

Віпшовський Ю. А., Грицюк Ю. І.

## ЛОКАЛІЗАЦІЯ ДЕФЕКТНИХ ЗОН НА ПОВЕРХНЯХ МЕТАЛІВ МЕТОДОМ АНАЛІЗУ КУМУЛЯТИВНИХ ПРОЄКЦІЙ ІНТЕНСИВНОСТІ ПІКСЕЛІВ

**Предмет дослідження** – процес просторової локалізації дефектних зон на зображеннях поверхонь. **Метою** є розроблення обчислювально ефективного методу просторової локалізації дефектних зон на металевих поверхнях, здатного функціонувати в режимі реального часу на стандартному процесорному обладнанні без долучення ресурсомістких моделей машинного навчання. **Завдання:** проаналізувати наявні підходи до дефектоскопії; розробити метод і математичну модель локалізації на основі кумулятивних проєкцій; створити оптимізований алгоритм оброблення матриці пікселів; розробити експериментальне програмне забезпечення; емпірично перевірити запропонований підхід на стандартизованих наборах даних. **Методи дослідження:** цифрове оброблення зображень, математичний апарат аналізу одновимірних кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів, методи теорії множин (для визначення перетину аномальних зон), низькорівневої алгоритмічної оптимізації (прямий доступ до пам'яті, стекова алокація) для прискорення обчислень. **Результати.** Розроблено метод просторової локалізації дефектних зон, що здійснює редуцію розмірності зображення способом його перетворення в систему незалежних векторів. Запропоновано алгоритм із дворівневою ієрархічною верифікацією для усунення проблеми множинних хибних спрацьовувань (фантомних рамок). Створено експериментальне програмне забезпечення, в якому завдяки глибокій оптимізації досягнуто швидкодії оброблення великоформатних зображень (2048 на 1000 пікселів) на рівні 40–50 мс із використанням виключно центрального процесора. Метод успішно формує точні обмежувальні рамки навколо мікродефектів на фонах зі складною металевою текстурою, відсікаючи до 95% однорідного фону. **Висновки.** Запропонований метод є обчислювально ефективною альтернативою сучасним моделям глибокого навчання для систем промислової дефектоскопії. Відмова від двовимірної згортки на користь аналізу одновимірних проєкцій значно зменшує ресурсомісткість. Алгоритм здатний працювати в режимі жорсткого реального часу, забезпечуючи надійну просторову локалізацію без потреби в попередньому навчанні на великих масивах розмічених даних.

**Ключові слова:** кумулятивні проєкції зображень; локалізація дефектних зон поверхонь металів; комп'ютерний зір; аналіз зображень.

### 1. Вступ

Проблема точної просторової локалізації дефектних зон на поверхнях конструкційних матеріалів є однією з ключових у сучасному матеріалознавстві та неруйнівному контролі. Від здатності системи не тільки встановити наявність браку, але й визначити його точні координати залежить якість продукції, можливість автоматичного відбраковування й загальне зниження собівартості її виготовлення. У світовій науковій літературі цій проблемі присвячено численні дослідження з використанням методів комп'ютерного зору й цифрового оброблення зображень. Активно розвиваються як класичні двовимірні підходи, так і високопродуктивні нейромережеві моделі.

Чимало сучасних систем автоматизованого контролю якості поверхонь металів залишаються обчислювально складними, потребують великих обсягів попередньо розмічених даних і спеціалізованих

апаратних пришвидшувачів. Особливо виразно ці недоліки виявляються в разі тривалого оброблення великоформатних зображень у режимі реального часу, де під час стискання зображень для нейромереж може призводити до втрати дрібних просторових ознак мікродефектів.

У цих умовах актуальною є потреба в розробленні підходів до локалізації дефектних зон на поверхнях металів, які поєднують просторову точність із низькою обчислювальною ресурсомісткістю. Перспективним напрямом є використання кумулятивних проєкцій інтенсивності окремих рядків і стовпців зображення, що дає змогу зменшити розмірність оброблюваних даних, перейшовши від аналізу двовимірної матриці пікселів до обчислення одновимірних векторів. Це спрощує структуру системи контролю наявності дефектних зон і підвищує ефективність локалізації широкого класу поверхневих дефектів металів без потреби в тривалому машинному навчанні моделі.

## 2. Аналіз сучасних наукових публікацій і визначення проблеми дослідження

Проблема автоматизованого виявлення дефектних зон і їх локалізації на металевих поверхнях переживає зміну парадигми. Більшість актуальних досліджень зосереджують увагу на двох напрямках: застосуванні глибоких згорткових нейромереж і впровадженні архітектур на базі візуальних трансформерів [1, 2].

У роботах [3–5] дослідники успішно адаптують сучасні версії алгоритмів сімейства YOLO (YOLOv7, YOLOv8) для локалізації дефектних зон на сталевих листах у реальному часі. Автори праць [6, 7] пропонують моделі семантичної сегментації та трансформери, які дають змогу виділяти дефекти з піксельною точністю, беручи до уваги глобальний контекст зображення. Незважаючи на значну точність локалізації дефектних зон на поверхнях металів, ці підходи мають критичні для промисловості недоліки. Вказані моделі визначаються недостатньою інтерпретованістю алгоритмів прийняття рішень і високою залежністю від обсягів попередньо розмічених навчальних вибірок. Практична імплементація таких систем у виробниче середовище потребує значних апаратних ресурсів, зокрема спеціалізованих графічних пришивидшувачів (GPU). Це зумовлено високою обчислювальною складністю операцій двовимірної згортки в процесі оброблення зображень високої роздільної здатності, через що використання центральних процесорів (CPU) стає неефективним для роботи в режимі реального часу.

Для розв'язання проблеми браку розмічених даних у роботах [8–10] запропоновано методи неконтрольованого навчання, зокрема на базі нормалізаційних потоків і архітектур типу *PatchCore*. Вони навчаються тільки на бездефектних зразках металу. Проте їх недолік полягає в тому, що результатом роботи зазвичай є розмита теплова карта аномалій, а не чітка обмежувальна рамка, що ускладнює подальше автоматизоване оброблення. Крім цього, етап інференсу в таких моделях залишається ресурсомістким.

Альтернативний напрям пов'язаний з удосконаленими класичними методами цифрового оброблення зображень. У дослідженнях [11–13] автори комбінують методи математичної морфології, матриці сірих перерізів і адаптивну сегментацію. Основним недоліком таких підходів є значна обчислювальна складність розрахунку двовимірних

текстурних ознак для кожного вікна сканування. За високих витрат процесорного часу ці методи все одно залишаються вразливими до градієнтного освітлення й мікротекстури металів, що робить їх застосування на високошвидкісних конвеєрах технічно й економічно невиправданим порівняно з більш швидкими алгоритмами редукції розмірності.

На окрему увагу заслуговують дослідження [14], в яких упроваджуються методи інтегральних проєкцій і аналізу одновимірних профілів для промислового бачення в суміжних галузях. Наприклад, ці алгоритми успішно використовуються для локалізації дефектних зон меж дефектів на кераміці або виявлення аномалій зварних швів на рентгенограмах. Однак у контексті металооброблення такі алгоритми здебільшого застосовуються для простих завдань вирівнювання країв стрічки або вимірювання геометрії поверхні досліджуваного металу. Наразі вони майже не адаптовані для повноцінної двовимірної локалізації поверхневих мікрodefektів на фоні складної текстури металів способом перетину проєкційних характеристик.

Сучасні рішення в галузі комп'ютерного зору для металооброблення стикаються з проблемою нестійкості до світлових артефактів. У цьому разі наявні методи поділяються на низькосегментні алгоритми фільтрації зображень, що мають обмежену здатність до узагальнення, і високорівневі моделі глибокого навчання. Останні, попри їх архітектурну гнучкість, є критично залежними від обчислювальних потужностей CPU/GPU та обсягів анованих вибірок, що створює бар'єр для їх оперативної адаптації під конкретні виробничі завдання.

Поза увагою дослідників залишається клас алгоритмів, здатних забезпечити детерміновану просторову локалізацію без етапу тривалого машинного навчання із використанням мінімуму обчислювальних ресурсів. Зокрема недостатньо вивченим залишається підхід до редукції розмірності задачі – переходу від складного двовимірного аналізу матриці пікселів до обчислення системи незалежних одновимірних маргінальних проєкцій інтенсивності пікселів (кумулятивні відображення). Відсутні комплексні дослідження щодо використання математичного перетину дефектних рядків і стовпців для швидкої побудови обмежувальних рамок на однорідних металевих текстурах.

Розроблення й дослідження методу аналізу кумулятивних проєкцій інтенсивностей пікселів

рядків і стовпців зображення, який нівелює обчислювальну надмірність нейромереж і перевершує за надійністю класичні двовимірні фільтри, є невиконаним науково-практичним завданням. Розв'язанню цього питання й присвячено цю статтю.

### 3. Мета й завдання дослідження

**Об'єктом дослідження** є просторова локалізація дефектних зон на поверхнях металів за допомогою аналізу кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів, а **предметом** – алгоритмічні та програмні засоби локалізації дефектних зон на поверхнях металів, які базуються на аналізі одновимірних кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів, що дадуть змогу ефективно визначати просторові координати зон з аномальними інтенсивностями на поверхні.

**Мета дослідження** – розробити обчислювально ефективний метод аналізу кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів рядків і стовпців зображення для просторової локалізації дефектних зон на зображеннях поверхонь металів, що дасть змогу формувати точні координатні рамки пошкоджень без потреби в попередньому машинному навчанні моделі.

Для досягнення окресленої мети визначено такі завдання:

- проаналізувати літературні джерела щодо методів комп'ютерного зору для просторової локалізації дефектних зон поверхонь матеріалів, що дасть змогу виявити недоліки наявних підходів і обґрунтувати вибір методу проєкцій;
- запропонувати метод аналізу кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів рядків і стовпців зображення для просторової локалізації дефектних зон на зображеннях поверхонь металів і математичну модель, що використовує розроблений метод;
- розробити алгоритм оброблення зображень та експериментальне ПЗ для дослідження запропонованого методу із різними вхідними параметрами;
- підготувати набори даних із розміченими еталонними ділянками дефектів металевих поверхонь, які уможливають об'єктивне проведення тестів із досліджуванним методом аналізу кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів;
- експериментально апробувати розроблений метод на сформованих масивах даних для визначення його часової складності та обчислювальної потужності, що дасть змогу встановити межі життєздатності

алгоритму та підтвердити можливість його інтеграції в автоматизовані системи технічного зору, що працюють у режимі реального часу.

### 4. Матеріали й методи дослідження

Для подальшої емпіричної перевірки методу просторової локалізації дефектних зон, математичний апарат якого описано в наступному розділі, було обрано два загальноновизнані набори зображень металевих поверхонь [15, 16]: NEU-DET і GC10-DET. Вибір саме цих наборів зображень зумовлений наявністю еталонної розмітки у вигляді просторових координат дефектних зон, що є критично важливим для розрахунку математичної точності локалізації дефектних зон [17].

Набір даних NEU-DET (англ. *Northeastern University Surface Defect Database*) містить зображення дефектів гарячекатаних сталевих смуг. У базі наявні 1800 зображень у градаціях сірого розміром  $200 \times 200$  пікселів, що розподілені на шість класів дефектів: мікротріщини, вкраплення, плями, ямки, окалина й подряпини. Кожне зображення супроводжується файлом анотації у форматі XML, який містить координати обмежувальних рамок дефектів на площині.

Набір даних GC10-DET є більш сучасним і складним масивом зображень сталевих поверхонь, що має 10 типів дефектів, серед яких відколи, зварювальні шви та складки. Зображення в цьому наборі мають значно більшу роздільну здатність і складніше освітлення, що дає змогу перевірити стійкість алгоритму кумулятивних проєкцій до градієнтних шумів. Цей набір також містить відповідну просторову розмітку у вигляді обмежувальних рамок.

### 5. Результати дослідження

#### Математична модель аналізу зображень за допомогою кумулятивних проєкцій

Основою запропонованої моделі просторової локалізації дефектів є зменшення розмірності простору ознак за допомогою алгоритму кумулятивних проєкцій. Модель розглядає зображення поверхні металу як двовимірну матрицю пікселів розмірності  $W \times H$ , де  $W$  – ширина, а  $H$  – висота зображення. Для мінімізації обчислювальних витрат на першому етапі кольорове зображення перетворюється в напівтонове. Яскравість кожного пікселя  $I(x, y)$

обчислюється за базовою формулою усереднення кольорних каналів [18]:

$$I(x, y) = \frac{R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)}{3}, \quad (1)$$

де  $R(x, y)$  – інтенсивність червоного кольору пікселя з координатами  $x, y$ ;  $G(x, y)$  – інтенсивність зеленого кольору пікселя з координатами  $x, y$ ;  $B(x, y)$  – інтенсивність синього кольору пікселя з координатами  $x, y$ .

Замість оброблення матриці пікселів як єдиного цілого, запропонована модель розглядає зображення як набір з  $W$  незалежних векторів-стовпців і  $H$  незалежних векторів-рядків. Для кожного такого вектора будується локальна гистограма розподілу інтенсивності пікселів. Математично локальну гистограму для заданого рядка  $x$  можна записати як

$$H_x(v) = \sum_{y=0}^{H-1} \delta(I(x, y), v), \quad (2)$$

де  $v \in [0, 255]$  – значення інтенсивності пікселя з координатами  $x, y$ ;  $\delta(\cdot)$  – функція Кронекера (становить 1 за умови збігу аргументів і 0 – в іншому

$$tolInt = [MainInt - DetTol \cdot detInt; MainInt + DetTol \cdot detInt], \quad (4)$$

де  $detTol$  – допустиме відхилення від еталонної інтенсивності пікселя, що не вважається дефектом;  $detInt$  – інтервал аналізу інтенсивностей пікселів для зображення, яким можна відсікати чорний або білий фон зображення поверхні металу.

#### Локалізація дефектних зон на поверхнях металів способом перетину кумулятивних проєкцій рядків і стовпців

Процес просторової локалізації дефектних зон зводиться до аналізу наявності пікселів у кожному рядку й стовпці, які виходять за межі інтервалу  $tolInt$ . Якщо в межах вектора (наприклад, стовпця  $y$ ) існують аномальні пікселі, цей стовпець маркується як дефектний і йому присвоюється логічний прапорець  $C_y = 1$ . Аналогічна процедура виконується для рядків із формуванням вектора прапорців  $R_x = 1$ .

Просторова локалізація дефекту (формування обмежувальної рамки – *Bounding Box*) обчислюється як декартів добуток множин індексів дефектних стовпців і рядків:

$$B = \{(x, y) | R_x == 1 \wedge C_y == 1\}. \quad (5)$$

Такий підхід дає змогу швидко локалізувати дефект, обмежуючи його прямокутною ділянкою

(разі). Аналогічно формується гистограма  $H_y(v)$  для кожного стовпця  $y$ .

#### Адаптивне визначення фону й порогів аномалій

Для металевих поверхонь властива наявність домінантного фону, що відповідає бездефектній текстурі матеріалу. Модель автоматично визначає цей фон способом побудови глобальної гистограми всього зображення та знаходження її абсолютного максимуму:

$$MainInt = \arg \max_v \sum_{y=0}^{W-1} \sum_{x=0}^{H-1} \delta(I(x, y), v). \quad (3)$$

Значення  $MainInt$  слугує еталонном інтенсивності пікселів для поточного зображення, що робить модель стійкою до глобальних змін освітлення. Для дефектних зон на поверхнях металів, що можуть бути як темнішими (окалина, подряпини), так і світлішими (відблиски на вм'ятинах) за фон, запропонована модель аналізу зображення використовує двостороннє порогове обмеження із заданим параметром толерантності  $DetTol$ :

на площині зображення, що є стандартом для підготовки даних у комп'ютерному зорі.

#### Рекурсивна верифікація меж дефектних зон на поверхнях металів

Безпосередній декартів добуток множин індексів дефектних стовпців і рядків формує сітку можливих перетинів, які є первинними кандидатами на обмежувальні рамки (*Bounding Boxes*). Проте в разі наявності кількох просторово рознесених дефектів на одному зображенні базовий перетин проєкцій створює надлишкову кількість хибних рамок (так званих фантомних перетинів). Наприклад, перетин проєкцій від двох реальних дефектів, розташованих по діагоналі, згенерує чотири прямокутні ділянки, дві з яких будуть порожніми. Для усунення проблеми множинних хибних спрацьовувань і уточнення меж дефекту модель доповнено етапом локальної верифікації за дворівневою ієрархічною схемою.

1. Підтвердження наявності дефекту (відсіювання фантомів). Для кожної ділянки-кандидата  $Bcandidate$ , утвореної глобальним перетином, здійснюється швидка перевірка. Якщо всередині цієї ділянки виявлено хоча б один піксель, інтенсивність якого виходить за межі інтервалу  $tolInt$ , рамка вважається дійсною. Якщо таких пікселів немає – рамка

ідентифікується як фантомна й вилучається з подальшого аналізу.

2. Локальне звуження меж. Оскільки початкова рамка може бути ширшою за сам дефект (через вплив проєкцій від інших аномалій на тих самих осях), алгоритм виконує повторний розрахунок кумулятивних проєкцій, але вже винятково в межах підтвердженої рамки *Bcandidate*. Це дає змогу відкинути порожні краї та максимально точно виділити дефект.

Критерієм зупинки цього уточнювального аналізу є стабілізація координат дефектів: якщо після локального перерахунку проєкцій нові межі рамки збігаються з поточними (тобто розмір обмежувального прямокутника більше не зменшується), алгоритм фіксує ці координати як остаточні та завершує аналіз цієї ділянки. Такий підхід дає змогу швидко локалізувати дефекти, відсіюючи хибні координати й забезпечуючи максимально щільне прилягання обмежувальної рамки до реальних контурів аномалії на площині зображення.

**Особливості програмної реалізації методу побудови кумулятивних проєкцій і підвищення його обчислювальної ефективності**

Реалізація розробленого методу побудови кумулятивних проєкцій у вигляді експериментального програмного забезпечення (ПЗ) вимагає подолання обмежень середовища виконання. Звичайний прохід по пікселях з використанням стандартних високорівневих функцій, як-от *GetPixel*, знижує швидкість оброблення зображення до неприйнятних 5–7 с на одне зображення. Для досягнення режиму реального часу замість базового алгоритму було

застосовано три підходи підвищення обчислювальної ефективності програмного коду.

1. Прямий доступ до пам'яті (англ. *Direct Pointer Access*). Зображення жорстко фіксується в оперативній пам'яті (метод *LockBits*), а його оброблення здійснюється через вказівники (*unsafe byte\**). Адресація пікселів виконується за швидкою формулою зміщення:

$$Address = Pointer_{base} + (y \cdot Stride) + (x \cdot BPP), \quad (6)$$

де *Stride* – ширина рядка у байтах; *BBP* (*bytes per pixel*) – бітність зображення, тобто кількість байтів, що займає один піксель. Це вилучає накладні витрати на виклики системних API.

2. Стекова алокація (англ. *Stack Allocation*). Формування тисяч локальних гістограм для кожного рядка й стовпця в динамічній пам'яті (*Heap*) неодмінно призводить до критичних затримок через роботу збирача сміття (англ. *Garbage Collector*). Цю проблему повністю усунуто застосуванням оператора *stackalloc*, який виділяє пам'ять під масиви *Hx* та *Hу* безпосередньо в надшвидкому стеку процесорного потоку.

3. Паралелізм на рівні даних (англ. *Data-level parallelism*). Оскільки аналіз кожного рядка й стовпця є математично незалежним процесом, алгоритм розпаралелено за допомогою конструкції *Parallel.For*. Це дає змогу рівномірно завантажити всі доступні ядра центрального процесора.

Завдяки такій програмній оптимізації просторова й часова складність алгоритму побудови кумулятивних проєкцій наближається до лінійної  $O(W \times H)$ , оскільки кожен піксель зчитується з пам'яті мінімально необхідну кількість разів. Структурні розбіжності між базовим і запропонованим пришвидшеним алгоритмами подано на блок-схемі (див. рис. 1).

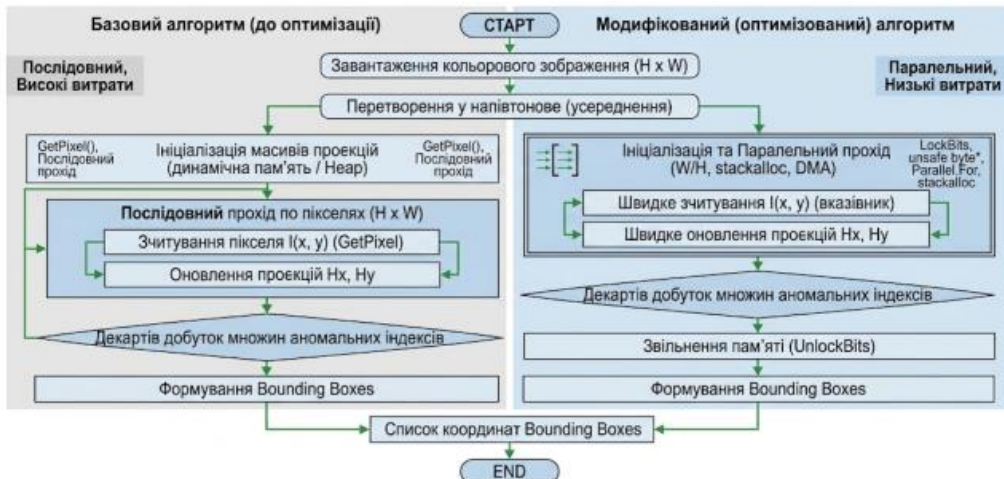


Рис. 1. Блок-схема алгоритмів до модифікації та після

Для оцінювання ефективності запропонованих рішень було проведено серію спостережень натурального експерименту з вимірювання тривалості

оброблення зображень роздільною здатністю  $2048 \times 1000$  пікселів. Результати порівняльного аналізу швидкодії усереднено й подано в табл. 1.

Таблиця 1. Порівняння тривалості оброблення зображень ( $2048 \times 1000$  пікселів)

Метод реалізації	Мінімальна тривалість оброблення	Середня тривалість оброблення	Максимальна тривалість оброблення
Базовий ( <i>GetPixel</i> + послідовний прохід)	4871 мс	5234 мс	6412 мс
Модифікований ( <i>LockBits</i> + <i>Stackalloc</i> + <i>Parallel.For</i> )	36 мс	44 мс	52 мс

Як видно з отриманих результатів (табл. 1), тривалість локалізації дефекту на зображеннях високої роздільної здатності знижується до десятків мілісекунд, що повністю задовольняє вимоги сучасних швидкісних виробничих ліній.

Окрім підтвердження обчислювальної ефективності, розроблене програмне забезпечення

успішно протестовано на точність локалізації дефектних зон на поверхнях металів. Візуальні результати роботи методу локалізації дефектів на поверхні металів, що демонструють виділені дефектні зони (англ. *Bounding Boxes*) на зразках із тестових наборів даних, подано у вікні розробленої програми (див. рис. 2).

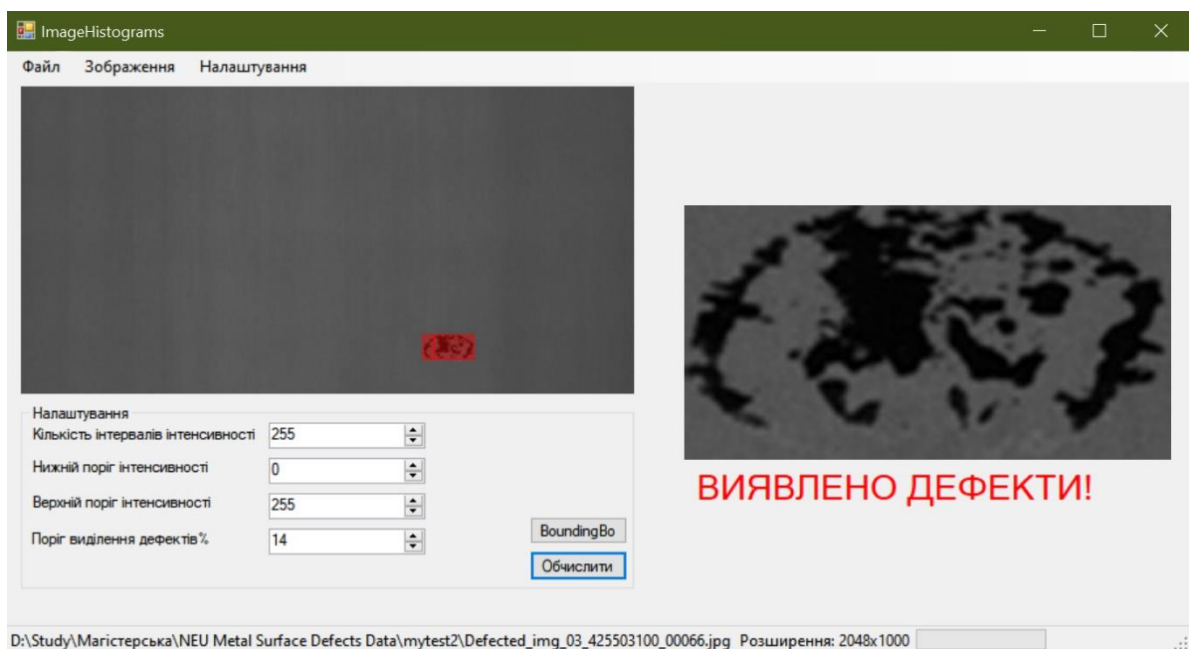


Рис. 2. Інтерфейс розробленого програмного забезпечення з результатами локалізації дефектних зон на поверхні металу

Підсумовуючи вищевикладене, можемо констатувати, що запропонований комплексний підхід успішно розв'язує дві ключові проблеми комп'ютерного зору в системах промислової дефектоскопії: точність просторової локалізації та обчислювальну швидкість. Математичний апарат дворівневої ієрархічної верифікації надійно усуває проблему інформаційної надмірності (фантомних рамок), гарантуючи щільне й безпомилкове виділення реальних аномалій на площині зображення. Водночас

застосовані методи низькорівневої програмної оптимізації забезпечили кардинальне прискорення роботи алгоритму (понад 110 разів порівняно з базовою реалізацією).

Досягнуті емпіричні та візуальні результати переконливо доводять, що розроблений метод здатний ефективно функціонувати в режимі жорсткого реального часу, що робить його придатним для безпосереднього впровадження в автоматизовані системи контролю якості на високошвидкісних

виробничих лініях без залучення спеціалізованих графічних прискорювачів.

## 6. Обговорення результатів дослідження

З огляду на досягнуті результати варто зазначити, що використання методів одновимірних проєкцій уже довело свою ефективність у суміжних галузях промисловості, зокрема для детекції аномалій зварних швів [10] і меж дефектів на кераміці [9]. Однак у запропонованій роботі цей математичний апарат уперше адаптовано для повноцінної двовимірної локалізації мікродефектів металу. Проведені спостереження натурального експерименту підтверджують, що запропонований метод просторової локалізації дефектних зон на основі кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів є концептуально працездатним і високоефективним з погляду обчислювальної складності.

Основним досягненням на поточному етапі є надзвичайно висока швидкість розробленого методу просторової локалізації дефектних зон: завдяки глибокому програмному вдосконаленню алгоритму побудови кумулятивних проєкцій тривалість оброблення великоформатних зображень (роздільною здатністю  $2048 \times 1000$  пікселів) становить у середньому 40–50 мс на стандартному центральному процесорі (CPU). Для порівняння, у недавніх дослідженнях [3, 19, 20] наголошено, що використання сучасних моделей YOLOv8 або гібридних архітектур *Vision Transformer* для зображень аналогічної високої роздільної здатності потребує спеціалізованих тензорних ядер (GPU) з метою досягнення швидкодії на рівні 20–30 кадрів за секунду. Така швидкість алгоритму побудови кумулятивних проєкцій свідчить про його значний потенціал і підтверджує, що метод безперечно заслуговує на подальше глибоке дослідження щодо його інтеграції у високошвидкісні виробничі лінії в режимі реального часу, де застосування важких нейромережових моделей без спеціалізованих графічних пришвидшувачів є обчислювально неможливим.

Отримані результати вигідно відрізняються від наявних підходів до локалізації дефектних зон. Нейромережові рішення [2, 20, 21] демонструють високу здатність виділяти обмежувальні рамки (*Bounding Boxes*), але вимагають великих анованих наборів даних і суттєвих апаратних ресурсів для навчання та інференсу. Запропонований

у дослідженні метод досягає мети просторової локалізації дефектних зон за допомогою математичного перетину одновимірних векторів, що значно спрощує програмну реалізацію та знижує вартість упровадження систем комп'ютерного зору на підприємствах.

Як підтверджують фундаментальні огляди [8, 14], класичні методи просторової фільтрації (наприклад, GLCM або морфологія) є вкрай вразливими до градієнтів освітлення. На цьому тлі важливою перевагою запропонованого підходу є гнучкість налаштування порогів чутливості алгоритму. Використання динамічного еталонного фону й допуску відхилення дає змогу адаптуватися до різних умов освітлення на виробництві. Водночас результати проведених спостережень натурального експерименту виявили низку напрямів, які потребують подальшого вивчення. По-перше, глобальне кількісне оцінювання точності локалізації дефектних зон за допомогою спеціалізованих метрик (таких як IoU) на великих стандартизованих наборах даних ще не проводилося. Наразі запропонований метод аналізу кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів розглядається як успішне підтвердження концепції редукції розмірності, а масштабне тестування точності локалізації дефектних зон є пріоритетним завданням для подальших етапів дослідження. По-друге, як і в класичних випробуваннях [6], коректність побудови рамок обмеження дефекту залежить від правильно обраного значення допуску відхилення, що вимагає попереднього калібрування системи під конкретний тип металевої поверхні для уникнення хибних спрацьовувань на плавних градієнтах освітлення.

Зважаючи на практичні результати роботи методу просторової локалізації дефектів на тестових вибірках, варто відзначити істотне зменшення обсягу даних, які містять корисну інформацію про аномалії структури матеріалу. Під час експерименту із великоформатними зображеннями ( $2048 \times 1000$  пікселів) алгоритм не просто підтвердив наявність дефекту, а успішно відсікав до 90–95% площі однорідного фону. Формування компактних обмежувальних рамок виключно навколо пошкоджених зон свідчить про те, що розроблений метод здатний ефективно ізолювати структурні дефекти від природної металевої текстури. Крім цього, під тривалість оброблення кадрів із множинними дефектами алгоритм коректно локалізував просторово рознесені аномалії, розділяючи

їх на окремі незалежні зони інтересу ROI (англ. *Region of Interest*). Такі результати наочно демонструють, що використання кумулятивних проєкцій розв'язує проблему інформаційної надмірності, яка є критичною під час аналізу промислових зображень високої роздільної здатності.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати наукову новизну й практичну значущість дослідження.

**Наукова новизна** досягнутих результатів полягає в тому, що розроблено метод аналізу кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів зображення для дефектоскопії металів, який, на відміну від наявних ресурсомістких методів двовимірного оброблення матриці пікселів, перетворює зображення в систему незалежних одновимірних кумулятивних проєкцій і використовує їх математичний перетин для формування точних просторових координат поверхневих аномалій без попереднього машинного навчання. Це дало змогу радикально зменшити обчислювальну складність алгоритму побудови кумулятивних проєкцій і забезпечити локалізацію дефектів у режимі реального часу на обладнанні зі стандартною архітектурою.

**Практична цінність** результатів дослідження передбачає, що розроблений і глибоко оптимізований метод може бути безпосередньо інтегрований у промислові системи візуального контролю якості продукції як надшвидкий (40–50 мс) модуль локалізації дефектних зон на поверхнях металів, який дасть змогу миттєво знаходити координати підозрілих зон на великоформатних зображеннях і передавати тільки ці дрібні вирізані фрагменти на подальший аналіз більш складним моделям класифікації, що істотно знижує загальні вимоги до обчислювального обладнання на виробництві.

## 7. Висновки

У процесі дослідження розроблено й апробовано новий метод просторової локалізації дефектних зон на поверхнях металів, що ґрунтується на аналізі кумулятивних проєкцій інтенсивності зображення. Запропонований підхід дає змогу ефективно обчислювати координати проблемних зон і формувати навколо них обмежувальні рамки (*Bounding Boxes*) без потреби у великих навчальних вибірках або використанні складних моделей глибокого навчання.

Розроблений метод просторової локалізації дефектів продемонстрував надзвичайно високу обчислювальну ефективність у процесі тестування на зображеннях великої роздільної здатності. Завдяки глибокій програмній оптимізації, локалізації дефектних зон структур даних у стеку, застосуванню прямого доступу до пам'яті та розпаралелюванню обчислень для зображень великої роздільної здатності (2048 × 1000 пікселів) досягнуто тривалості оброблення одного зображення на рівні 40–50 мс з використанням тільки CPU, тоді як наявні рішення для досягнення схожої швидкодії змушені використовувати GPU. Це свідчить про придатність методу для впровадження на високошвидкісних виробничих лініях у режимі реального часу в умовах використання значно менших обчислювальних ресурсів.

Основними перевагами розробленого методу, на відміну від наявних, є простота програмної реалізації, дуже низькі обчислювальні витрати, незалежність від дорогих графічних пришивидшувачів і здатність до швидкої адаптації до нових типів металевих текстур без етапу тривалого машинного навчання. Метод аналізу кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів може бути органічно інтегрований у промислові автоматизовані системи візуального контролю якості поверхонь металів як базовий модуль локалізації дефектних зон аномалій (*Region Proposal*).

Перспективами подальших досліджень є проведення глобального статистичного аналізу просторової точності локалізації дефектних зон на великих стандартизованих наборах даних із застосуванням метрики перетину площ (IoU). Стратегічно важливим напрямом наукової роботи є використання запропонованого методу кумулятивних проєкцій для автоматичного вирізання локалізованих дефектних зон із великоформатних кадрів. Передача тільки цих невеликих фрагментів на вхід згортковим нейронним мережам дасть змогу швидко й безпомилково класифікувати типи дефектів і цим радикально зменшити загальне навантаження на обчислювальну систему підприємства. Такий гібридний підхід сприятиме створенню економічно доцільних, повністю автоматизованих систем контролю якості матеріалів із високою точністю та безпрецедентною швидкістю.

## Конфлікт інтересів

Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського

чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті.

#### Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

#### Доступність даних

Дані будуть надані за обґрунтованим запитом.

#### Використання засобів штучного інтелекту

Автори підтверджують, що не застосовували технології ШІ в процесі написання роботи.

#### References

- Ibrahim, A. A. M. S., Tapamo, J.-R. (2024), "A survey of vision-based methods for surface defects' detection and classification in steel products", *Informatics*, No. 11 (2), article ID 25. DOI: <https://doi.org/10.3390/informatics11020025>
- Song, K., Yan, Y. (2013), "A noise robust method based on completed local binary patterns for hot-rolled steel strip surface defects", *Applied Surface Science*, No. 285, pp. 858–864. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apsusc.2013.09.002>
- Li, Z., Tian, X., Liu, X., Liu, Y., Shi, X. (2022), "A Two-Stage industrial defect detection framework based on Improved-YOLOV5 and Optimized-Inception-ResnetV2 models", *Applied Sciences*, No. 12 (2), article ID 834. DOI: <https://doi.org/10.3390/app12020834>
- Zhang, T., Pan, P., Zhang, J., Zhang, X. (2024), "Steel Surface Defect Detection Algorithm based on improved YOLOV8N", *Applied Sciences*, No. 14 (12), article ID 5325. DOI: <https://doi.org/10.3390/app14125325>
- Lv, X., Duan, F., Jiang, J.-J., Fu, X., Gan, L. (2020), "Deep metallic surface defect detection: The new benchmark and detection network", *Sensors*, No. 20 (6), article ID 1562. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20061562>
- Zhao, L., Zheng, Y., Peng, T., Zheng, E. (2023), "Metal Surface Defect Detection Based on a Transformer with Multi-Scale Mask Feature Fusion", *Sensors*, No. 23 (23), article ID 9381. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23239381>
- Dong, H., Song, K., He, Y., Xu, J., Yan, Y., Meng, Q. (2019), "PGA-NeT: Pyramid Feature Fusion and Global Context Attention Network for Automated Surface Defect Detection", *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, No. 16(12), pp. 7448–7458. DOI: <https://doi.org/10.1109/tii.2019.2958826>
- Roth, K., Pemula, L., Zepeda, J., Schölkopf, B., Brox, T., Gehler, P. (2021), "Towards total recall in industrial anomaly detection", *arXiv (Cornell University)*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arxiv.2106.08265>
- Fanwu, M., Tao, G., Di, W., Xiangyi, X. (2025), "Unsupervised surface defect detection using dictionary-based sparse representation", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 143, article ID 110020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110020>
- Aslam, Y., Santni, N., Ramasamy, S., Ramar, K. (2019), "A Modified Adaptive Thresholding Method using Cuckoo Search Algorithm for Detecting Surface Defects", *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, No. 10 (5), pp. 214–220. DOI: <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2019.0100528>
- Luo, Q., Fang, X., Liu, L., Yang, C., Sun, Y. (2020), "Automated Visual Defect Detection for Flat Steel Surface: a survey", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, No. 69 (3), pp. 626–644. DOI: <https://doi.org/10.1109/tim.2019.2963555>
- Zhou, C., Lu, Z., Lv, Z., Meng, M., Tan, Y., Xia, K., Liu, K., Zuo, H. (2023), "Metal surface defect detection based on improved YOLOv5", *Scientific Reports*, No. 13 (1), article ID 20803. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-47716-2>
- Zou, G., Li, T., Li, G., Peng, X., Fu, G. (2019), "A visual detection method of tile surface defects based on spatial-frequency domain image enhancement and region growing", *2019 Chinese Automation Congress (CAC)*, pp. 1631–1636. DOI: <https://doi.org/10.1109/cac48633.2019.8997215>
- Chen, Z., Feng, X., Liu, L., Jia, Z. (2023), "Surface defect detection of industrial components based on vision", *Scientific Reports*, No. 13 (1), article ID 22136. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-49359-9>
- Yang, J., Liu, Z. (2024), "A novel real-time steel surface defect detection method with enhanced feature extraction and adaptive fusion", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, No. 138, article ID 109289. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109289>
- Ren, Z., Fang, F., Yan, N., Wu, Y. (2022), "State of the art in defect detection based on machine vision", *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, No. 9, pp. 661–691. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40684-021-00343-6>
- Wang, Z., Zhao, L., Li, H., Xue, X., Liu, H. (2024), "Research on a metal surface defect detection algorithm based on DSL-YOLO", *Sensors*, No. 24 (19), article ID 6268. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24196268>
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E. (2018), *Digital Image Processing, Global Edition. 4th Edition*, Pearson Education, New York, 1022 p. available at: <https://www.cl72.org/090imagePLib/books/Gonzales.Woods-Digital.Image.Processing.4th.Edition.pdf>
- Hu, X., Yang, J., Jiang, F., Hussain, A., Dashtipour, K., Gogate, M. (2023), "Steel surface defect detection based on self-supervised contrastive representation learning with matching metric", *Applied Soft Computing*, No. 145, article ID 110578. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110578>

20. Wu, L., Ran, Y., Yan, L., Liu, Y., Song, Y., Han, D. (2025), "A dataset for surface defect detection on complex structured parts based on photometric stereo", *Scientific Data*, No. 12, article ID 276. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41597-025-04454-6>
21. Zeng, K., Xia, Z., Qian, J., Du, X., Xiao, P., Zhu, L. (2025), "Steel surface defect detection technology based on YOLOv8-MGVS", *Metals*, No. 15 (2), article ID 109. DOI: <https://doi.org/10.3390/met15020109>

Received (Надійшла) 31.03.2026

Accepted for publication (Прийнята до друку) 18.04.2026

Publication date (Дата публікації) 29.05.2026

#### Відомості про авторів / About the Authors

**Віпшовський Юрій Андрійович** – Національний університет "Львівська політехніка", аспірант кафедри програмного забезпечення, Львів, Україна;

**Yurii Vipshovsky** – National University "Lviv Polytechnic", Postgraduate Student of the Department Software Engineering, Lviv, Ukraine;

e-mail: [yurii.vipshovskyi.asp.2025@lpnu.ua](mailto:yurii.vipshovskyi.asp.2025@lpnu.ua)

ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0007-9873-3753>

**Грицюк Юрій Іванович** – доктор технічних наук, професор, Національний університет "Львівська політехніка", професор кафедри програмного забезпечення, Львів, Україна;

**Yurii Hrytsiuk** – Doctor of Technical Sciences, Professor, National University "Lviv Polytechnic", Professor of the Department of Software, Lviv, Ukraine;

e-mail: [yurii.i.hrytsiuk@lpnu.ua](mailto:yurii.i.hrytsiuk@lpnu.ua)

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-8183-3466>

## LOCALIZATION OF DEFECTIVE ZONES ON METAL SURFACES VIA CUMULATIVE PIXEL INTENSITY PROJECTION ANALYSIS

**Subject:** the process of spatial localization of defective zones on surface images. Purpose: to develop a computationally efficient method for spatial localization of defective zones on metal surfaces capable of operating in real-time on standard processor hardware without involving resource-intensive machine learning models. **Tasks:** to analyze existing flaw detection approaches; to develop a localization method and mathematical model based on cumulative projections; to create an optimized pixel matrix processing algorithm; to develop experimental software; to conduct empirical validation of the proposed approach on standardized datasets. **Methods:** the research utilizes digital image processing methods, the mathematical apparatus of one-dimensional cumulative pixel intensity projection analysis, set theory methods (to determine the intersection of anomaly zones), and low-level algorithmic optimization techniques (direct memory access, stack allocation) to accelerate computations. **Results:** a spatial localization method for defective zones has been developed that performs image dimensionality reduction by transforming it into a system of independent vectors. An algorithm featuring two-level hierarchical verification is proposed to eliminate the problem of multiple false positives (phantom bounding boxes). Experimental software was created where, through deep optimization, large-format image processing speeds (2048 by 1000 pixels) of 40–50 milliseconds were achieved using only the central processing unit. The method successfully generates accurate bounding boxes around micro-defects on backgrounds with complex metal textures, discarding up to 95 percent of the homogeneous background. **Conclusions:** the proposed method serves as a computationally efficient alternative to modern deep learning models for industrial defectoscopy systems. Shifting from two-dimensional convolution to one-dimensional projection analysis significantly reduces resource consumption. The algorithm is capable of operating in strict real-time, providing reliable spatial localization without requiring prior training on large labeled datasets.

**Keywords:** cumulative image projections; localization of metal surface defects; computer vision; image analysis.

#### Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Віпшовський Ю. А., Грицюк Ю. І. Локалізація дефектних зон на поверхнях металів методом аналізу кумулятивних проєкцій інтенсивності пікселів. *Автоматизовані системи управління та прилади автоматики*. 2026. № 2 (189). С. 128–137. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.189.128>

Vipshovsky, Y., Hrytsiuk, Y. (2026), "Localization of Defective Zones on Metal Surfaces via Cumulative Pixel Intensity Projection Analysis", *Management Information System and Devices*, No. 2 (189), P. 128–137. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.189.128>