

ТЕХНОЛОГІЇ ОПРАЦЮВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ КОМПЛЕКСУВАННЯ ДАНИХ (Огляд)

Д.В. Сторожик, А.Г. Протасов

НТУУ «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». 03056, м. Київ, просп. Перемоги, 37.
E-mail: a.g.protasov@gmail.com

Останнім часом у різних галузях промисловості спостерігається зростання автоматизації складних технологічних процесів, що спричинено необхідністю підвищення ефективності виробництва. Оскільки неруйнівний контроль (НК) став невід'ємною частиною багатьох галузей промисловості, ця тенденція не оминула і його. У більшості методів контролю кінцевим результатом є отримане зображення, яке несе інформацію про стан та якість об'єкту. Тому сьогодні нагальною задачею для НК є автоматизація процесів обробки та аналізу отриманих зображень. Метою даної статті є огляд технологій опрацювання зображень на основі комплексування даних і розгляд перспектив застосування цих методів для вирішення задач теплового НК. У статті описано основні теоретичні засади технології злиття зображень, розглянуто класифікацію методів комплексування та різні сучасні методи злиття зображень різного рівня з їх плюсами та мінусами, обговорювалися різні методи на основі просторових даних і перетворень з метриками якості та їх застосування у різних галузях. Також розглянуто застосування технології комплексування у задачах формування зображень при реалізації метода теплової томографії. Запропоновано наступні кроки для дослідження використання комплексування в задачах діагностики матеріалів. Бібліогр. 61.

Ключові слова: тепловий неруйнівний контроль, комплексування зображень, нейронні мережі

Вступ. Сьогодні важко собі уявити подальший розвиток багатьох галузей промисловості без розвитку неруйнівного контролю (НК). Підвищення ефективності виробництва в умовах промислової революції Індустрії 4.0 пов'язане з автоматизацією технологічних процесів, у тому числі і в НК. Головні цілі, що стоять перед НК на сучасному етапі розвитку промисловості, було сформульовано в [1]. Серед них – досягнення вищої точності при вимірюваннях, меншої кількості помилок при контролі та підвищення ймовірності виявлення критичних дефектів. Кінцевим результатом контролю при використанні рентгенографії, ультразвукових (наприклад TOFD), теплових та інших методів є отримання зображення об'єкту або його внутрішньої структури з дефектом. Аналіз отриманих зображень та прийняття рішень у багатьох випадках відбувається за участю людини-оператора, що не завжди забезпечує максимальну інформативність і швидкодію процесу контролю. Тому сьогодні нагальною задачею для НК є автоматизація процесів обробки й аналізу отриманих зображень. Це дозволить мінімізувати вплив людського фактору та підвищити ефективність контролю.

Один з напрямів, що використовується для покращення зображень у видимій частині оптичного спектру – це методика комплексування зображень (image fusion) [2, 3]. В основі цієї методики лежить операція злиття двох і більше зображень, іноді отриманих від датчиків різної фізичної природи.

Метою даної статті є огляд технологій опрацювання зображень на основі комплексування даних

і застосування цих методів для вирішення задач теплового НК.

Огляд методів злиття зображень. Після комплексування вхідних зображень отриманий результат може бути зручнішим для сприйняття людиною або придатним для машинного опрацювання, що дозволяє автоматизувати процеси обробки цього зображення з метою визначення аномалій або прийняття будь-яких рішень. Основна мета злиття – отримання найповнішої необхідної інформації про об'єкт дослідження [4]. Зазвичай методи злиття зображень, в залежності від техніки злиття, поділяють на кілька категорій. Це: рівень пікселів, рівень функцій та рівень ухвалення рішення [5, 6].

Піксельний рівень – це найпростіша техніка злиття зображень, що виконується на найнижчому рівні. Вона інтегрує інформацію з вхідних зображень для подальших завдань комп'ютерної обробки [7].

Методи функціонального рівня злиття ґрунтуються на вилученні відповідних функцій з кожного зображення, які згодом поєднуються для створення додаткових загальних ознак. До таких функцій можуть бути віднесені: інтенсивність пікселів, текстури або краї зображення [8, 9]. У методах злиття лише на рівні прийняття рішень вхідні зображення опрацьовуються одне за одним [8].

Злиття зображень на рівні пікселів у порівнянні з двома іншими методами дає точніші результати. Метод рівня функцій опрацьовує характеристики вихідного зображення. Цей метод можна використовувати з методом прийняття рішень для

Сторожик Д.В. – <https://orcid.org/0000-0003-0320-268X>, Протасов А.Г. – <https://orcid.org/0000-0002-2965-3334>

© Д.В. Сторожик, А.Г. Протасов, 2022

ефективного об'єднання зображень. Через зменшений розмір даних їх легше стискати та передавати. Верхній рівень злиття зображень – це рівень прийняття рішень. Щоб прийняти оптимальне рішення для досягнення конкретної мети, на цьому рівні використовується інформація про дані, яку було вилучено при злитті зображень на рівні пікселів або на рівні функцій. При використанні цього методу так само зменшується надмірність і невизначеність інформації.

Методи злиття можуть застосовуватись як у просторовій, так і частотній областях. Для досягнення відповідного результату просторовий метод оперує зі значеннями пікселів вхідних зображень, а частотні методи засновані на розкладанні вхідних зображень на багатомасштабні коефіцієнти [10]. Частотні методи можуть усувати просторові спотворення.

Техніка просторових методів є простим злиттям зображень. До цих методів відносять наступні: максимальний, мінімальний, просте усереднення, виважене усереднення, інтенсивність-насиченість (Hue-Intensity-Saturation (HIS)), перетворення Брові (Brovey), аналіз головних компонентів (Principal Component Analysis (PCA)).

Просторові методи злиття зображення. Техніка *максимального* методу полягає у наступному: щоб одержати зображення, вибирають у вхідних зображеннях значення пікселів з високою інтенсивністю, а потім їх об'єднують [11]. При *мінімальному* методі об'єднання зображень вибирають найменше значення інтенсивності пікселів і поєднують їх [12]. Цей метод використовується для формування темних зображень [13]. Техніка злиття за *простого усереднення* використовує для об'єднання процедуру усереднення пікселів. Така техніка дозволяє охопити всю область зображення і дає задовільний результат, особливо при використанні зображень від одного датчика [14]. При реалізації методу *виваженого усереднення* у вхідних зображеннях кожному пікселю присвоюють свою вагу. Результуюче зображення є зваженою сумою значень кожного пікселя з вхідних зображень [15].

Перетворення *інтенсивність-насиченість* (HIS) є базовою технікою злиття кольорів, яка перетворює вихідний простір в мультиспектральні компоненти HIS, а рівні інтенсивності – у панхроматичні зображення. Таким чином, спектральна компонента містить інформацію про відтінок і насиченість зображення, а просторова – про інтенсивність. Спектральна компонента має три мультиспектральні діапазони (червоно-зелено-синій) низької роздільної здатності, а просторова – панхроматичні зображення з високою роздільною здатністю. Для отримання об'єднаного зобра-

ження здійснюється зворотне перетворення [11, 16]. Процес злиття зображень в основному створює зображення з високою роздільною здатністю шляхом поєднання характеристик просторового зображення з низькою роздільною здатністю і панхроматичного зображення – з високою роздільною здатністю. Однак цей метод злиття може викликати деякі спотворення кольору, особливо коли існує велика кількість відмінностей у відтінках сірого між зображеннями, які потрібно об'єднати [17].

Перетворення Брові є методом об'єднання зображень з різною роздільною здатністю, у якому добуток яскравостей панхроматичного та мультиспектрального знімків ділиться на суму яскравостей мультиспектрального. Фактично це комбінація арифметичних операцій, яка нормалізує спектральні смуги перед їх множенням на панхроматичне зображення. Він відрізняється гарною передачею кольору та стабільністю результатів [18]. Метод також називають перетворенням нормалізації кольору, тому що він використовує перетворення RGB кольору. Цей простий метод використовують для об'єднання даних із різних датчиків. Він зберігає відповідну спектральну характеристику кожного пікселя та перетворює всю інформацію про яскравість на панхроматичне зображення високої роздільної здатності [19].

Аналіз основних компонентів (PCA). Це статистичний метод, заснований на ортогональному перетворенні. Техніка перетворення має схожість з перетворенням HIS, проте відрізняється тим, що PCA може використовувати довільну кількість спектральних смуг. Цей метод вважається одним з найпопулярніших методів злиття зображень. Головні компоненти, які є набором лінійно некорельованих змінних, формуються з мультиспектральних зображень низької роздільної здатності. При реалізації методу визначають один з головних компонентів, який містить загальну для всіх діапазонів інформацію. Цей компонент містить високу дисперсію, тому надає більше інформації про панхроматичне зображення. Компонент панхроматичного зображення з високою роздільною здатністю розтягується таким чином, щоб мати ту ж дисперсію, що і головний компонент, і замінює цей головний компонент. Потім використовується зворотне перетворення PCA для отримання мультиспектрального зображення високої роздільної здатності. Головним недоліком PCA є спектральна деградація та спотворення кольору [20, 21].

Частотні методи злиття зображення. До стандартних частотних методів злиття зображень можна віднести метод пірамід, вейвлет-перетворення, дискретне косинусне перетворення та ін.

Метод *пірамід* реалізує просту структуру поєднання зображень з кількома рівнями роздільної здатності. Піраміди зображень можна описати як модель біокулярного злиття для зорової системи людини. При формуванні структури піраміди вихідне зображення представляється на різних рівнях, тобто кожне наступне зображення виходить з попереднього шляхом зменшення роздільної здатності вихідного зображення. Для кожного вихідного зображення виконується пірамідална декомпозиція – зниження дискретизації до певного рівня. Усі ці зображення поєднуються для формування складеного зображення, а потім застосовується зворотне перетворення піраміди, щоб отримати результуюче зображення. У [6] представлено реалізацію методу пірамід у середовищі MATLAB, де злиття зображень здійснюється на кожному рівні декомпозиції для формування піраміди і з неї виходить злите зображення. На практиці зазвичай застосовують піраміди зображень двох видів – Гаусса і Лапласа.

Техніка злиття *піраміди Гаусса* заснована на знижувальній дискретизації. Ця піраміда складається з шарів, кожен з яких виходить з попереднього за допомогою згладжування функцією Гаусса (низькочастотна фільтрація) та подальшою дискретизацією. У піраміді Гаусса наступні зображення зменшуються з використанням низькочастотного фільтра (розмиття по Гауссу), який згладжує нерівномірні значення пікселів зображення, обрізаючи найвищі значення, і таким чином послаблює шум. Кожен піксель, що містить локальне середнє значення, відповідає пікселю на нижньому рівні піраміди. Оскільки дискретизація, що підвищує і знижує, є нелінійною обробкою, то після зворотного перетворення піраміди частина інформації буде втрачена, зображення стане розмитим [6, 22].

Техніка злиття *піраміди Лапласа* використовується для відновлення зображення. Ця піраміда дуже схожа на піраміду Гаусса. Вона зберігає різницю розмитих зображень між кожним рівнем, крім найменшого рівня, який не є різницею зображення. Це дає змогу відновлювати зображення з високою роздільною здатністю з використанням різниці зображень на вищих рівнях. Мета декомпозиції піраміди Лапласа у тому, щоб розкласти вихідне зображення на різні просторові частотні діапазони. Процес об'єднання виконується на кожному просторовому частотному шарі окремо, так що функції та деталі різних частотних діапазонів у різних шарах розкладання можуть бути націлені на виділення характеристик та деталей конкретної смуги частот. Тобто можна поєднати риси та деталі з різних зображень в одне [23].

Метод *дискретного вейвлет-перетворення* (Discrete Wavelet Transform (DWT)). Вейвлет-пе-

ретворення розглядається як альтернатива короткочасовим перетворенням Фур'є. Його перевага перед перетворенням Фур'є полягає в тому, що воно забезпечує бажану роздільну здатність як у часовій області, так і частотній області, тоді як перетворення Фур'є дає хорошу роздільну здатність тільки в частотній області. У перетворенні Фур'є сигнал розкладається на синусоїдальні складові різних частот, тоді як вейвлет-перетворення розкладає сигнал на масштабовані та зсунуті форми вихідного вейвлета або функції. При злитті зображень за допомогою вейвлет-перетворення вхідні зображення розкладаються на наближені та інформативні коефіцієнти з використанням DWT на певному рівні. Для об'єднання цих двох коефіцієнтів застосовується правило злиття і результуюче зображення виходить за допомогою зворотного вейвлет-перетворення.

Злиття на основі дискретного перетворення застосовується для кольорових зображень, компоненти RGB яких можуть бути розділені. Метод DWT розкладає два або більше зображення на різні смуги високих та низьких частот [24]. Цей метод мінімізує спектральні спотворення в результуючих об'єднаних зображеннях з меншою просторовою роздільною здатністю за рахунок кращого співвідношення сигнал/шум порівняно з піксельним методом. Іншими словами, вейвлет-злиття мінімізує кольорні спотворення порівняно зі способом злиття у просторовій ділянці [25]. Таким чином, метод DWT має перевагу в порівнянні з іншими методами, такими як метод пірамід Лапласа, Гаусса та ін. [12, 26].

Дискретне косинусне перетворення (Discrete Cosine Transform (DCT)) – одне з ортогональних перетворень, що є різновидом перетворення Фур'є. Застосовується в алгоритмах стиснення зображень у формі MPEG, JVT, JPEG тощо. Методи перетворення зображення в загальному випадку ґрунтуються на тому, що його цифровий еквівалент наводиться до вигляду, зручного для скорочення надмірної інформації. Найефективнішим є перетворення відеоінформації з часової області на спектральну. Результат перетворення являє собою сукупність спектральних коефіцієнтів, які характеризують амплітуди просторових частот зображення.

Обсяг машинних розрахунків знаходження цих коефіцієнтів дуже значний. Тому перетворення здійснюються над невеликими за розміром фрагментами, зазвичай 8×8 елементів. Дискретно-косинусне перетворення Фур'є в певній мірі мінімізує обсяг цих обчислень використанням набору перетворюючих (базисних) функцій тільки косинусних складових. У результаті масиву вихідних значень сигналу відповідає масив з такого ж чис-

ла коефіцієнтів, що являють собою амплітуди цих косинусних складових [27, 28].

Штучні нейронні мережі (Artificial Neural Networks). Іншою технологією, яка знайшла широке застосування для злиття зображень, є технологія глибокого навчання (Deep Learning). Причини популярності цієї технології полягають у наявності різних переваг при злитті зображень з кількома фокусами та мультиекспозицією, злитті мультимодальних, мультиспектральних та гіперспектральних зображень [5]. Для реалізації методики глибокого навчання використовують штучні нейронні мережі. Зазвичай використовують такі моделі нейронних мереж: згорткова (Convolutional Neural Network) [29], згорткова з розрідженим поданням (Convolutional Sparse Representation) [30] та багаторівневим автоенкодером (Stacked Autoencoder) [31]. Згорткові нейронні мережі мають спеціальну архітектуру, засновану на чергуванні згорткових та субдискретизуючих (об'єднаних) шарів, що дозволяє їм максимально ефективно розпізнавати образи. Багаторівневий автоенкодер являє собою нейронну мережу, що складається з декількох шарів розріджених автоенкодерів, де вихід всіх прихованих шарів підключений до входу наступного прихованого шару. Останні досягнення в Stacked Autoencoder полягають у тому, що він надає версію необроблених даних з детальною та багатооб'єктивною інформацією про функції, що використовується для навчання класифікатора у певному контексті та досягнення більшої точності, ніж навчання з необробленими даними. Багаторівневий автоенкодер підвищує точність глибокого навчання з шумними автоенкодерами, вбудованими в шари [32]. Оскільки модель глибокого навчання здатна виокремлювати з даних більшість факультативних функцій автоматично без будь-якого втручання людини, це дає можливість автоматизувати процеси обробки зображень.

Методи оцінки ефективності злиття зображення. Для того, щоб оцінити ефективність та продуктивність злитих зображень, визначено низку показників, які дозволяють оцінити результат злиття. У літературі прийнято ці показники розділяти на суб'єктивні та об'єктивні міри оцінки [5]. Міри суб'єктивної оцінки відіграють важливу роль у злитті зображень, оскільки вони оцінюють якість об'єданого зображення, що базується на зоровому сприйнятті людини. Особливо така оцінка популярна для зображень, отриманих при злитті в інфрачервоному та видимому діапазонах [4].

Об'єктивна оцінка ефективності злиття забезпечує як якісне, так і кількісне визначення злитого зображення. Вона не упереджена з боку спостерігачів та повністю відповідає візуальному сприйняттю. При об'єктивній оцінці використовують

різноманітні методи визначення. Наприклад це можуть бути методи, засновані на градієнті зображення, схожості структури, теорії інформації, статистичі, а також зоровому сприйнятті людини. У цьому огляді наведено деякі найпопулярніші показники для кількісної та якісної оцінки об'єднаних зображень. Техніку оцінки злитих зображень прийнято поділяти на дві групи – з використанням еталонних зображень і без них.

Оцінки заходів ефективності, засновані на еталонному зображенні, наведено нижче [11, 33–36].

1. Середнє значення квадратичної помилки (Mean of the Square Error (MSE)) обчислює помилку і реальну різницю між ідеальним або очікуваним результатом:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (A_{ij} - B_{ij})^2,$$

де A і B – ідеальне і злите зображення відповідно, які можна оцінити; i та j – піксель-індекс рядка та стовпця відповідно; m і n – висота та ширина зображення (цифра або піксельні рядки та стовпці відповідно).

2. Пікове відношення сигнал-шум (Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)) використовується для обчислення відношення пікової потужності сигналу до шуму. Цей показник можна отримати за формулою:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left\{ \frac{r^2}{MSE} \right\}.$$

У цьому виразі r вказує пікове значення об'єданого зображення. Якщо значення PSNR високе, це означає, що об'єдане зображення ближче до вихідного зображення і метод злиття вносить менше спотворень.

3. Точність візуальної інформації (Visual Information Fidelity (VIF)) використовується для вимірювання спотворення зображень. Цей показник включає розмиття зображення, локальні чи глобальні зміни контрасту та адитивні шуми:

$$VIF = I_f / I_r,$$

де I_f – інформація про спотворене зображення; I_r – інформація про еталонне зображення.

4. Відношення сигнал/шум (Signal to Noise Ratio (SNR)) використовується для визначення рівня шуму. Чим більше значення відношення сигнал/шум, тим вище результуюче складове зображення:

$$SNR = 10 \log_{10} \left\{ \frac{\sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m (I_r(x,y))^2}{\sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m (I_r(x,y) - I_f(x,y))^2} \right\}$$

де $I_r(x, y)$ – інтенсивність пікселя передбачуваного зображення; а $I_f(x, y)$ – інтенсивність пікселя

вихідного зображення. Якщо значення відношення сигнал/шум високе, це означає, що помилка оцінки мала та краща продуктивність злиття.

Міри оцінки якості без еталонних зображень, які не потребують еталонного зображення, наведено нижче [11, 36–38].

1. Помилка просторової частоти (Spatial Frequency Error (SFE)) є кількісною мірою об'єктивної оцінки переваги підсумкового злитого зображення:

$$SFE = \frac{SF_f - SF_r}{SF_r},$$

де SF_f – просторова частота злитого зображення; SF_r – просторова частота зображень, що зливаються.

2. Ентропія (Entropy (EN)) використовується для оцінки інформаційного змісту в отриманому зображенні. Зображення з великою інформативністю має низьку перекресну ентропію:

$$EN = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2 p_i,$$

де L – загальна кількість рівнів сірого; p_i – нормалізована гістограма відповідного рівня сірого в злитому зображенні. Якщо значення EN вище, це означає, що злите зображення містить більше інформації і вона краще представлена.

3. Просторова частота (Spatial Frequency (SF)) – це показник якості зображення, що називається просторовою частотою рядка (RF) та частотою стовпця (CF) на основі горизонтального та вертикального градієнтів. Метрика оцінки просторової частоти може ефективно обчислити градієнтне розподілення зображення і дати більше деталей текстури зображення:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2},$$

$$RF = \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - F(i, j-1))^2},$$

$$CF = \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - F(i-1, j))^2},$$

де F – злите зображення; i та j – піксель-індекс рядка та стовпця відповідно. Злите зображення з високим SF містить багаті краї та інформацію про текстури.

4. Середня абсолютна помилка (Mean Absolute Error (MAE)) пов'язаних пікселів в оригіналі та остаточно об'єднаному зображенні:

$$MAE = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N s(i, j) - y(i, j),$$

де $s(i, j)$ та $y(i, j)$ – пов'язані пікселі в оригіналі та злитому зображенні.

Застосування та розвиток методів комплексного зображення. Злиття зображень при їх обробці відіграє важливу роль у різних галузях діяльності людини, таких як супутникова зйомка, дистанційне зондування, медична візуалізація, контроль якості продукції тощо. У сучасній літературі представлено різноманітні методи злиття зображень, які можуть застосовуватися для вирішення найрізноманітніших завдань. Розглянемо основні класи таких методів.

1. З метою покращення просторової роздільної здатності зображень у [39] розглядаються алгоритми, які досягають своєї мети шляхом об'єднання інформації з зображень, зібраних на одному зразку і зсунутих на крок субпіксельного руху, або кадрів зображень, зібраних за короткі проміжки часу. Застосування цих алгоритмів під час біологічних досліджень показали позитивний результат візуалізації флуоресценції одиничних молекул.

2. Дослідження [40] присвячено технології обробки та аналізу зображень за допомогою одного датчика зображення. Автор використовує пристрій захоплення кадрів для оцифрування відео та відправлення його на внутрішній аналізатор зображення датчика. Пропонований датчик зображення виводить два типи даних: класифікацію, пов'язану з рівнем достовірності, та оброблені дані. Ці вихідні дані надходять на дисплей разом з вихідними даними зображення, що переведені у цифровий код для оцінки оператором. Тобто один датчик зображення виводить два типи даних: оброблені дані (результат класифікації) і цифровий код зображення. У цій же роботі автором пропонується нова схема злиття зображень, отриманих від двох або більше датчиків зображення. Ця схема породжує кілька нових проблем. Насамперед, це реєстрація датчиків. Зображення, отримані від двох окремих датчиків, мають бути зареєстровані. Існує два типи реєстрації: часова та просторова. Вони вирівнюють дані зображення як у просторі, так і у часі. Просторове поєднання зображень коригує відносний зсув переміщення та зсув обертання, а також геометричні спотворення та спотворення інтенсивності кожного зображення. Маючи два і більше зображення одного й того ж об'єкта з різних датчиків та їх реєстрацію, можливо визначити характеристики кожного пікселя стосовно всіх датчиків. Реалізація схеми передбачає, що зображення, які необхідно об'єднати, вже ідеально поєднані.

3. У [41] для злиття медичних зображень різних модальностей використовується глибока згорткова нейронна мережа. Мета злиття медичних зображень різних модальностей полягає в отриманні зображення високої якості шляхом розумного об'єднання зібраної важливої інформації з

мультимодальних вхідних зображень. Класифікація злиття зображень описує три базові рівні: ознак, пікселів і рішень. Обмеженням методів на основі пікселів є ефект варіації великої інтенсивності пікселів отриманого зображення. На рівні прийняття рішень кожен вхід обробляється окремо та витягується інформація, потім з урахуванням вирішальних правил вилучені ознаки об'єднуються. Таким чином, у схемі злиття високого рівня значна точність у прийнятті рішень досягається за рахунок підтримки аналізу рішень на основі ознак.

4. Випадок, у якому зображення для аналізу надходять з різних платформ, розглядається в [42]. Цей випадок набагато складніший, ніж об'єднання зображень, отриманих за допомогою однієї і тієї ж системи збирання зображень, оскільки необхідно враховувати спектральні та просторові різниці між різними зображеннями.

Основна складність, що пов'язана зі злиттям зображень з різних платформ, виникає через те, що режим пікселя для різних методів має бути загальним. Досягнення цієї умови передбачає подолання проблем, пов'язаних з відмінностями у просторовій орієнтації та просторовій роздільній здатності зображень. Для вирішення цієї проблеми автором запропоновано рішення на основі бінування (зниження дискретизації) зображень з найвищою роздільною здатністю для зіставлення з зображенням з найменшою роздільною здатністю та побудова мультимножини.

5. Найпростіший метод злиття зображень полягає у тому, щоб узяти середнє значення двох вхідних зображень. Однак при прямому застосуванні це призводить до зменшення контрастності об'єкта. Для вирішення цього завдання автори [43] пропонують злиття зображень на основі піраміди Лапласа, але із введенням блокуючих артефактів. Найкращі результати злиття було досягнуто на основі вейвлет-перетворення (WT). Запропоновано три етапи процесу злиття: 1) обчислення вейвлет-перетворення для кожного зображення; 2) вибір у кожній точці коефіцієнтів, що мають найбільше абсолютне значення; 3) обчислення зворотного WT для нового зображення. Вихідне зображення поєднується із зображенням WT і дає кращий результат, ніж вихідне. Метод було застосовано для злиття медичних зображень.

6. Мультимодальні алгоритми злиття зображення оцінюються з використанням методу кількісної оцінки, що є складним завданням через відсутність достовірних даних. Значення параметрів змінюються при зміні досліджуваної вибірки. Якість зображення в цьому випадку перевіряється за допомогою параметрів (метрик) злиття. У дослідницькій роботі [44] представлено деякі пара-

метри злиття, які, на думку авторів, будуть корисними для об'єктивної перевірки якості об'єднаних зображень. Деякі з цих параметрів: 1) коефіцієнт злиття, який визначає схожість об'єданого зображення з вихідним. Він забезпечує апроксимацію вмісту, наданого вихідними зображеннями до об'єданого зображення; 2) симетрія злиття – оцінюються взаємні дані між вихідними зображеннями та об'єднаним зображенням; 3) індекс якості зображення – міра відмінностей між зображеннями джерела та злитого об'єкта; 4) міра якості краю. Оскільки краї мають вирішальне значення для аналізу медичних зображень, для створення об'єданого зображення пропонується система використовує функціональність, пов'язану з краєм. Цей параметр злиття є апроксимацією збереження країв об'єданого зображення. У роботі представлено також аналітичні залежності для визначення зазначених параметрів.

7. Останнім часом методи злиття зображень на основі областей привертають до себе значну увагу через очевидні переваги в порівнянні з методами злиття пікселів. Обробка семантичних областей, а не окремих пікселів, може допомогти подолати деякі проблеми методів злиття пікселів, таких як чутливість до шуму, ефекти розмиття та розбіжності. У [45] докладно описано принципи злиття зображень на основі областей у просторовій області та запропоновано два методи злиття. Попередньо зареєстровані зображення, що мають різну роздільну здатність перетворюються за допомогою методу аналізу. Області, що становлять певні функції зображення, витягуються методом сегментації зображення, який використовує інформативну, отриману з коефіцієнтів перетворення. Потім області поєднуються на основі їх характеристик. Авторами також представлено експериментальні результати, які отримано при реалізації запропонованих методів.

8. У [46] розглядається загальний процес злиття зображень. Автори стверджують, що оскільки структури злиття зображень відрізняються одна від одної, то і злиті зображення, які виникають за допомогою різних структур злиття, також відрізнятимуться один від одного. Виходячи з цього, у роботі запропоновано розділити структури злиття на три класи, а саме: ієрархічні, загальні та довільні. Стверджується, що ієрархічна структура підходить для злиття спеціально призначених для злиття тільки двох вихідних зображень. Для методів, які можуть об'єднувати кілька зображень в одному злитті, більше підходить загальна структура злиття зображень. У більшості додатків згадані вище структури злиття зазвичай використовуються для отримання так званої довільної структури злиття.

9. Злиття зображень із застосуванням вейвлет-перетворень було використане в [47]. Авторами визначено, що усунення розмиття перед злиттям вейвлетів значно покращує вимірювану різкість оброблених зображень. Як приклад було продемонстровано злиття вейвлет-зображень з використанням світла, що проходить, і флуоресцентних зображень. Усунення розмитості оптичного перерізу з наступним злиттям підвищує інформативність флуоресцентних зображень, у яких видно всі досліджувані точки. Метод знайшов застосування в медицині для швидкого виявлення, аналізу та підрахунку мікробів певного типу [48].

10. Методи злиття зображень на основі дискретних косинусних перетворень (DCT) більше підходять для застосування в системах реального часу, які використовують стандарти статичного зображення або відео на їх основі. Однак злиття зображень на основі DCT дає результати з меншою чіткістю, меншим значенням пікового відношення сигнал/шум і більшою середньоквадратичною помилкою. Автори [49] пропонують новий алгоритм, метою якого є покращення результатів за рахунок об'єднання DCT з адаптивним вирівнюванням гістограми. Експериментальні результати та порівняння показали, що запропонований алгоритм забезпечує значне покращення порівняно з існуючими методами злиття на основі DCT.

11. У [50] розглядаються останні розробки в області технології злиття зображень на основі глибокого навчання та узагальнюються проблеми, які необхідно вирішити у цій галузі в майбутньому. У цьому огляді досліджуються методи синтезу інфрачервоного та видимого зображень на основі глибокого навчання, які з'явилися останніми роками. Автори розділили ці методи на чотири основні категорії: методи на основі згорткових нейронних мереж, методи синтезу на основі генеративних змагальних мереж (Generative Adversarial Nets (GAN)) [51], сіамські мережеві та автоенкодер методи. У статті викладено об'єктивні та суб'єктивні показники злиття та індикатори, які використовуються для тестування та оцінки кількох типових методів злиття.

12. Автор [6] використовує нейронну мережу з імпульсним зв'язком (Pulse Coupled Neural Network (PCNN)), яка складається з мережі зворотного зв'язку. Ця мережа розділена на три частини, а саме: рецептивне поле, поле модуляції та генератор імпульсів. Кожен нейрон відповідає пікселю вхідного зображення. Інтенсивність відповідного пікселя використовується як зовнішній вхід у PCNN. Цей метод вигідний з погляду стійкості до шуму, незалежності від геометричних варіацій та здатності компенсувати незначні варіації інтенсивності у вхідних шаблонах. PCNN має біологічне значення та використовується в медичній візуалізації, оскільки цей метод здійснюється в реальному часі та забезпечує продуктивність системи.

Формування зображень в задачах теплової томографії. Формування зображень внутрішньої структури об'єкта при реалізації методів теплової томографії сьогодні є актуальною задачею. Поширення теплової енергії у твердих середовищах мають дифузійний характер, внаслідок чого температурні сигнали, що викликані неоднорідністю структури, схильні до загасання за амплітудою та затримання у часі. Крім того, розтікання теплової енергії вздовж поверхні об'єкта та неоднорідності коефіцієнта випромінювання призводять до появи шумів, що впливає на роздільну здатність тепловізійної апаратури.

Реконструкція зображень у задачах теплової томографії пов'язана з розв'язанням оберненої задачі теплопровідності. Результативність вирішення цих задач суттєво залежить від рівня шумів, що робить обернену задачу теплопровідності некоректною. Для вирішення таких задач розроблено багато математичних методів, наприклад згладжування, оптимальна спектральна фільтрація [52, 53] або застосування нейронних мереж для побудови теплових томограм [54]. До їхніх недоліків можна віднести сильну залежність точності розв'язання від виду згладжувального функціонала, наявності інформації про спектральні характеристики шуму або від типу нейронної мережі. Тому задача отримання точнішої реконструкції внутрішньої структури об'єкта у термографії залишається актуальною.

У [55], присвяченій тепловій томографії, авторами запропоновано метод динамічної фільтрації зображення для усунення неоднорідностей коефіцієнта випромінювання. Суть цього методу полягає в побудові образу вибраного пікселя термограми для великої (кілька десятків) кількості послідовних кадрів тепловізійного фільму. Умови застосування методу: коефіцієнт випромінювання поверхні в цій точці не повинен залежати від температури, теплові шуми матриці тепловізора повинні бути відсутніми. Точність такої фільтрації залежить як від кількості кадрів, так і від рівня теплових шумів.

Методи, які є ефективнішими за наявності нелінійності та значних рівнів шумів, пропонуються в [56]. Для визначення глибини залягання дефектів авторами використано штучні нейронні мережі. Технологія формування зображень полягала у послідовній реєстрації термограм, які демонстрували динаміку зміни теплового поля у часі. Послідовність термограм аналізувалась декількома багатоплановими нейронними мережами. Навчання мережі відбувалось за алгоритмом зворотного поширення Левенберга-Марквардта (Levenberg-Marquardt). Кількісна оцінка ефективності роботи мережі визначалась за критерієм Танімото (Tanimoto). Відносну похибку мережі оцінювали методом порівняння визначеної загальної площі дефектів на карті та реальної площі дефектних зон. Ступінь схожості зображень за критерієм Танімото становив до 48 %.

Визначенню глибини залягання дефектів з використанням штучних нейронних мереж присвячена робота [57]. Етап навчання мережі виконувався шляхом модифікації синаптичних ваг до моменту отримання необхідного результату. Автори використовували навчання без нагляду. Процес навчання мережі триває, поки синаптичні ваги не почнуть безпомилково забезпечувати потрібні дані, а коли обчислена помилка стає малою, цей процес припиняється. Далі проводиться тестування на інших зразках, що дозволяє оцінити продуктивність мережі та виявити тип даних, які викликають проблеми. Проведені авторами експерименти підтвердили ефективність методу у визначенні глибини залягання дефектів. Похибка вимірювання не перевищила 3 %.

Використання технології Deep Learning для ідентифікації дефектів при тепловому неруйнівному контролі розглянуто в [58]. Автори досліджують можливість згорткової нейронної мережі для навчання, трансформації та використання її як неконтрольованого екстрактора функцій для аналізу дефектів матеріалів. У роботі розглядається попередньо навчена глибока згорткова мережа типу ImageNet-VGG-F, яка використовується для вилучення ознак та має 21 шар з різними характеристиками. Суттєвим недоліком згорткових нейронних мереж є потреба у великому наборі зображень, що призводить до великого обчислювального навантаження та погіршує навчання і тестування цієї мережі. З огляду на це, автори використовують попередньо підготовлену мережу як гібридний генератор функцій. Таким чином, запропонована методика передбачає аналіз інфрачервоних зображень, отриманих у різних часових періодах. Кожна послідовність зображень, що отримана протягом певного часового періоду, входить в систему як вхідні дані. Експеримент з розпізнаванням дефектів у вуглецевому зразку показав похибку у 2,5 %, а в зразку зі сталі похибка становила 2 %. Це дослідження демонструє можливість поєднувати обробку інфрачервоних зображень з технологією глибинного навчання.

Робота [59] присвячена дослідженню оптимальної архітектури штучної нейромережі та вимог до навчального набору даних для використання мережі в задачах класифікації дефектів. Дослідження ґрунтуються на даних комп'ютерного моделювання та експериментальної перевірки. У результаті проведених досліджень авторами доведено ефективність застосування штучних нейромереж у задачах активного теплового неруйнівного контролю. Комп'ютерне моделювання дозволило отримати оптимальну архітектуру мережі, що складалась з двох прошарків і малої кількості нейронів 12/4. Проведені експериментальні дослідження підтвердили можливість використання штучних нейромереж для визначення параметрів внутрішніх дефектів у зразках багато-

шарових композитів. Автори також дійшли висновку, що використання штучних нейронних мереж є перспективним напрямом у автоматизації роботи систем теплового неруйнівного контролю.

Автори [60] провели порівняння результатів інфрачервоної термографії і терагерцового (ТГц) неруйнівного контролю зразків зі штучними дефектами різної природи.

Для злиття отриманих зображень у роботі було застосовано метод аналізу головних компонент (PCA). Результати порівняння було оцінено за допомогою критерію Танімото, який дозволив визначити ступінь схожості отриманих зображень від двох методів контролю з еталонним зразком. Найефективнішою була процедура теплового неруйнівного контролю з використанням методу обробки даних TSR (Thermography Signal Reconstruction), яка забезпечила критерій Танімото 0,87, а найнижча 0,72 відповідала необробленому ТГц зображенню. Отримані результати дослідження продемонстрували перспективність використання ТГц методу для неруйнівного контролю композитних матеріалів.

Для кращої оцінки інфрачервоних вимірювань при неруйнівному контролі, особливо для об'єктів складної геометрії або малих розмірів, доцільно поєднувати зображення камери у видимому діапазоні з зображенням інфрачервоної камери під тим самим кутом огляду. Авторами [61] пропонується розроблена нами гібридна камера, яка використовує світлодіодний для поєднання видимої та інфрачервоної області довжини хвиль під одним і тим самим кутом огляду, що дозволяє формувати гібридне зображення. Область застосування цього нового методу варіюється від локалізації та перевірки помилкових показань у додатках неруйнівного контролю до отримання тривимірної інформації про поверхню з гібридним зображенням у вигляді текстури з зазначенням дефектів та фільтрації лазерних міток, що відображаються на ІЧ-зображенні.

Висновки

1. З проведеного огляду можна зробити висновок, що кожен метод злиття зображень призначений для конкретної програми і може використовуватися в різних комбінаціях для отримання найкращих результатів. Основними складностями, з якими зіткнулися автори багатьох робіт, стали: часова та просторова реєстрація зображень; забезпечення загального режиму пікселя для мультимодальних зображень; згорткові нейронні мережі потребують великого набору зображень, що призводить до великого обчислювального навантаження і погіршує навчання та тестування цієї мережі.

2. Реконструкція зображень у задачах теплової томографії пов'язана з розв'язанням оберненої задачі теплопровідності. Перспективними у цьому напрямі є методи злиття зображень на основі глибоких нейронних мереж (технології Deep Learning),

які можуть бути ефективними при використанні методів комплексування для зменшення необхідної для навчання вибірки та використання моделей нейронних мереж при розв’язанні задач часової і просторової реєстрації, а також при узгодженні режиму пікселя для методів комплексування зображень. Після комплексування вхідних зображень отриманий результат може бути зручнішим для сприйняття людиною або придатним для машинного опрацювання, що дозволяє автоматизувати процеси обробки цього зображення з метою визначення аномалій або прийняття будь-яких рішень.

Список літератури/References

1. Петрик В.Ф., Протасов А.Г., Галаган Р.М. та ін. (2021) Бездрогові технології в автоматизації неруйнівного контролю. *Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. Том 32 (71), 5, 25–29. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.5/05>
2. Petryk, V.F., Protasov, A.G., Galagan, R.M. et al. (2021) Wireless technologies in automation of nondestructive testing. *Vcheni Zapysky TNU. Seriya: Tekhnichni Nauky*, Vol. 32 (71), 5, 25–29 [in Ukrainian]. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.5/05>
3. Rokni, K. et al. (2015) A new approach for surface water change detection: Integration of pixel level image fusion and image classification techniques. *Int. J. of Applied Earth Observe*, Vol. 34, 226–234. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.08.014>
4. Сторожик Д.В., Муравйов О.В., Протасов А.Г. та ін. (2020) Комплексування мультиспектральних зображень як метод підвищення їх інформативності при бінарній сегментації. *KPI Science News*, 2, 83–87. DOI: <https://doi.org/10.20535/kpi-sn.2020.2.197955>
5. Storozhyk, D.V., Muraviov, O.V., Protasov, A.G. et al. (2020) Complexing of multispectral images as a method of improvement of their information level at binary segmentation. *KPI Science News*, 2, 83–87 [in Ukrainian]. DOI: <https://doi.org/10.20535/kpi-sn.2020.2.197955>
6. Ma, J., Ma, Y., Li, C. (2019) Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey. *Information Fusion*, 1(45), 153–178.
7. Kaur, H., Koundal, D., Kadyan, V. (2021) Image Fusion Techniques: A Survey. *Computational Methods in Engineering*, 28, 4425–4447.
8. Mamta Sharma (2016) A Review: Image fusion techniques and applications. *Int. J. of Computer Sci. and Information Technologies*, Vol. 7(3), 1082–1085. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09540-7>
9. Li, S., Kang, X., Fang, L. et al. (2017) Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art. *Information Fusion*, 1(33), 100–112.
10. Maruthi, R., Lakshmi, I. (2017) Multi-focus image fusion methods – a survey. *Computer Engineering*, 19(4), 9–25.
11. Meher, B., Agrawal, S., Panda, R., Abraham, A. (2019) A survey on region based image fusion methods. *Information Fusion*, 1(48), 119–132.
12. Yang, J., Ma, Y., Yao, W., Lu, W. (2008) A spatial domain and frequency domain integrated approach to fusion multifocus images. *The Int. Archives of the Photogrammetry, remote sensing and spatial Information Sci.*, 37(PART B7).
13. Morris, C., Rajesh, R.S. (2014) Survey of spatial domain image fusion techniques. *Int. J. of Advanced Research in Computer Sciences and Engineering Information Technologies*, 2(3), 249–254.
14. Jasiunas, M.D., Kearney, D.A., Hopf, J., Wigley, G.B. (2002) Image fusion for uninhabited airborne vehicles. *IEEE Int. Conf. on Field-Programmable Technology*, Proceedings, 348–351.
15. Bavachan, B., Krishnan, D.P. (2014) A survey on image fusion techniques. *Int. J. of Research in Computers and Computation Technologies*, 3(3), 049–052.
16. Banu, R.S. (2011) Medical image fusion by the analysis of pixel level multi-sensor using discrete wavelet Transform. In: *Proc. of the National conf. on Emerging Trends in Computing Science*, 291–297.
17. Song, L., Lin, Y., Feng, W., Zhao, M. (2009) A novel automatic weighted image fusion algorithm. *Int. Workshop on Intelligent Systems and Applications (ISA)*, 1–4.
18. Zhijun Wang et al. (2005) A comparative Analysis of image fusion methods. *IEEE Transact. on Geosciences and Remote Sensors*. Vol. 43, 6, 1391–1402.
19. Cetin, M., Tepecik, A. (2016) Intensity–hue–saturation-based image fusion using iterative linear regression. *J. of Applied Remote Sensing*, 10(4), 045019 DOI: <https://doi.org/10.1117/1.JRS.10.045019>
20. Mishra, D., Palkar, B. (2015) Image fusion techniques: a review. *Int. J. of Computer Application*, 130(9), 7–13.
21. Mandhare, R.A., Upadhyay, P., Gupta S. (2013) Pixel-level image fusion using Brovey transform and wavelet transform. *Int. J. of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, Vol. 2, Issue 6, 2690–2695.
22. Lindsay I. Smith (2002) A tutorial on Principal Components Analysis. *Technical Report OUCS-2002-12 Department of Computer Science*, University of Otago, New Zealand, 28.
23. Ujwala, P., Mudengudi, U. (2011) Image fusion using hierarchical PCA. *IEEE Int. Conf. on Image Information Processing (ICIIP)*, 1–6, 3–5.
24. Olkkonen, H., Pesola, P. (1996) Gaussian pyramid wavelet transform for multiresolution analysis of images. *Graphic Models Image Process*, 58(4), 394–398.
25. Jianbing Shen, Ying Zhao, Shuicheng Yan, Xuelong Li (2014) Exposure Fusion Using Boosting Laplacian Pyramid. *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 44, 9.
26. Chandrasekhar, C., Viswanath, A., Narayana Reddy, S. (2013) Implementation of image fusion technique using DWT for micro air vehicle applications. *Field-Programmable Gate Array (FPGA)*, 4(8), 307–315.
27. Dong, J., Dafang, Z., Yaohuan, H., Jinying, F. (2011) Survey of multispectral image fusion techniques in remote sensing applications. In: *Image Fusion and its Applications*. Alcorn State University, USA.
28. Wu, D., Yang, A., Zhu, L., Zhang, C. (2014) Survey of multi-sensor image fusion. *Int. conf. on Life System Modeling and Simulation*. Springer, Berlin, 358–367.
29. Naidu, V.P. (2012) Discrete cosine transform based image fusion techniques. *J. of Communication, Navigation and Signal Processing*, 1(1), 35–45.
30. Desale Rajenda Pandit, Verma Sarita V. (2013) Study and analysis of PCA, DCT & DWT based image fusion techniques. *IEEE Int. Conf. on Signal Processing Image Processing & Pattern Recognition (ICSPR)*, Coimbatore, 66–69.
31. Tang Han, Xiao Bin, Li Weisheng, Wang Guoyin (2018) Pixel convolutional neural network for multi-focus image fusion. *Information Sciences*, Vol. 433–434, 125–141. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.12.043>
32. Liu, Y., Chen, X., Ward, R.K., Wang, J.Z. (2016) Image Fusion with Convolutional Sparse Representation. *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 23, 12, 1882–1886. DOI: <https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2618776>
33. Cheng, Z., Sun, H., Takeuchi, M., Katto, J. (2018) Deep Convolutional AutoEncoder-based Lossy Image Compression. *Picture Coding Symposium (PCS)*, 253–257, DOI: <https://doi.org/10.1109/PCS.2018.8456308>
34. Uma, K.V. (2018). Improving the Classification Accuracy of Noisy Dataset by Effective Data Preprocessing. *Int. J. of Computer Applications*, 180(36), 37–46, DOI: <https://doi.org/10.5120/ijca2018916908>
35. Patil, V., Sale, D., Joshi, M.A. (2013) Image fusion methods and quality assessment parameters. *Asian J. of Engineering and Applied Technology*, 2(1), 40–46.
36. Li, M., Cai, W., Tan, Z. (2006) A region-based multi-sensor image fusion scheme using pulse-coupled neural network. *Pattern Recognition Letters*, 27(16), 948–1956.
37. Kusum Rani, Reecha Sharma (2013) Study of different image fusion algorithm. *Int. J. of Emerging Technology and Advanced Engineering (IJETA)*, Vol. 3, Issue 5.
38. Paramanandham, N., Rajendiran, K. (2018) Multi sensor image fusion for surveillance applications using hybrid image fusion algorithm. *Multimedia Tools Application*, 77(10), 12405–12436.
39. Du, J., Li, W., Lu, K., Xiao, B. (2016) An overview of multi-modal medical image fusion. *Neurocomputing*, 26(215), 3–20.

38. Jin, X., Jiang, Q., Yao S. et al. (2017) A survey of infrared and visual image fusion methods. *Infrared Physics Technology*, 1(85), 478–501.
39. Anna de Juan et al. (2019) Data Fusion Methodology and Applications. *Data Handling in Science and Technology*, Vol. 31, 205–233.
40. Ram-Nandan, P. Singh (2000) An Intelligent Approach to Positive Target Identification. *Soft Computing and Intelligent Systems*, Chapter 22, 5549–5570.
41. Sreeja, G., Saraniya, O. (2019) Image Fusion Through Deep Convolutional Neural Network. *Deep Learning and Parallel Computing Environment for Bioengineering Systems*, Chapter 3, 37–52.
42. Anna de Juan (2020) Multivariate curve resolution for hyperspectral imaging analysis. *Hyperspectral Imaging Data Handling in Science and Technology*, Vol. 32, 115–146.
43. Anke Meyer-Baese, Volker Schmid (2014) The Wavelet Transform in Medical Imaging. *Pattern Recognition and Signal Analysis in Medical Imaging (Second Edition)*, 113–134.
44. Rajalingam B., Priya R., Bhavani R. (2021) Comparative analysis of hybrid fusion algorithms using neurocysticercosis, neoplastic, Alzheimer's, and astrocytoma disease affected multimodality medical images Advanced Machine Vision Paradigms for Medical Image Analysis Hybrid. *Computational Intelligence for Pattern Analysis and Understanding*, Chapter 5, 131–167.
45. Shutao, Li, Bin, Yang (2008) Region-based multi-focus image fusion. *Image Fusion*, 343–365.
46. Qiang Wang, Yi Shen, Jing Jin (2008) Performance evaluation of image fusion techniques. *Image Fusion*, 469–492.
47. Fatima A. Merchant, Kenneth R. Castleman (2009) Computer-Assisted Microscopy. *The Essential Guide to Image Processing*, 777–831.
48. Todd W. Kelley, Jay L. Patel (2018) Genetic Aspects of Hematopoietic Malignancies. *Principles and Applications of Molecular Diagnostics*, 201–234.
49. Jagdeep Singh, Vijay Kumar Banga (2014) An enhanced DCT based image fusion using adaptive histogram equalization. *Int. J. of Computer Applications*, Vol. 87, 12, 0975–8887.
50. Changqi Sun, Cong Zhang, Naixue Xiong (2020) Infrared and visible image fusion techniques based on deep learning: A Review. *Electronics*, 9, 21–62. DOI:https://doi.org/10.3390/electronics9122162
51. Самолюк Т.А. (2019) Нейромережі GAN у створенні нових моделей. *Комп'ютерні засоби, мережі та системи*, 18, 86–90.
Samolyuk, T.A. (2019) Neural networks GAN in creation of new models. *Kompiuterni Zasoby, Merezhi ta Systemy*, 18, 86–90 [in Ukrainian].
52. Левчунець Д.О., Іскрук В.В., Іванов А.В. (2014) Порівняння методів спектральної фільтрації з різними базами. *Вісник Хмельницького національного університету*, 3(213), 17–20.
- Levchunets, D.O., Iskruck, V.V., Ivanov, A.V. (2014) Comparison of methods of spectral filtration with different bases. *Visnyk KhmNU*, 3(213), 17–20 [in Ukrainian].
53. Купченко Л.Ф., Рыбьяк А.С., Гурин О.А. (2018) Оценка согласованности оптимальной динамической спектральной фильтрации в оптико-электронных системах обнаружения объектов. *Радиофізика та електроніка*, 23, 1, 42–52. DOI: https://doi.org/10.15407/rej2018.01.042
Kupchenko, L.F., Rybiyak, A.S., Gurin, O.A. (2018) Evaluation of consistency of optimal dynamic spectral filtration in optoelectronic systems of detection of objects. *Radiofizyka ta Elektronika*, 23(1), 42–52 [in Russian]. DOI:https://doi.org/10.15407/rej2018.01.042
54. Момот А.С., Галаган Р. М. (2017) Застосування нейромережових технологій для вирішення обернених задач неруйнівного контролю. *XVI Міжнародна науково-технічна конференція «Приладобудування: стан і перспективи»*, м. Київ, Збірка тез доповідей, с. 144.
Momot, A.S., Galagan, R.M. (2017) Application of neural network technologies for solution of inverse problems of nondestructive testing. In: *Abstr. of Papers of Sci.-Tekh. Conf. on Instrument Making: State-of-the-Art and Prospects*, Kyiv, 144 [in Ukrainian].
55. Мельник С., Петриченко Г., Тулузов І. (2016) Нові методи теплової томографії, а також фільтрації тепловізійних зображень. *Вимірювальна техніка та метрологія*, 77, 48–57.
Melnyk, S., Petrichenko, G., Tuluzov, I. (2016) New methods of thermal tomography, as well as filtration of thermal images. *Vimiryuvalna Tekhnika ta Metrologiya*, 77, 48–57 [in Ukrainian].
56. Momot, A.S., Galagan, R.M. (2018) The Use of Backpropagation Artificial Neural Networks in Thermal Tomography. *IEEE 1st Int. Conf. on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC)*, 1–6.
57. Halloua, H., Elhassnaoui, A., Saifi, A., et al. (2016) An intelligent method using neural networks for Depth detection by standard thermal contrast in active thermography. In: *Proc. 13th Int. Conf. on Quantitative Infrared Thermography (QIRT 2016)*, July, Gdańsk, Poland.
58. Bardia Yousefi, Davood Kalhor, Rubén Usamentiaga et al. (2018) Application of Deep Learning in Infrared Non-Destructive Testing. In: *14th Int. Conf. on Quantitative Infrared Thermography (QIRT 2018)*, June, Berlin, Germany.
59. Galagan, R., Momot, A. (2019) Influence of architecture and training dataset parameters on the neural networks efficiency in thermal nondestructive testing. *Sciences of Europe*, Vol. 1, 44, 20–25.
60. Chulkov, A.O., Sommier, A., Pradere, C., Vavilov, V.P. (2021) Analyzing efficiency of optical and THz infrared thermography in nondestructive testing of GFRPs by using the Tanimoto criterion. *NDT & E International*, Vol. 117, 102–383.
61. Eisler, K., Homma, C., Goldammer, M., Rothenfusser, M. (2013) Fusion of visual and infrared thermography images for advanced assessment in non-destructive testing. *Review Sci. Instruments*, 84, 064902.

IMAGE PROCESSING TECHNOLOGIES BASED ON COMPLEXING DATA (Review)

D.V. Storozhyk, A.G. Protasov

NTUU «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute». 37 Peremohy Ave., 03056, Kyiv, Ukraine. E-mail: a.g.protasov@gmail.com

Recently, there has been an increase in the automation of complex technological processes in various industries, which is caused by the need to increase production efficiency. Since non-destructive testing (NDT) has become an integral part of many industries, this trend is also observed in it. The obtained image containing information about the condition and quality of the object is the final result of the majority of testing methods. Therefore, automation of processing and analysis of received images is an urgent task for NDT today. The purpose of this article is to review image-processing technologies based on data integration and to consider the prospects of applying these methods to solving the problems of thermal NDT. The article describes the main theoretical principles of image fusion technology, considers the classification of fusion methods, and various modern methods of image fusion of different levels with their pros and cons. Various methods based on spatial data and transformations with quality metrics and their application in various fields were also discussed. In addition, the application of the technology of fusion in the problems of image formation during implementation of the thermal tomography method is considered. The following steps are proposed for the study of the use of fusion in the problems of materials diagnosis. 61 Ref.

Keywords: thermal nondestructive testing, image integration, neural networks

Надійшла до редакції 04.10.2022