

УДК 004.932.4

## МЕТОД ОБРОБЛЕННЯ ТА АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ СІТКИ ТРІЩИН ТЕРМОВТОМИ ПОВЕРХНІ РОЛИКА МАШИНИ БЕЗПЕРЕРВНОГО ЛИТТЯ ЗАГОТОВОК

*I. В. КОНОВАЛЕНКО<sup>1</sup>, П. О. МАРУЩАК<sup>1</sup>, О. Н. КУЗЬ<sup>2</sup>*

<sup>1</sup> Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя;

<sup>2</sup> Національний університет "Львівська політехніка"

Запропоновано алгоритм для аналізу тріщин термовтоми поверхні ролика машини безперервного лиття заготовок, який не потребує адаптації до зображень різного типу та індивідуального підбору параметрів. Аналізували за достатньо великої підмножини наборів значень параметрів. Результат такої класифікації розглянуто як нечітку множину з функцією приналежності кожного її елемента, яка дорівнює кількості наборів параметрів, що виявили цей елемент у складі каркаса сітки пошкоджень.

**Ключові слова:** *обробка зображень, класифікація, нечіткі множини, тріщини термовтоми, автофокусування.*

Відомо значну кількість методів та технічних засобів неруйнівного контролю матеріалів та елементів конструкцій [1]. Для аналізу стану поверхонь з множинними дефектами найперспективнішими є оптико-цифрові методи, які дають змогу швидко та безконтактно кількісно оцінити пошкодженість об'єкта [2–5]. Відомі успішні приклади застосування перетворення Радона для виділення неохідних лінійних сегментів зображень, що є першим рівнем їх символічного подання [6]. Ці результати оптико-цифрового аналізу дозволяють оцінити не лише можливість подальшої експлуатації досліджуваного об'єкта, але й можуть бути вагомим показником безпеки системи [7].

Для виявлення дефектів на поверхні матеріалів і конструкцій розроблено низку методик, оснований на аналізі зображення поверхні [8–14]. При цьому використовують поєднання різних відомих алгоритмів (зокрема, аналіз гістограми зображення, порогування, фільтрування, вейвлети, аналіз текстур). Більшість з цих методик направлена на локалізацію зон із тріщинами, але часто важливим є не лише виявити тріщини, але й кількісно оцінити їх геометричні параметри: довжину, нахил тощо. Для цього на зображенні з тріщинами виділяють їх каркас у виді ланцюжка пов'язаних пікселів, після чого обчислюють геометричні параметри тріщин [9, 14, 15].

Характерні особливості множинних дефектів такі: значний надлишок інформації, наявність шумів (завад різної природи), нерівномірність розподілу яскравості зображення, можливі аберації технічних засобів (розфокусування, геометричні спотворення тощо). Це зумовлює необхідність, з одного боку, багатоступеневого оброблення, з іншого – втручання оператора в процес вилучення корисної інформації з аналізованого сигналу. Практичне використання відомих підходів до виявлення тріщин на реальних зображеннях вимагає попереднього налаштування алгоритму та окремого підбору його параметрів для різних видів зображень. Зокрема, зміна освітленості поверхні, її яскравості чи кольору вимагатиме підбору інших значень параметрів алгоритму. Такий підхід робить алгоритм жорстко орієнтованим на зображення з певними характеристиками. Для аналізу зображень

іншого виду такий алгоритм вимагає переналаштування. Мета роботи – розробити адаптивний алгоритм, менш залежний від особливостей зображення.

**Базовий алгоритм.** Наведено (рис. 1) зображення тріщин на поверхні ролика машини безперервного лиття заготовок, які мають різні середні значення яскравості фону та характеризуються нерівномірною освітленістю різних зон поверхні. Алгоритм з жорстко заданими параметрами під час аналізу такої множини зображень вимагав попереднього їх підбору для різних зображень. Крім цього, за зміни параметрів алгоритму навіть для одного і того ж зображення отримували дещо різний результат.

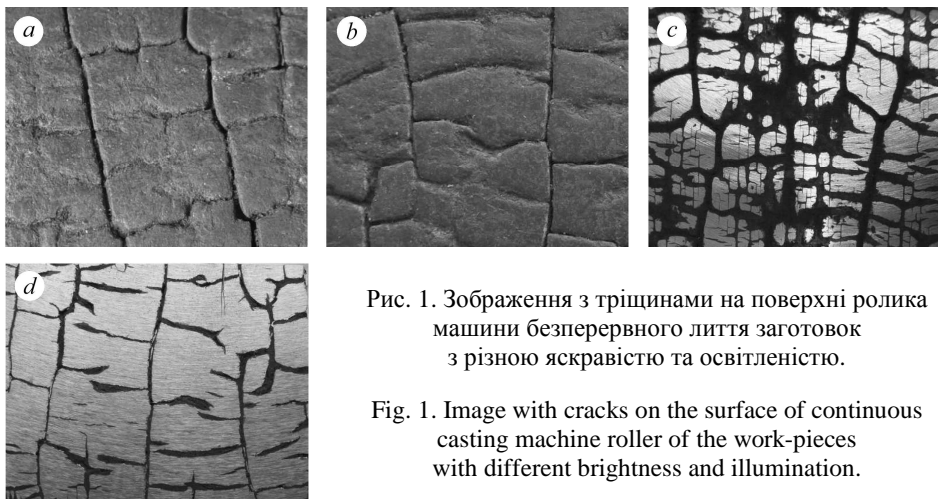


Рис. 1. Зображення з тріщинами на поверхні ролика машини безперервного лиття заготовок з різною яскравістю та освітленістю.

Fig. 1. Image with cracks on the surface of continuous casting machine roller of the work-pieces with different brightness and illumination.

Раніше розроблено [14–16] алгоритм для ідентифікації на зображенні тріщин та обчислення їх геометричних параметрів. Він складається зі стадій виявлення тріщин та обчислювальної. Вхідним для алгоритму є кольорове або півтонове зображення поверхні з тріщинами. На першій стадії обробляють зображення. Кінцева мета – отримати каркас тріщини, який є сукупністю ліній з одиничною товщиною вздовж тріщини від початку до кінця. Під час другої (обчислювальної) стадії на основі отриманого каркасу розраховували параметри: довжину, нахил, кількість. Щоб отримати впродовж першої стадії алгоритму каркас, який коректно відображає тріщини на поверхні, важливо правильно підібрати параметри, які використовуватимуть для обробки початкового зображення та локалізації пошкоджених зон.

Перша стадія алгоритму містила операції фільтрування, порогоування та скелетизації. Фільтрування за допомогою гаусівського фільтра дало змогу згладити переходи між різними ділянками зображення і зменшити фрагментованість розпізнаних об'єктів – тріщин. Під час фільтрування важливим параметром є розмір маски фільтра, оскільки він впливає на відсіювання фонових пікселів та об'єднання відокремлених фрагментів об'єкта. Тому зміна цього параметра помітно впливає на кінцевий результат виявлення.

Після фільтрування виконували сегментацію, виділяючи на зображенні пікселі, які відповідають пошкодженим зонам. Для цього використали адаптивне порогоування Бредлі на основі інтегрального зображення [17]. Кожен піксель вважали належним об'єкту, якщо його яскравість на заданий відсоток менша за середню яскравість оточуючих пікселів у вікні заданого розміру. Вибір параметра поділу пікселів на фонові та належні об'єкту суттєво впливає на результат класифікації. Неправильний підбір призведе до того, що частину об'єктів приймуть за фон, або розпізнають як об'єкти, які насправді є фоном. Зокрема, зміна меж фону порогоування спричиняє зміщення краю знайдених на зображенні об'єктів. Внаслідок цього можуть змінюватися геометричні параметри тріщин, які обчислені за

алгоритмом. Отримане в результаті вказаних перетворень зображення з двома сегментами (об'єкти та фон) містило інформацію про форму та площу тріщин, проте його не можна безпосередньо використовувати для визначення таких параметрів, як кількість тріщин, їх довжина, нахил тощо.

Щоб виділити сукупність точок, якими можна описувати структуру сітки пошкоджень, виконували скелетизацію [15]. Це дало змогу виділити каркасні лінії тріщин шляхом виявлення на зображенні серединних ліній завтовшки в один піксель. Каркасні лінії є кінцевим результатом першої стадії алгоритму. Саме їх використано для подальшого розрахунку геометричних параметрів тріщини.

На отриманих каркасних лініях виділяли сукупність опорних точок, які є вхідним набором даних для подальших розрахунків і, використовуючи їх, обчислювали довжину дефектів поверхні, їхній нахил відносно координатних осей зображення, розраховували положення та кількість лінійних фрагментів. Результати використовують для аналізу стану поверхні та дослідження закономірностей її руйнування [14, 16].

Називатимемо описаний алгоритм пошуку на зображенні каркасних ліній сітки тріщин базовим. На координати точок каркасної лінії впливають різні параметри базового алгоритму, а найбільше – зміна розміру маски фільтра та межі фону під час сегментації [14]. Підбір цих параметрів суттєво впливає на результат виявлення каркаса тріщин.

Зазвичай для використання подібних алгоритмів попередньо підбирають параметри, обробляючи зображення певного виду та визначаючи оптимальне їх значення. У подальшому для аналізу інших зображень цього виду використовують знайдені параметри. Нижче запропоновано вдосконалений алгоритм пошуку на зображенні криволінійних витягнутих об'єктів (наприклад, тріщин), який не потребує попереднього підбору параметрів для аналізу зображення та дає змогу виявити найімовірніші для вибраного способу обробки зони зображення з лінійними витягнутими об'єктами і отримати інформацію про можливі відхилення отриманих результатів. Алгоритм передбачає аналіз зображення за достатньо великої підмножини наборів значень параметрів базового алгоритму. Результат такої класифікації розглянуто як нечітку множину з функцією приналежності кожного її елемента (пікселя), яка дорівнює кількості наборів параметрів, за допомогою яких виявили приналежність цього елемента каркасній лінії тріщини.

**Опис вдосконаленого алгоритму пошуку тріщин.** Нехай  $I$  – це множина точок зображення, яка є підмножиною двовимірного простору  $\mathbb{N}^2$ ; а  $i(x, y)$  – яскравість пікселя з координатами  $(x, y)$ . Отже,  $I = \{ i(x, y) \mid x = \overline{1, Iw}, y = \overline{1, Ih} \}$ , де  $Iw, Ih$  – відповідно ширина та висота зображення  $I$ . Для 8-бітного півтонового зображення  $i(x, y) \in [0 \dots 255]$ .

Визначимо множину змінних параметрів алгоритму, які суттєво впливають на його роботу, так:  $P_A = \{ \Pi_1, \Pi_2 \dots \Pi_\eta \}$ , де  $\eta$  – кількість параметрів. Наприклад,  $\Pi_1$  може відповідати розміру маски фільтра;  $\Pi_2$  – межі порогів та інше. Значення кожного з параметрів  $\Pi_i$  може змінюватися у діапазоні  $[\pi_{i \min}, \pi_{i \max}]$  з кроком  $\delta\pi_i$ . Тоді  $P = (\pi_1, \pi_2 \dots \pi_\eta)$  – конкретний набір значень параметрів, за яких отримана каркасна лінія.

Визначимо також множину всіх точок зображення, які належать каркасним лініям, за такого набору значень параметрів алгоритму [17]:

$$F(P) = \{ (x, y) \mid \chi_F(x, y, P) = 1 \},$$

$$\chi_F(x, y, P) = \begin{cases} 1, & \forall i(x, y) \in F(P), \\ 0, & \forall i(x, y) \notin F(P), \end{cases} \quad (1)$$

де  $\chi_F$  – характеристична функція, яка дорівнює 1, якщо піксель  $(x, y)$  належить каркаській лінії, і дорівнює 0 в протилежному випадку.

Кожному набору значень параметрів алгоритму  $P_k, k = \overline{1, K}$  (де  $K$  – кількість наборів значень) відповідає своя множина точок  $F(P_k)$ . Тоді функція, яка підраховуватиме кількість потраплянь точки  $(x, y)$  у каркасну лінію для всіх досліджених  $K$  наборів значень, дорівнюватиме

$$S(x, y) = \sum_{k=1}^K \chi_F(x, y, P_k). \quad (2)$$

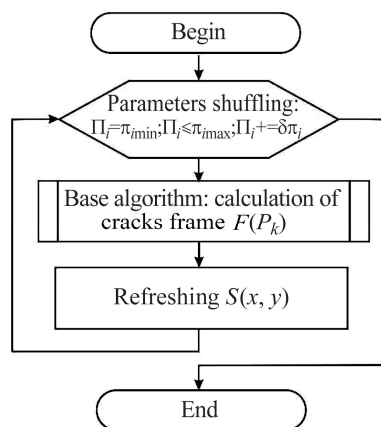


Рис. 2. Блок-схема аналізу зображення для різних наборів значень параметрів.

Fig. 2. A chart of the image analysis for different sets of parameters values.

Узагальнену блок-схему розрахунку акумуляторної функції  $S(x, y)$  подано на рис. 2. Накопичення значень функції  $S(x, y)$  відбувається доти, доки не буде перебрано значення кожного зі змінних параметрів  $\pi_i$  (розмір маски гаусівського фільтра та межа пороговання) в діапазоні  $[\pi_{i \min}, \pi_{i \max}]$  з кроком  $\delta\pi_i$ . На практиці перебирання можливих наборів значень параметрів виконували за допомогою вкладених циклів, коли цикл для перебирання значень певного параметра знаходився в межах циклу іншого параметра. Розрахункова частина останнього вкладеного циклу містить звертання до базового алгоритму для обчислення положення каркаських ліній сітки тріщин та поновлення значень акумуляторної функції  $S(x, y)$ . Зауважимо, що для виявлення сітки тріщин як базовий алгоритм можна використати не тільки раніше описаний [8–10], але й будь-який інший, результатом якого є набір точок, що описують каркас. Функцію  $S(x, y)$  можна подати як півтонове зображення (інтенсивність пікселя представлятиме значення функції у відповідній точці). Тоді світлі ділянки відповідатимуть частинам зображення, на яких каркасну лінію тріщини розпізнавали за більшої кількості різних наборів значень параметрів  $P = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n\}$  (рис. 3). Ширина смуг на зображенні функції  $S(x, y)$  характеризує розкид обчислених значень каркасної лінії в цій зоні зображення.

Якщо значення функції  $S(x, y)$  нормалізувати, отримаємо нечітку множину  $\tilde{C} = \{(x, y) | \mu_{\tilde{C}}(x, y)\}$  з функцією приналежності  $\mu_{\tilde{C}}(x, y)$ :

$$\mu_{\tilde{C}}(x, y) = \frac{S(x, y)}{\sup(S)}, \quad (3)$$

яка визначає імовірність потрапляння точки  $(x, y)$  в каркасну лінію для дослідженої сукупності значень параметрів алгоритму. Тоді точки, які належать каркасним лініям з певною імовірністю  $\alpha$ , містять  $\alpha$ -зріз множини  $\tilde{C}$ :

$$\tilde{C}(\alpha) = \{(x, y) | \mu_{\tilde{C}}(x, y) \geq \alpha\}, \quad \alpha \in [0, 1]. \quad (4)$$

Нечітка множина  $\tilde{C}$  містить деталізовану інформацію про приналежність її точок каркасним лініям, які розраховані за всіх можливих наборів значень параметрів алгоритму  $\{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n\}$ , і подає нечітку каркасну лінію пошкоджень. Водночас  $\alpha$ -зріз  $\tilde{C}(\alpha)$  містить множину точок, на основі якої за допомогою алгоритму скелетизації отримували каркасну лінію [18].

Результати (рис. 3) отримали за послідовного перебирання розмірів маски фільтра та меж порогуювання. При цьому значення параметрів далеко виходили за оптимальний діапазон, тому алгоритмом розглядали як випадки, коли на зображенні взагалі нічого не розпізнано, так і випадки, де більшість площі зображення хибно розпізнавалась як пошкодження.

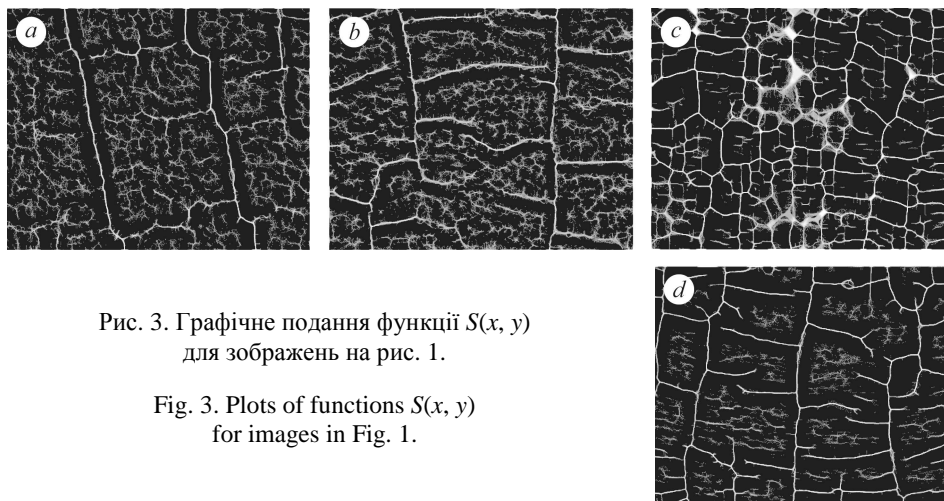


Рис. 3. Графічне подання функції  $S(x, y)$  для зображень на рис. 1.

Fig. 3. Plots of functions  $S(x, y)$  for images in Fig. 1.

Дослідження запропонованого алгоритму на множині зображень показали, що хибно розпізнані зони зображення (за неоптимального набору значень параметрів) мають “блукаючий” характер, тому їм відповідають низькі значення функції  $S(x, y)$ . Їх наявність призводить до появи слабо виражених розмитих зон. Водночас зони з тріщинами чітко розпізнають за різних значень змінних параметрів і формують максимуми функції  $S(x, y)$ . Саме це створює передумови для автофокусування алгоритму на тріщинах без його попереднього налаштування. Отже, за алгоритмом можна не тільки розпізнати зони пошкоджень на зображеннях різного виду без попереднього підбору параметрів базового алгоритму, але й виявити ймовірність приналежності пікселя каркасу тріщини.

Запропонований алгоритм потребує дещо більших обчислювальних затрат, ніж використаний базовий. Порівняємо ці затрати. Для цього за одиницю обчислень приймемо  $A(P_0)$  – обчислення базового алгоритму, які припадають на один піксель зображення за заданого набору значень параметрів  $P_0 = (\pi_1^0, \pi_2^0, \dots, \pi_n^0)$ . Тоді обчислювальні затрати базового алгоритму дорівнюють:

$$A_B = A(P_0)N_{px}, \quad (5)$$

де  $N_{px} = I_w I_h$  – кількість пікселів зображення.

Обчислювальні затрати запропонованого алгоритму такі:

$$A = \sum_{i=1}^K A(P_i)N_{px}, \quad (6)$$

де  $A(P_i)$  – затрати алгоритму, які припадають на один піксель зображення за набору значень параметрів  $P_i$ ;  $K = \prod_{i=1}^n N_{\Pi_i}$  – кількість наборів значень параметрів,  $N_{\Pi_i}$  –

кількість значень параметра  $\Pi_i$ , які перебирає алгоритм,  $N_{\Pi_i} = \frac{\pi_{i \max} - \pi_{i \min}}{\delta \pi_i} + 1$ .

Тоді коефіцієнт зростання обчислювальних затрат запропонованого алгоритму порівняно з базовим дорівнює:

$$\tau = \frac{A}{A_B} = \frac{\sum_{i=1}^K A(P_i)N_{px}}{A(P_0)N_{px}}. \quad (7)$$

Отже, обчислювальні затрати пропонованого алгоритму суттєво перевищують витрати базового. Щоб їх знизити, зменшували початкове зображення. Для зображення, лінійні розміри якого отримують домноженням на масштабувальний коефіцієнт  $K_m \in (0, 1)$ , вони становитимуть

$$A_Z = K_m^2 A. \quad (8)$$

Обробивши таке зображення та розрахувавши нечітку множину  $\tilde{C}$ , отриманий результат слід масштабувати до початкових розмірів. Для збільшення використовували бікубічну інтерполяцію. Масштабування зображення потребує додаткових обчислювальних затрат, але вони значно менші, ніж описаного алгоритму, тому їх знехтували.

Переваги, які дає зменшення зображення оцінювали шляхом формування піраміди зображень, де лінійний розмір кожного наступного зображення становив 75% від попереднього. Побудовано графік (рис. 4а), який демонструє ступінь зменшення обчислювальних затрат для кожного наступного рівня піраміди  $i$  порівняно з початковими витратами алгоритму (6). Ступінь зменшення початкового зображення має бути таким, щоб не втратити інформацію про можливі тріщини. Тому допустиме масштабування залежить від розмірів об'єкта, який очікують знайти на зображенні.

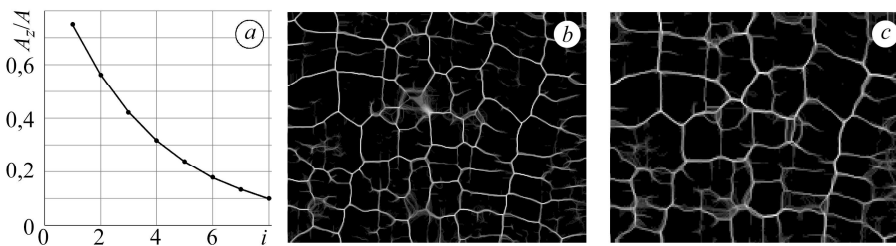


Рис. 4. Ступінь зменшення обчислювальних затрат для піраміди зображень, коли лінійний розмір кожного наступного становить 75% від попереднього (а); результат виявлення тріщин на зображенні (рис. 1с) для шостого (b) та восьмого (c) рівнів піраміди.

Fig. 4. Decrease of calculated losses for an image pyramid, when linear size of each next image is 75% of the previous one (a); results of cracks detection in Fig. 1c for the sixth (b) and eighth (c) pyramid levels.

Загалом лінійний розмір об'єкта зображення на  $n$ -му рівні піраміди зображень обчислюємо так:

$$L_k = L_0 K_p^n, \quad (9)$$

де  $L_0$  – лінійний розмір на початковому зображенні;  $K_p$  – коефіцієнт масштабування кожного наступного рівня піраміди, приймали  $K_p = 0,75$ . Таким чином, за відомим розміром очікуваних об'єктів класифікації можна оцінити рівень піраміди зображень, який придатний для їх виявлення.

Об'єкти тріщин на зображеннях (див. рис. 1) мали розмір, співмірний з розмірами зображення. За їх обробки з початкового зображення розміром  $1967 \times 1562$  пікселів формували зменшене зображення шостого рівня піраміди розміром  $350 \times 278$  пікселів. Таке зменшення забезпечувало хорошу швидкодію і дало змогу розпізнати всі головні тріщини. На рис. 4b, c показано результат виявлення тріщин на одному з досліджених зображень для шостого та восьмого рівнів піраміди. На вищих рівнях дрібніші об'єкти втрачаються, але великі стають краще виділеними.

**Визначення кутів нахилу та довжин елементів тріщин термовтоми.** Дієвість запропонованого алгоритму перевіряли на серії зображень поверхонь, пошкоджених тріщинами термовтоми. Шляхом дефазифікації нечіткої множини  $\tilde{C}$  та застосування алгоритму [14] отримано геометричні параметри виявлених тріщин: їх довжину та кут нахилу. За допомогою запропонованого алгоритму ідентифікували тріщини на аналізованих зображеннях (див. рис. 1а, d). Результати отримали при  $\alpha = 0,1$ . Подано (рис. 5) діаграми розподілу отриманих довжин тріщин та їх кутів нахилу. Особливо важливим є те, що добре розпізнано найбільші дефекти, які є найнебезпечнішими для роботоздатності конструкції.

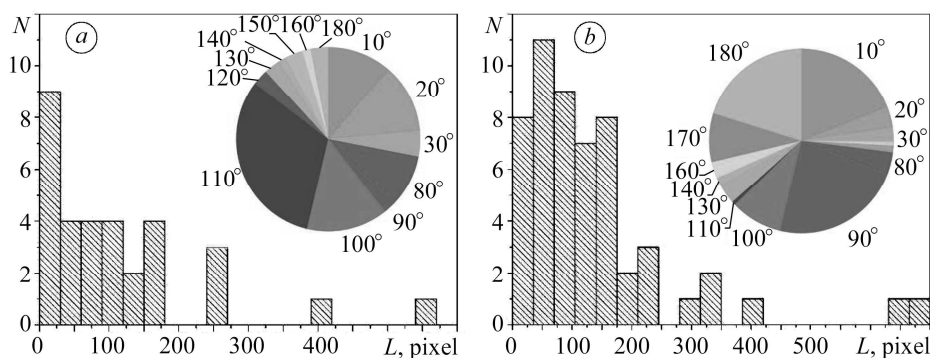


Рис. 5. Розподіл довжин розпізнаних тріщин та їх кутів нахилу:  
а, b – відповідно для зображень на рис. 1а, d.

Fig. 5. Distribution of the recognized cracks length and their inclination angles:  
а, b – for images on Fig. 1а, d, respectively.

Множинні дефекти розглянуто в межах структурно-феноменологічного підходу, тобто як систему елементів, які взаємодіють між собою. Це дало змогу оцінити кути нахилу окремих одиничних тріщин, об'єднаних у сітку, до горизонталі. Виявлені кути нахилу є основою моделювання пошкодження множинними дефектами, вони дають можливість оцінити їх вплив на напружено-деформований стан матеріалів і конструкцій.

### ВИСНОВКИ

Розроблено алгоритм з автофокусуванням, який забезпечив розпізнання на зображенні витягнутих криволінійних об'єктів, зокрема тріщин термовтоми, без спеціальної адаптації. За результатами діагностування поверхні одержано сукупність розпізнаних елементів та сформовано нечітку множину, що дало можливість оцінити імовірність належності певного елемента зображення каркасу сітки множинних тріщин. Виявлено основні закономірності впливу допустимого ступеня стискання зображення на якість розпізнання втомних тріщин. Нечітка множина, одержана під час аналізу зображення, містить деталізовану інформацію про розпізнані за різних наборів значень параметри експлуатаційних дефектів поверхні ролика машини безперервного лиття заготовок.

**РЕЗЮМЕ.** Предложен алгоритм для анализа трещин термоусталости на поверхности ролика машины непрерывного литья заготовок, не требующий адаптации к изображениям различного типа и индивидуального подбора параметров. Анализировали при достаточно большом подмножестве наборов значений параметров. Результат такой классификации рассматривали как нечеткое множество с функцией принадлежности каждого ее элемента, равное числу наборов параметров, повлекшие выявление этого элемента в составе каркаса сетки поврежденной.

**SUMMARY.** An algorithm for analyzing thermal fatigue cracks on the roller surface of a continuous casting machine, which does not require adaptation to the images of various types

and individual selection of parameters, is proposed. For this purpose the images were analyzed for a sufficiently large subset of sets of parameter values. The result of such classification was considered as a fuzzy set with the membership function of each of its elements, equal to the number of sets of parameters that led to the detection of this element in the frame of the damage grid.

1. *Аналіз сучасних методів визначення структури та топології поверхонь матеріалів /* О. Ю. Повстяной, В. Д. Рудь, Ю. А. Мельник, Н. Ю. Імбірочич // *Техническая диагностика и неразрушающий контроль*. – 2014. – № 2. – С. 37–42.
2. *Application of meso- and fracture mechanics to material affected by a network of thermal fatigue cracks /* S. V. Panin, P. O. Maruschak, P. S. Lyubutin, I. V. Konovalenko, and V. B. Ovechkin // *Int. J. Fatig.* – 2014. – **76**. – P. 33–38.
3. *Image segmentation based on the evaluation of the tendency of image elements to form cluster with the help of point field characteristics /* R. J. Kosarevych, B. P. Rusyn, V. V. Korniy, and T. I. Kerod // *Cybernetics and System Analysis*. – 2015. – **51**. – P. 704–713.
4. *Капустий В. Е., Русын В. П., and Таянов В. А. Peculiarities of application of statistical detection criteria for problem of pattern recognition //* *J. Automat. and Information Sci.* – 2005. – **37(2)**. – P. 30–36.
5. *Комп'ютерний аналіз характерних елементів фрактографічних зображень /* Р. Я. Косаревич, О. З. Студент, Л. М. Свірська, Б. П. Русин, Г. М. Никифорчин // *Фіз.-хім. механіка матеріалів*. – 2012. – **48**, № 4. – С. 53–60.  
(*Computer analysis of characteristic elements of fractographic images /* R. Ya. Kosarevych, O. Z. Student, L. M. Svirs'ka, B. P. Rusyn, and H. M. Nykyforchyn // *Material Science*. – 2013. – **48**, № 4. – P. 474–481.)
6. *Kobasyar M. and Rusyn B. The Radom Transform Application for Accurate and Efficient Curve //* *Proc. of the Int. Conf. "Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science"* (TCSET-2004). – Львів-Славське, 2004. – P. 233–234.
7. *Марущак П. О., Ясній О. П., Коноваленко І. В. Прогнозування пошкодженості поверхні ролика МБЛЗ внаслідок розтріскування //* *Вісник Донбаської державної машинобудівної академії*. – 2007. – **9(3)**. – С. 163–168.
8. *Karimi M. H. and Asemani D. Surface defect detection in tiling Industries using digital image processing methods: Analysis and evaluation //* *ISA Transact.* – 2014. – **53**. – P. 834–844.
9. *Automatic crack detection and classification method for subway tunnel safety monitoring /* Wenyu Zhang, Zhenjiang Zhang, Dapeng Qi, and Yun Liu // *Sensors*. – 2014. – **14(10)**. – P. 19307–19328.
10. *Image-based crack detection for real concrete surfaces /* T. Yamaguchi, S. Nakamura, R. Saegusa, S. Hashimoto // *IEEJ Trans. Elec Electron. Eng.* – 2008. – **3**. – P. 128–135.
11. *Bugao Xu and Yaxiong Huang Development of an automatic pavement surface distress inspection system. Center for Transport. Research at the Univer. Texas at Austin.* – 2005. – 15 p.
12. *Automatic detection and localization of surface cracks in continuously cast hot steel slabs using digital image analysis techniques /* V. Malekian, R. Amirfattahi, M. Rezaeian, A. Aghaei, and P. Rahimi // *Int. J. ISSI*. – 2012. – **9**. – P. 30–40.
13. *Computer-vision based crack detection and analysis /* P. Prasanna, K. Dana, N. Gucunski, and B. Basily // *SPIE Smart Structures and Materials+Nondestructive Evaluation and Health Monitoring*. – USA, San Diego: *Int. Soc. for Optics and Photonics*, 2012. – P. 834542–834542-6.
14. *Ясній П. В., Коноваленко І. В., Марущак П. О. До питання про дослідження геометричних параметрів сітки тріщин термічної втоми //* *Вісник Дніпропетров. нац. ун-ту. Сер. "Механіка"*. – 2008. – **16(5)**. – С. 182–189.
15. *Konovalenko I. V. and Maruschak P. O. Error analysis of algorithm for identifying thermal fatigue cracks //* *Optoelectronics, Instrumentation and Data Proc.* – 2011. – **47(4)**. – P. 49–57.
16. *Physical regularities in the cracking of nanocoatings and a method for an automated determination of the crack-network parameters //* P. Maruschak, V. Gliha, I. Konovalenko, T. Vuherer, and S. Panin // *Mater. and Techn.* – 2012. – **46(5)**. – 525–529.
17. *Bradley D. and Roth G. Adaptive thresholding using the integral image //* *J. Graphics Tools*. – 2007. – **12(2)**. – P. 13–21.
18. *Konovalenko I. V., Pastukh O. A., and Marushchak P. O. Using fuzzy sets to estimate the geometric parameters of surface damage //* *Optoelectronics, Instrumentation and Data Proc.* – 2016. – **52(4)**. – P. 319–327.

Одержано 19.09.2017