми та товщини дефектів на теплових томограмах пов'язана лише з тим, що в середовищі NI LabVIEW немає ефективних засобів відтворення 3D-зображення.

Програмна частина системи теплової дефектометрії складається із трьох окремих нейромережових модулів, кожен з яких призначений для вирішення окремої задачі: 1) визначення типу дефекту, 2) визначення глибини залягання дефекту, 3) визначення товщини дефекту. Хоча всі три задачі можна було би вирішити за допомогою однієї НМ, проте такий підхід призвів би до зна-

чного зростання складності структури НМ, збільшення похибки та обчислювальних витрат. Усі нейромережові модулі побудовані з використанням інструментів NNtool середовища MATLAB за типовими алгоритмами нейронної мережі зворотного поширення похибки. Код MATLAB було інтегровано в середовище NI LabVIEW за допомогою модуля MathScriptRT. Такий підхід зумовлено тим, що MATLAB є більш низькорівневою мовою, ніж графічна мова програмування G, що використовується в NI LabVIEW. А це призводить до збільшення швидкодії, що є вкрай важливим за умови оброблення великих об'ємів даних.

На рис. 2 представлено блок-діаграму одного з нейромережових модулів.

Вхідними даними для роботи нейромережових модулів є набори термограм, які мають бути отримані з тепловізійної апаратури. При цьому дані можуть або передаватись у реальному часі, або бути заздалегідь збереженими, після чого імпортованими в програму. Параметри кожного нейромережового модуля задаються окремо оператором або за допомогою елементів керування на графічному інтерфейсі, або імпортуються із текстових файлів.

Із трьох нейромережових модулів першим відпрацьовує модуль визначення типу дефектів. Його робота починається з нормалізації та масштабування вхідних даних за формулою:

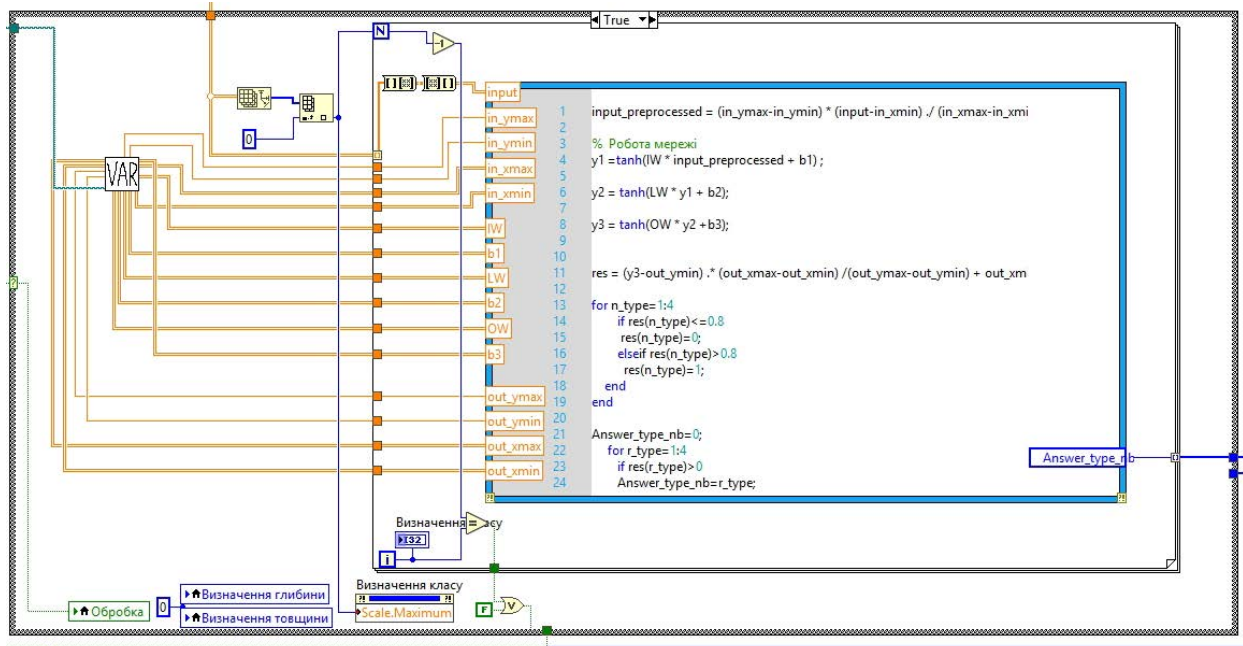


Рис. 2. Блок-діаграма модуля для роботи з НМ

$$in_{prep} = \frac{(y_{max} - y_{min}) \cdot (in - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} + y_{min},$$

де in_{prep} – нормалізований вхідний вектор, y_{max} та y_{min} – максимальне та мінімальне значення нейронів вхідного прошарку відповідно, in – вхідний вектор значень температурного профіля, x_{max} та x_{min} – максимальне та мінімальне значення вхідного вектора відповідно.

Далі обчислюються значення нейронів у прихованих прошарках. Зокрема, стан нейронів першого прихованого прошарку розраховується за формулою:

$$y_1 = \tanh(IW \times in_{prep} + b_1),$$

де y_1 – вектор значень нейронів першого прихованого прошарку, IW – матриця синаптичних ваг між вхідним та першим прихованим прошарками, b_1 – вектор зміщень нейронів першого прихованого прошарку.

Стан нейронів другого прихованого прошарку розраховується аналогічно до першого:

$$y_2 = \tanh(LW \times y_1 + b_2),$$

де y_2 – вектор значень нейронів другого прихованого прошарку, LW – матриця синаптичних ваг між першим та другим прихованими прошарками, b_2 – вектор зміщень нейронів другого прихованого прошарку.

Якщо є більше двох прихованих прошарків, то стан нейронів у них обчислюється аналогічно описаному вище.

Значення нейронів вихідного прошарку, які є відповідно мережі, розраховуються за формулою:

$$y_{out} = \tanh(OW \times y_n + b_{out}),$$

де y_{out} – вектор значень нейронів вихідного прошарку, OW – матриця синаптичних ваг між останнім прихованим y_n та вихідним прошарками, b_{out} – вектор зміщень нейронів вихідного прошарку, n – кількість прихованих прошарків.

Після того, як отримано значення нейронів вихідного прошарку, відбувається зворотне масштабування даних, яке необхідне для узгодження значень вихідних нейронів з діапазоном вхідних даних:

$$res = \frac{(y_{out} - y_{out\ min}) \cdot (x_{out\ max} - x_{out\ min})}{(y_{out\ max} - y_{out\ min})} + x_{out\ min},$$

де res – вихідний вектор, $y_{out\ min}$ та $y_{out\ max}$ – мінімальне та максимальне значення вихідного вектора відповідно, $x_{out\ min}$ та $x_{out\ max}$ – мінімальне та максимальне значення вихідних нейронів відповідно.

Дані, які містить вихідний вектор, фільтруються з використанням такої залежності:

$$Y[i] = \begin{cases} 1, & res[i] \geq 0,8, \\ 0, & res[i] \leq 0,8 \end{cases}$$

де $Y[i]$ – вихідні значення після фільтрації, $i = 1 \dots m$, m – кількість вихідних нейронів.

Таким чином, вихідний вектор Y міститиме тільки бінарні значення – «0» або «1». Значення «1» прийме елемент вихідного вектора (нейрон), номер якого відповідає номеру визначеного класу, всі інші елементи матимуть значення «0».

Після фільтрації бінарний код класу перетворюється в десятковий номер класу N_{cl} за таким алгоритмом:

$$N_{cl} = \begin{cases} 1, Y[1] = 1, \\ 2, Y[2] = 1, \\ \dots \\ m, Y[m] = 1 \end{cases}$$

Після визначення десяткового номера класу завершується поточна ітерація, а на вхід НМ подається наступний вектор значень температурного профілю, після чого всі дії повторюються. Після обробки всіх температурних профілів завершується цикл роботи НМ, що призначена для класифікації дефектів.

Після завершення роботи першої НМ будується карта дефектів. Цей етап є дуже важливим, оскільки на вхід наступних нейромережових модулів передаються лише вектори теплових профілів у точках термограми, які класифіковані як дефектні. Такий підхід дозволяє значно підвищити швидкість всієї системи. Після першого етапу запускається другий нейромережовий модуль, за допомогою якого визначають глибину залягання дефекту. Останнім відпрацьовує модуль визначення товщини дефектів. На основі результатів роботи двох останніх модулів будується теплова томограма.

Для тестування роботи розробленого програмного забезпечення було синтезовано набір вхідних даних за допомогою комп'ютерного моделювання активного теплового контролю у програмному пакеті COMSOL Multiphysics, який є одним із найбільш оптимальних рішень для аналізу, розв'язку та імітації різноманітних фізичних явищ та інженерних задач. Для вирішення поставлених задач використовувався модуль Heat transfer in solids.

У COMSOL Multiphysics були створені моделі пластин квадратної форми з довжиною сторони 100 мм та товщиною 10 мм, всередині яких на різній глибині розміщені штучні моделі дефектів різного розміру (рис. 3). Основними параметрами моделювання були такі: густина потужності теплового потоку – 10 кВт, час нагріву – 0,3 с. За результатами моделювання сформовано 50 термограм, що мають роздільну здатність 400x400 пікселів. Після цього відбулась конвертація даних таким чином, що в кожній із 160 000 точок були сформовані вектори температурних профілів, кожен з яких складався із 50 елементів (відповідно до кількості термограм).

Усього було створено моделі одного тестового та трьох навчальних зразків, які мали аналогічну конфігурацію, але відрізнялись місцезнаходженням, розмірами дефектів та їх типом. Схема тестового зразка відповідає показаній на рис. 3. Різним кольором позначені дефекти різних типів:

білий – повітряні порожнини, червоний – паперові включення, синій – алюмінієві включення. На відміну від тестового кожен навчальний зразок містив дефекти лише одного конкретного типу. Під час моделювання процесу АТНК застосовувались однакові умови як для навчальних зразків, так і тестових.

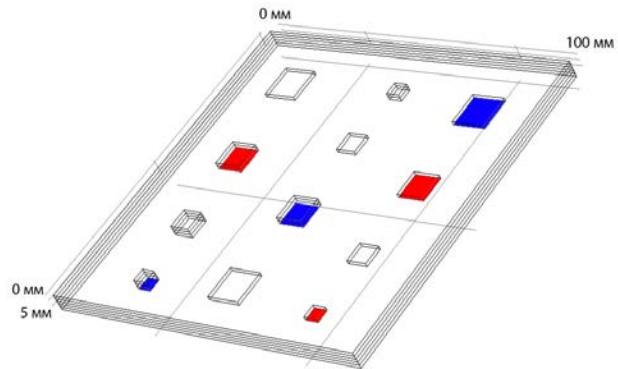


Рис. 3. Схема комп'ютерної моделі зразка

Вибірка температурних профілів формувалась із сигналів від усіх штучних дефектів, які містились у кожному навчальному зразку. Наступним етапом стало формування навчальних пар – векторів температурних профілів, які використовувались як предиктори, та відповідних їм цільових характеристик (клас (тип) дефекту, його глибина залягання та розкриття). Наприклад, навчальні пари для нейромережового модуля виявлення та класифікації дефектів складались із температурних профілів та правильних кодів класів, поданих у форматі one-hot encoding. Бездефектній ділянці у відповідність було поставлено клас № 1, дефекту у вигляді повітряної порожнини – клас № 2, дефекту у вигляді паперового включення – клас № 3, дефекту у вигляді алюмінієвого включення – клас № 4. Навчальні пари для модулів визначення глибини та товщини дефектів формувались аналогічно, тільки замість кодів класів цільовими значеннями (правильними відповідями мережі) були відповідні величини в кількісній шкалі (у мм).

Загальний обсяг навчальної вибірки становив 27 933 зразків температурних профілів. З них 53% відповідали точкам із бездефектних ділянок навчальних зразків, 23% – дефектам у вигляді повітряних порожнин, 11% – дефектам у вигляді алюмінієвих включень, 13% – дефектам у вигляді паперових включень. У такому розподілі спостерігається певна незбалансованість, що могло негативно вплинути на результати навчання нейронних мереж. Загальна множина вхідних векторів була розділена на навчальну, валідаційну

і тестову підмножину у співвідношенні 70% / 15% / 15% відповідно.

Архітектура всіх нейромережових модулів складалась із двох внутрішніх прошарків. Перший внутрішній прошарок містив 12 нейронів, другий – 4. Активаційною функцією для нейронів внутрішніх прошарків вибрано гіперболічний тангенс. Як оптимізатор використовувався алгоритм Левенберга-Маркарда. Критерієм якості нейромережової моделі вибрано середнє суми квадратів помилок (MSE).

У результаті навчання на тестовій множині отримано такі значення MSE: модуль виявлення та класифікації – 0,007, модуль визначення глибини залягання дефекту – 0,052 мм², модуль визначення товщини дефекту – 0,037 мм².

З метою оцінки якості роботи системи на даних, які взагалі не використовувались під час навчання нейромережових модулів, було проведено опрацювання результатів моделювання контролю тестового зразка. Отримані кількісні показники точності визначення характеристик дефектів наведені в таблиці 1.

Помилка класифікації температурних профілів становила 10,52%. Це досить велике значення, яке свідчить, що багато точок термограми були розпізнані як дефектні, хоча ними не є. Пояснюється це тим, що під час моделювання іміту-

вався вплив високого рівня теплової дифузії, щоб наблизити умови моделювання до реальних умов контролю. Внаслідок цього виникають значні спотворення форми теплових відбитків дефектів. Що стосується критерію Танімото, то його значення – 89,48%. Такий результат можна назвати дуже хорошим у порівнянні з аналогічними дослідженнями [10].

На рис. 4а показана бінарна карта дефектів, отримана в результаті аналізу запропонованою системою результатів контролю тестового зразка. Дефекти позначені різним кольором у відповідності до класу, до якого їх віднесла нейронна мережа (білий – повітряні порожнини, сірий – паперові вclusions, темно-сірий – алюмінієві вclusions). Порівнюючи карту зі схемою тестового зразка на рис. 3, можна зробити висновок, що в цілому класифікація за типом відбулась безпомилково. Неправильно класифіковані температурні профілі спостерігаються лише на межах дефектів. Зображення внутрішньої структури ОК показане на рис. 4б.

Висновки. Розроблено єдиний інтерфейс системи теплової дефектометрії, який містить зручні інструменти для аналізу результатів АТНК. Завдяки застосуванню нейромережових технологій вдалось автоматизувати процес виявлення та класифікації дефектів, а також визначення

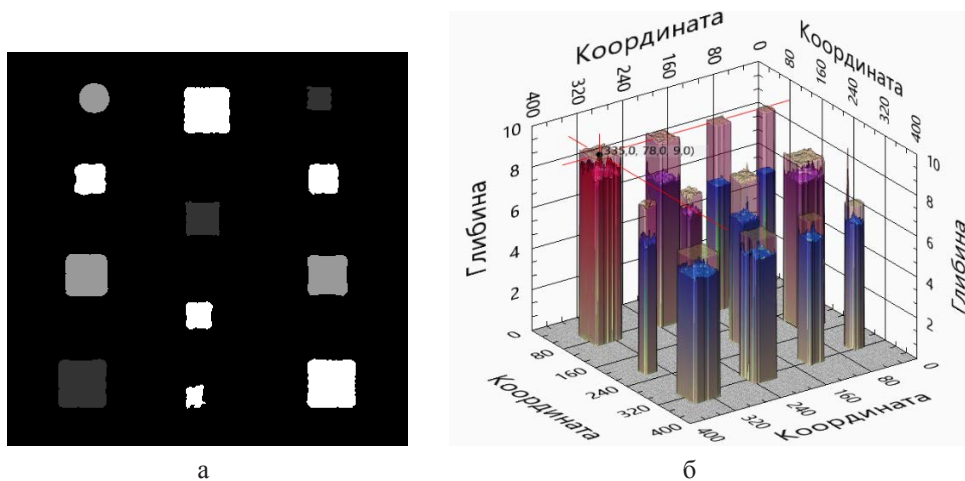


Рис. 4. Результати контролю тестового зразка: а – карта дефектів, б – внутрішня структура

Таблиця 1

Похибки вимірювання параметрів дефектів

Параметр	Клас (тип дефекту)	Глибина залягання	Товщина
Критерій Танімото, %	89,48	-	-
Помилка класифікації температурних профілів, %	10,52	-	-
Середнє суми квадратів помилок (MSE), мм ²	-	0,1	0,49
Гранична відносна похибка, %		±7,97	±2,41

глибини їх залягання та товщини. Тестування нейромережевих модулів на основі даних, що отримані за допомогою комп'ютерного моделювання, показало високу ефективність у класифікації дефектів та точність визначення геометричних характеристик дефектів навіть за наявності сильного впливу зовнішніх дестабілізуючих факторів.

Особливістю будь-якої системи на основі нейромережевих технологій є необхідність великої кількості даних (датасетів) для навчання мережі. Для розробленої системи такими даними мали би бути десятки тисяч термограм, отриманих на основі контролю реальних зразків, однак їх поки що не існує. Саме тому формування датасету для навчання мережі та її тестування відбувалось на основі комп'ютерного моделювання.

Перед впровадженням подібної системи в реальні умови теплової дефектометрії необхідно буде вирішити питання з наявністю наборів реальних термограм для навчання НМ. Тому рекомендується використовувати дану систему для контролю однотипних виробів, що потребуватиме лише однократного навчання НМ та не призводитиме до ускладнення їхньої архітектури. Ще одним фактором, який буде впливати на результат і який доведеться врахувати, – це параметри тепловізійної апаратури.

Основним призначенням розробленої системи є контроль багат шарових та композиційних матеріалів. Подальші дослідження будуть пов'язані з тестуванням системи на реальних зразках, підвищенням її швидкодії та організації процесу оброблення даних у реальному часі.

Список літератури:

1. Галаган Р.М., Момот А.С. Аналіз методів цифрової обробки термограм. *Вісник Національного технічного університету України Київський політехнічний інститут. Серія : «Приладобудування»*. 2018. № 55. С. 108–117.
2. Galagan R., Momot A. Analysis of application of neural networks to improve the reliability of active thermal NDT. *KPI Science News*. 2019. Vol. 1. P. 7–14.
3. Thermal (IR) and Other NDT Techniques for Improved Material Inspection / D. Balageas et.al. *Journal of Nondestructive Evaluation*. 2016. Vol. 35 (1).
4. Ahmed J., Gao B. Woo W. Wavelet-Integrated Alternating Sparse Dictionary Matrix Decomposition in Thermal Imaging CFRP Defect Detection. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2019. Vol. 15 (7). P. 4033–4043.
5. Vavilov V. Dynamic thermal tomography: Recent improvements and applications. *NDT & E International*. 2015. Vol. 71. P. 23–32.
6. Sun J. Analysis of data processing methods for pulsed thermal imaging characterization of delamination. *Quantitative InfraRed Thermography Journal*. 2013. Vol. 10 (1). P. 9–25.
7. A complex approach to the development of the method and equipment for thermal nondestructive testing of CFRP cylindrical parts. *Composites Part B: Engineering* / V. Vavilov et.al. 2015. Vol. 68. P. 375–384.
8. Saeed N., Omar M., Abdulrahman Y. A neural network approach for quantifying defects depth, for nondestructive testing thermograms. *Infrared Physics & Technology*. 2018. Vol. 94. P. 55–64.
9. Вавилов В.П., Нестерук Д.А. Активный тепловой контроль композиционных материалов с использованием нейронных сетей. *Дефектоскопия*. 2011. № 10. С. 10–18.
10. Analyzing efficiency of optical and THz infrared thermography in nondestructive testing of GFRPs by using the Tanimoto criterion / A. Chulkov et. al. *NDT & E International*. 2021. Vol. 117. P. 102–383.

Galagan R.M., Momot A.S., Protasov A.G., Petryk V.F., Bohdan H.A. TESTING OF NEURAL NETWORK MODULES OF THERMAL DEFECTOMETRY SYSTEM USING SIMULATION MODELING

Based on the analysis of existing types and methods of active thermal non-destructive testing, an automated system of data analysis of thermal testing has been developed to determine the characteristics of defects in multilayer materials. The main components of the software part of the system are three neural network modules. The modular structure facilitates the construction and modification of the system, increases the overall efficiency of its work by optimizing the settings of the modules to solve specific problems.

In software NI LabVIEW was developed an application in the form of virtual instruments that implement the algorithm of the thermal data analysis system. A single user interface is described, through which a comprehensive analysis of thermogram sequences is performed. Describes the mathematics used in neural network modules.

The results of computer simulation of the process of active thermal testing were processed by neural network modules for detection and classification of defects, determination of their depth and thickness. Based on the obtained data, a binary map of defects and an image of the internal structure of the test sample were constructed. The high efficiency of determining the characteristics of defects by qualitative and quantitative indicators with the use of the described automated system is proved.

Key words: *thermal images, neural networks, measurement characteristics of defects, non-destructive testing, modeling.*