

ІНФОРМАТИКА, ОБЧИСЛЮВАЛЬНА ТЕХНІКА ТА АВТОМАТИЗАЦІЯ

УДК 681.5.08

В.С. Зайцев, д.т.н., проф.

Є.Ю. Пономарьов, аспір.

Приазовський державний технічний університет

ТЕХНОЛОГІЯ АВТОМАТИЧНОЇ ОБРОБКИ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ГАРЯЧОГО ПРОКАТУ ДЛЯ ІНФОРМАЦІЙНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ АСУ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ПРОКАТНОГО ВИРОБНИЦТВА

Розроблено нову технологію автоматичної обробки цифрових зображень гарячого прокату для інформаційного забезпечення АСУ ТП прокатного виробництва. Проведено її експериментальне дослідження.

Вступ. У практиці автоматизації технологічного процесу прокатного виробництва виникає ряд задач, де необхідно здійснювати вимірювання та контроль як геометричних, так і динамічних параметрів прокату. Зазвичай цей клас задач розв'язується шляхом встановлення відповідних датчиків. Проте складні умови протікання прокатного виробництва, а також необхідність проведення вимірювань з високою точністю і, як правило, в режимі реального часу роблять завдання розробки цих датчиків, їх установку на прокатному стані та технічну експлуатацію завданням досить непростим [1].

На сьогодні для вимірювання вищезазначених параметрів переважно застосовують різноманітні безконтактні датчики [1]. В даній роботі буде розглянуто підхід до побудови безконтактного датчика контролю та вимірювання параметрів прокату на основі системи технічного зору (СТЗ) реального часу з реєструючим елементом на базі цифрового оптико-електронного пристрою (ОЕП) проєкційного типу на ПЗЗ (пристрій із зарядовим зв'язком), далі – просто ОЕП.

Така СТЗ у загальному вигляді складається з ряду ОЕП, що формують відеопотік, послідовність растрових зображень гарячого прокату. Отримані дані (потік растрових зображень) комунікаційними засобами подаються до програмного модуля на ПЕОМ для проведення їх спеціальної обробки з метою вилучення корисної нам вимірювальної інформації, після чого дана інформація використовується за призначенням для інформаційного забезпечення АСУ ТП [2].

У даній роботі під вимірювальною інформацією будемо вважати певну числову характеристику, що відображатиме просторове співвідношення граней прокату в системі координат растрового зображення. Коректне та надійне вилучення цієї інформації є запорукою побудови високоточної системи вимірювання параметрів прокату.

Отже **метою** роботи є розробка інформаційної технології автоматичного виділення (локалізації) контуру прокату на цифрових растрових зображеннях.

Ця задача полягає у спеціальному аналізі растрового зображення з метою його розділення на сукупність інформативних складових і відома як задача сегментації зображень. У нашому випадку до таких складових будемо відносити фон, прокат, контур прокату.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Описання основних методів сегментації зображень можна знайти в роботах [3, 4, 5, 6, 7], проте необхідність побудови автоматичної та високоточної системи вимірювання параметрів прокату, а також бажана необхідність здійснення цих вимірювань у реальному часі вимагає більш детального дослідження цих методів.

Основна частина. Перед тим, як перейти до безпосереднього розгляду методів сегментації та аналізу зображень, з'ясуємо декілька факторів, що характеризують зображення нагрітого до температури 800–1200 °С прокату. Проведений у роботі аналіз експериментальних даних показує, що такі зображення загалом можна охарактеризувати таким чином:

1. Наявність на зображенні двох основних областей (області прокату та області фону).
2. Висока яскравість області прокату обумовлена його високою температурою.
3. Незначна (майже нульова) яскравість області фону.
4. Наявність контрастного контуру прокату.

5. Наявність у межах області прокату контрастного текстурного рисунка, який утворений унаслідок реєстрації меншої за температурою окалини.

Отже найбільш інформативними і важливими ознаками наших зображень є яскравісні та контурні ознаки. Враховуючи необхідність виділення саме контуру прокату, авторами спочатку було проведено дослідження ряду методів сегментації зображень, що базуються на основі виділення контурних ознак, а саме на основі детекторів яскравісних перепадів.

З аналізу результатів тестування даних детекторів видно (рис. 1), що вони, хоча і дають можливість виділити контур прокату, проте мають загальний недолік – надмірну чутливість до текстурного рисунка в області прокату, а оскільки нам потрібно провести виділення лише контуру прокату, виникає необхідність у проведенні додаткових операцій з метою усунення хибних контурів, що значно ускладнює подальшу автоматичну обробку, і як з точки зору алгоритмічного наповнення системи, так і з точки зору її обчислювальної складності, оскільки вищезазначені дії пов'язані з обробкою переважно лінійних близько розташованих до дійсного контуру і один до одного об'єктів (завад) (рис. 1).

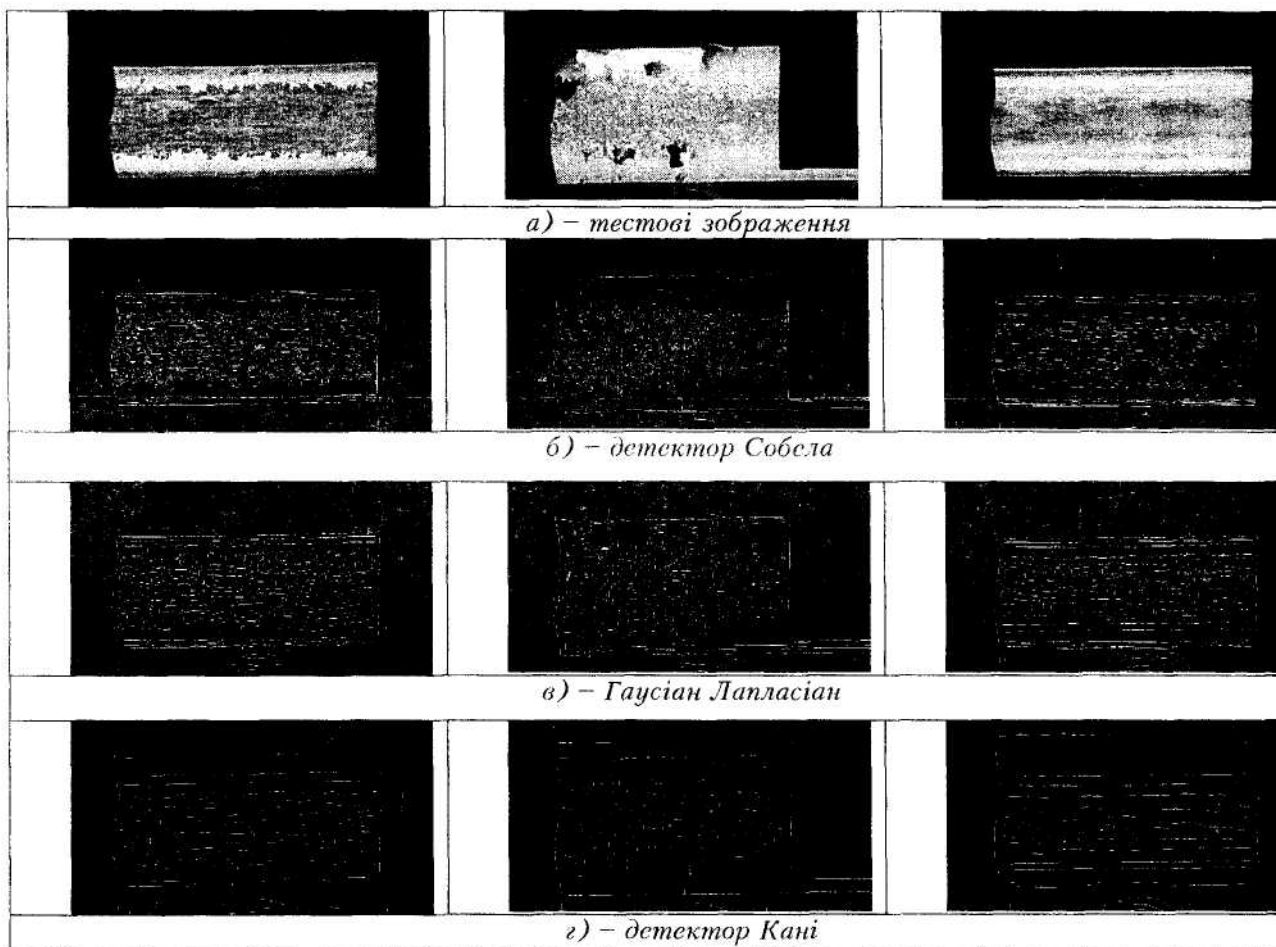


Рис. 1. Тестування детекторів яскравісних перепадів

Також необхідно зазначити, що з метою зменшення кількості хибних контурів при застосуванні детекторів яскравісних перепадів часто проводять попередню обробку вхідних зображень згладжувальними фільтрами (рис. 1 в, г), загальним недоліком яких, як відомо, є розмиття дійсних контурів на зображенні [3, 4, 5], а це, в нашому випадку, створює певні обмеження на доцільність застосування такого підходу.

Враховуючи ці обставини, у даній роботі також було проведено дослідження методів сегментації зображень за яскравісною ознакою.

Оскільки наші зображення можуть містити лише два цікавих для нас класи об'єктів, а саме прокат та фон, ми з ряду методів яскравісної сегментації розглянемо лише методи на основі

бінарзації зображень [5, 6, 7], оскільки, на нашу думку, це буде найбільш адекватний до поставленої задачі підхід.

Отже на вхід програмного модуля СТЗ надходить відеопотік, який у загальному випадку можна розглядати як послідовність у часі цифрових півтонових растрових зображень (кадрів відеопотоку).

Кожний з таких кадрів у пам'яті ПЕОМ можна представити у вигляді матриці $Iz[1..N\ 1..M]$, де N – кількість пікселів у кожному рядку зображення, M – кількість пікселів у кожному стовпці зображення. Кожний елемент такої матриці $Iz[i, j]$ (піксел зображення) може набувати значення з діапазону $[0..255]$, де 0 відповідає рівню чорного на зображенні, 255, відповідно, – рівню білого, і яке пропорційне яскравості відповідної точки фізичної сцени та репрезентує дискретний відлік функції розподілення яскравостей фізичної сцени на зображенні залежно від просторових координат.

Під бінаризацією зображення будемо розуміти таку обробку цього зображення, за якої кожний його піксел буде порівнюватися з певним значенням P , яке встановлює поріг, що розмежовує вхідне зображення на два класи [5, 6], у нашому випадку на прокат та фон.

$$Iz_b[i, j] = \begin{cases} 0 - Iz[i, j] \leq P \text{ (фон)} \\ 1 - Iz[i, j] > P \text{ (прокат)} \end{cases} \quad (1)$$

У спрощеному випадку значення порога P для довільного зображення можна підібрати експериментально шляхом спроб і помилок, проте необхідність побудови автоматичної системи вимагає більш інтелектуального підходу, оскільки для різних кадрів відеопотоку поріг може змінювати своє оптимальне значення, а тому для кожного конкретного кадру його бажано встановлювати окремо. Найбільш поширеними методами порогової обробки зображень, що явним чином оптимізуються, є метод кластеризації даних К-середніх та метод Отса.

Метод сегментації на основі кластеризації даних К-середніх полягає у розділенні вхідного зображення на певну кількість кластерів (К-кластерів) шляхом віднесення кожного пікселя цього зображення до того кластера, відстань до центра якого є мінімальною. Як міра, що виражає відстань між пікселами зображення та центрами відповідних кластерів, часто виступає значення яскравості, в такому випадку метод сегментації на основі кластеризації даних К-середніх буде називатися методом яскравісної кластеризації К-середніх, загальний алгоритм якого можна знайти в роботі [4].

Проте, враховуючи необхідність розділення зображення лише на два кластери (прокат/фон), $K = 2$, у випадку бінарзації зображення, алгоритм яскравісної кластеризації К-середніх можна записати у такому вигляді:

Початок.

Крок 1. Взяти поріг P довільним чином приблизно посередині реального динамічного діапазону яскравостей вхідного зображення.

Крок 2. Розрахувати середню енергію пікселів зображення $E1$, що мають яскравість, меншу від встановленого порога P , та $E2$ з яскравістю, більшою за поріг P :

$$E1 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \{Iz[i, j], \text{ якщо } Iz[i, j] \leq P\}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \{1, \text{ якщо } Iz[i, j] \leq P\}}; \quad E2 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \{Iz[i, j], \text{ якщо } Iz[i, j] > P\}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \{1, \text{ якщо } Iz[i, j] > P\}};$$

Крок 3. Перерахувати поріг бінарзації P як

$$P = (E1 + E2) / 2.$$

Крок 4. Повторювати кроки 2 та 3 даного алгоритму доти, доки поріг P не набуде певної стабілізації $P = \text{const}$, при цьому $P_{\text{opt}} = P$.

Кінець.

Ітеративне повторення пунктів 2–3 даного алгоритму буде супроводжуватись поступовою зміною центрів відповідних кластерів, $E1$ та $E2$ що, у свою чергу, буде відображатися на якості сегментації, рис. 2. Проте після проходження декількох ітерацій даного алгоритму настане сталий режим, коли їх центри перестануть змінювати своє значення. При таких центрах буде спостерігатися оптимальна конфігурація кластерів, а отже, ймовірно, буде спостерігатися й оптимальність процедури сегментації [4].

У загальному сенсі алгоритм кластеризації K -середніх шукає такі центри кластерів, а отже, відповідно, і конфігурацію цих кластерів на вхідному зображенні, при яких буде мінімізуватися сумарний показник, що відображає відстань між пікселами зображення цих кластерів і їх відповідних центрів.

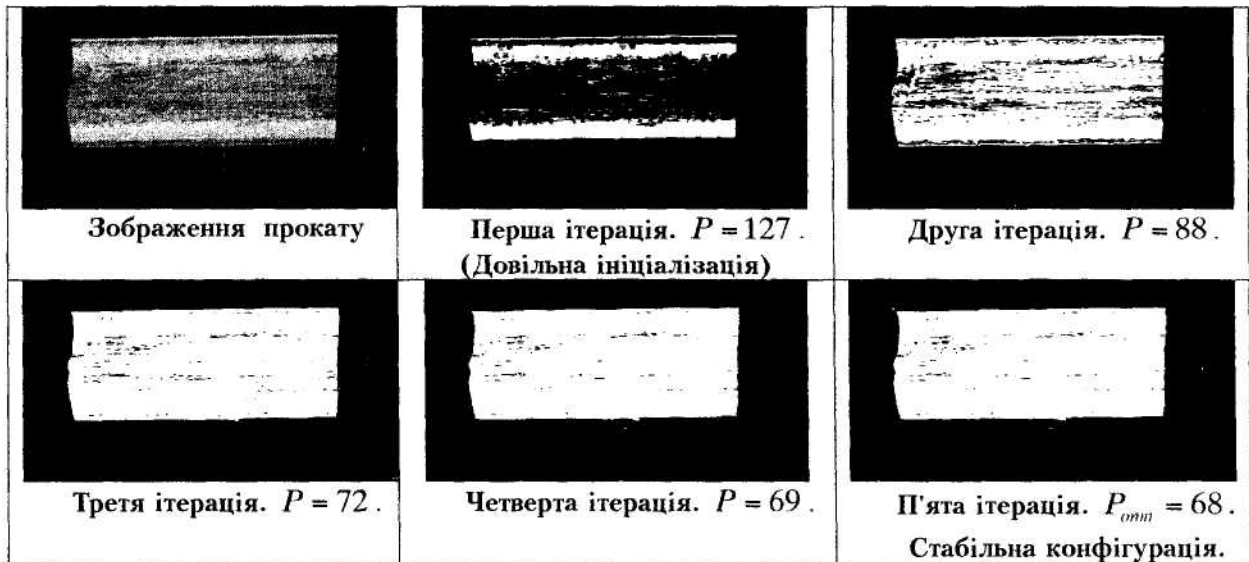


Рис. 2. Імітаційне моделювання алгоритму яскравісної кластеризації K -середніх у випадку бінаризації $K = 2$ (прокат/фон)

На відміну від методу K -середніх, метод Отса формулює оптимізаційну задачу у вигляді пошуку максимуму функції, що відображає значення міжкласової (прокат/фон) дисперсії залежно від значення порога [5, 7] та розраховується відповідно до виразу

$$\sigma_T^2(l) = \frac{(m \cdot \omega(l) - \mu(l))^2}{\omega(l) \cdot (1 - \omega(l))}, \quad l = 0..255, \quad (2)$$

де $\omega(l)$ – кумулятивна сума нульового моменту зображення (функція розподілу ймовірностей рівнів яскравостей зображення), $\omega(l) = \sum_{T=1}^{255} p(l)$;

$\mu(l)$ – кумулятивна сума першого моменту зображення, $\mu(l) = \sum_{T=1}^{255} l \cdot p(l)$;

m – середнє значення яскравості зображення, $m = \mu(255)$;

$p(l)$ – розподіл ймовірностей рівнів яскравостей зображення, $p(l) = \frac{hist(l)}{N \cdot M}$;

$hist(l)$ – гістограма зображення, $hist(l) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \{1, \text{ якщо } Iz[i, j] = l\}$.

Оптимальний поріг P_{opt} буде спостерігатися при такому значенні l , при якому функція міжкласової дисперсії (3) буде сягати максимуму:

$$P_{opt} = l, \text{ при якому } \sigma_T^2(l) \Rightarrow \max.$$

Проведене експериментальне дослідження показало, що вищерозглянуті алгоритми дають добрі результати локалізації прокату (рис. 2 та рис. 3), однак алгоритм K -середніх вимагав проведення в середньому від трьох до п'яти ітерацій своєї роботи для довільного способу початкової ініціалізації алгоритму (ініціалізації початкового значення порога P), що, у свою чергу, збільшувало його обчислювальну складність. Тоді як метод Отса досягав майже ідентичних результатів шляхом дворазового проходження зображення.

Перший раз вхідне зображення проходиться з метою розрахунку гістограми цього зображення та розрахунку оптимального значення порога P_{opt} відповідно до виразу (2), **другий раз** – уже безпосередньо для проведення бінаризації зображення відповідно до виразу (1), де $P = P_{opt}$.

Розглянуті вище методи встановлюють поріг бінаризації для всіх пікселів вхідного зображення (поточного кадру відеопотоку) однаковим: $P = const$, виходячи з чого їх можна віднести до класу методів глобальної бінаризації. Проте поряд з ними також набули широкого поширення і методи локально-адаптивної бінаризації. Дані методи розраховують поріг не для всього зображення в цілому, як для методів глобальної бінаризації, а для його окремих (локальних) частин, враховуючи особливості саме цих частин, адаптуючись до них. Наприклад можна вхідне зображення розділити на певну кількість таких частин і в кожній з них провести бінаризацію одним з вищерозглянутих методів, наприклад методом Отса [5]. При цьому поріг бінаризації в кожній з цих частин буде мати своє відмінне від інших значення. Методи локально-адаптивної бінаризації, серед яких найвідоміші – метод Ейквеля, метод Ніблека, метод Яновича-Брукштейна [7], найбільш пристосовані для відновлення розмитих ділянок зображень і зазвичай застосовуються для бінаризації сканованої текстової та картографічної інформації. Застосування ж локально-адаптивних методів для бінаризації зображень прокату автори вважають недоцільним, оскільки це призведе до підсилення локальних текстурних особливостей в області прокату, а саме його текстурного рисунка. Крім того, дані методи також мають більшу обчислювальну складність порівняно з методами глобальної бінаризації.

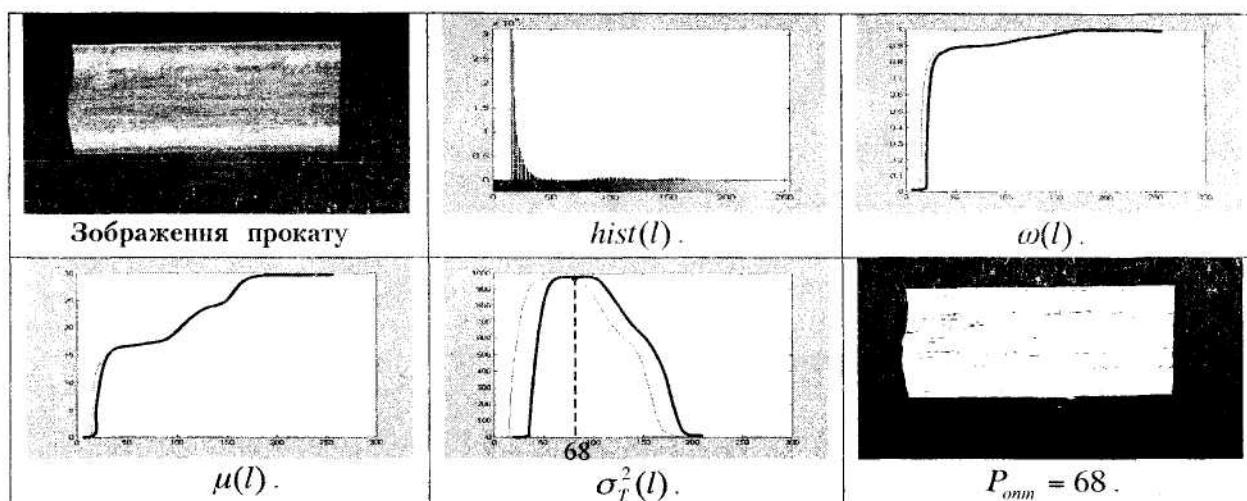


Рис. 3. Імітаційне моделювання алгоритму бінаризації за методом Отса

Враховуючи проведені дослідження, в даній роботі для розв'язання задачі яскравісної сегментації пропонується застосовувати алгоритм глобальної бінаризації на основі методу Отса.

Результат роботи розглянутих вище алгоритмів бінаризації зображень у будь-якому випадку буде містити сторонні завади як в області прокату, так і в області фону, які з метою проведення подальших вимірювань в автоматичному режимі необхідно зменшити.

Враховуючи імпульсний характер цих завад (бінарне зображення) для їх придушення можна рекомендувати метод медіанної фільтрації (МФ).

Особливою властивістю МФ є те, що вона, поряд з придушенням імпульсних завад, зберігає і навіть підсилює контурні ознаки зображення. Повторне (ітеративне) застосування МФ також не спотворює контурів на зображенні, а тому є можливість роздільного застосування одномірних медіанних фільтрів, наприклад спочатку по рядках зображення, а потім – по його стовпцях. Такий підхід, хоча у загальному випадку і дає результати, гірші від аналогічного нероздільного МФ відповідної апертури, з точки зору якості фільтрації, проте його обчислювальна складність значно зменшується, особливо при значному збільшенні апертури відповідного фільтра [8, 9]. Це обумовлено існуванням алгоритмів швидкої одномірної медіанної фільтрації (ШМФ), в основі яких лежить принцип подання

нерекурсивного фільтра (нерекурсивного МФ) рекурсивним фільтром (рекурсивним МФ), опис і алгоритми яких можна знайти в роботах [9, 10].

Розглянемо можливість обробки бінарного зображення прокату шляхом повторного застосування одномірних МФ різної апертури. Спочатку проведемо обробку вхідного зображення одномірним МФ з апертурою, лінійною уздовж горизонтальної площі зображення МФ1. Після цього до результату його роботи застосуємо МФ з апертурою, лінійною уздовж вертикальної площі зображення МФ2.

Результати досліджень показують, що обробка бінарного зображення за допомогою МФ1 дає змогу, по-перше, майже повністю усунути з цього зображення локальні завади в області фону, по-друге, значно зменшити завади в області прокату, по-третє, дозволяє залишити чіткий контур прокату. Проте у випадках сильних лінійних завод в області прокату, коли їх лінійний розмір був більшим за встановлену апертуру МФ, така обробка призводила до їх підсилення.

Повторне ж застосування МФ (МФ2) у ряді випадків, коли лінійні завади розташовувалися близько до дійсного контуру прокату, призводило до його створення, що, у свою чергу, негативно впливало на точність локалізації контуру прокату.

Оскільки застосування МФ1 забезпечувало майже повне усунення завод в області фону, тому в подальшому виникала необхідність у корегуванні лише збійних пікселів в області прокату, для усунення яких можна запропонувати такий алгоритм.

Початок.

Крок 1. Поступово проходимо вхідне бінарне зображення лінійним уздовж його вертикальної площини вікном V та для поточного елемента $Iz_b[i, j]$ виконуємо **Крок 2** даного алгоритму.

Крок 2. Якщо поточний піксел білий $Iz_b[i, j] = 1$, продовжуємо виконання **Кроку 1** даного алгоритму.

Якщо поточний піксел чорний $Iz_b[i, j] = 0$, проводимо підрахунок кількості білих пікселів, які потрапили до даного вікна вище від поточного елемента – $N1$ та кількості білих пікселів нижче від поточного елемента – $N2$.

Крок 3. Якщо дані межі області будуть містити білі пікселі одночасно, тобто $N1 > 0$ та $N2 > 0$, замінюємо значення поточного піксела на білий. Якщо білі пікселі виявляться лише в одній з таких меж, тобто $N1 > 0$ та $N2 = 0$, або $N1 = 0$ та $N2 > 0$, або взагалі не виявляться, тобто $N1 = 0$ та $N2 = 0$, поточний піксел залишаємо без змін.

Кінець.



Рис. 4. Поведінка алгоритму "Заливка": а) під час корегування збійного пікселя; б) під час обробки пікселів на межі прокат/фон

Обробка бінарного зображення таким алгоритмом забезпечить усунення лінійних завод в області прокату шляхом їх "заливки" (рис. 4) і при цьому залишить чіткий контур. Крім того, даний алгоритм можна реалізувати виходячи з тих же принципів, що й алгоритми ШМФ, а саме шляхом рекурсивного підрахунку значень $N1$ та $N2$ для кожного пікселя в певному стовпці вхідного зображення. Такий підхід забезпечить незалежність обчислювальної складності даного алгоритму від розміру вікна V .

Для проведення подальших вимірювань отримане бінарне зображення прокату необхідно представити у більш спрощеному, векторному, вигляді, а саме у вигляді сукупності елементарних геометричних об'єктів, наприклад прямих, які будуть апроксимувати форму та орієнтацію граней прокату. Для розв'язання даної задачі (векторизації зображень)

застосовують методи, що спираються на пошук зв'язаних між собою пікселів зображення [4, 6].

Існує ряд алгоритмічних підходів до розв'язання цієї задачі, наприклад на основі рекурсивного зв'язування або на основі хвильового зв'язування. Дані методи хоча загалом і відрізняються своєю алгоритмічною побудовою, але їх обчислювальна складність в обох випадках буде пропорційна значенню кількості пікселів зображення, що підлягають зв'язуванню. Зважаючи на це, доцільно перед проведенням операції векторизації бінарного зображення прокату здійснити зменшення об'єму даних, що будуть підлягати зв'язуванню. Для цього перейдемо від бінарного зображення прокату до бінарного зображення контуру прокату (виділимо контур прокату), після чого проведемо операцію зв'язування одним з вищезазначених алгоритмів.

Для розв'язання задачі виділення контуру можна застосувати будь-який з відомих лінійних диференційних операторів [3, 4, 5]. Оскільки виділення контуру необхідно здійснити на бінарному зображенні, тому ця задача значно спрощується у сенсі її обчислювальної складності, адже в такому випадку кінцеві різниці для диференційних операторів можна апроксимувати більш простими операціями логічного порівняння. Такий підхід дасть значну перевагу у швидкості виконання операції виділення контуру.

Після завершення операції зв'язування бінарного зображення прокату буде отримано структуру даних (масив або зв'язаний список) "КОНТУР", який буде складатися з множини пікселів вхідного зображення (їх растрових координат) та таких, що належать до контуру прокату.

Представимо отриманий об'єкт "КОНТУР" у вигляді сукупності більш простих елементарних об'єктів, граней $Gr[n]$, де $n = 1..N$ – кількість граней, які будемо апроксимувати лінійними рівняннями (прямими):

$$\forall Gr[n] = \{ \{ a_n, b_n \}, \text{ де } Y = a_n X + b_n \}.$$

Оскільки зображення контуру прокату буде містити випадкову складову (шум), використаємо для знаходження коефіцієнтів a_n, b_n лінійних рівнянь граней прокату метод, в основі якого лежить статистичний критерій оптимальності, а саме критерій мінімуму середньоквадратичної похибки між апроксимуючою моделлю грані прокату та набором даних зі структури "КОНТУР", метод найменших квадратів (МНК) [3, 11].

Отримані за допомогою МНК рівняння будуть містити вичерпу інформацію про положення граней прокату в системі координат растрового зображення, оскільки для знаходження відстані між гранями достатньо буде розрахувати відстань між прямими, що апроксимують відповідні грані.

Подальшим напрямком даної роботи можна відмітити необхідність проведення досліджень та адаптації фотограмметричних методів, з метою перетворення інформації про просторове розташування граней прокату в системі координат растрового зображення в "реальні" одиниці вимірювання у світовій системі координат, з можливістю здійснення такого перетворення з високою точністю.

Висновок. Отже розглянуті в роботі алгоритми лягли в основу нової технології обробки растрових зображень прокату, призначенням якої є автоматичне вилучення з відповідних зображень вимірювальної інформації щодо просторового розташування граней прокату в системі координат цих зображень. На основі даної технології була реалізована відповідна комп'ютерна програма для обробки відеопотоку, знятого з цифрової ОЕП (цифрової відеокамери) із застосуванням системи програмування Visual C++ та Microsoft DirectX/DirectShow [2, 12]. За допомогою цієї програми було проведено експериментальне дослідження даної технології, яке проводилося шляхом її тестування на відеоматеріалі, що був отриманий цифровою відеокамерою під час реєстрації гарячого прокату на діючому обтискному стані. Результати досліджень показують про потенційно високі можливості даної технології з точки зору точності та надійності локалізації граней прокату, а також можливості її застосування в системах реального часу.

Дослідження точності локалізації прокату проводилося способом візуального контролю та експертного оцінювання результатів роботи даної технології. Таке оцінювання проводилося безпосередньо авторами, і насамперед на етапі формування бінарного зображення прокату. Результати тестування свідчать про практичний збіг контуру прокату, виділеного за допомогою

запропонованої технології, та контуру, який візуально оцінювала людина. На думку авторів, це досягається шляхом, по-перше, відмови від методів, що вимагають для своєї коректної роботи попереднього застосування згладжувальних фільтрів, а, по-друге, реалізацією етапу локалізації прокату на основі оптимального алгоритму яскравісної сегментації (бінаризації зображення за методом Отса).

Також було запропоновано ряд методів обробки бінарних зображень прокату, які дозволяють значно спростити їх подальшу обробку на етапі вилучення вимірювальної інформації, оскільки дають можливість практично повністю усунути з бінарного зображення прокату сторонні завади, викликані неоднорідністю поверхні гарячого прокату, при цьому залишивши його неспотворений контур.

Це робить можливим застосування даної технології для реалізації систем контролю та вимірювання параметрів гарячого прокату реального часу на базі ПЕОМ загального призначення з можливістю обробки відеоданих, отриманих з декількох джерел (декількох ОЕП) одночасно.

ЛІТЕРАТУРА:

1. *Выдрин В.Н., Федосеенко А.С.* Автоматизация прокатного производства: Учебник для вузов. – М.: Металлургия, 1984.
2. *Зайцев В.С., Пономарьев Е.Ю.* До питання реалізації системи технічного зору для інформаційного забезпечення АСУ технологічного процесу прокатного виробництва // Вісник ПДТУ. – Вип. 17. – 2007.
3. *Прэтт У.* Цифровая обработка изображений: Кн. 1 и 2: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982.
4. *Форсайт Дэвид А., Понс Жан.* Компьютерное зрение: современный поход: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2004.
5. *Mark S. Nixon and Alberto S. Aguado.* Feature Extraction and Image Processing. First edition 2002. An imprint of Butterworth-Heinemann Linacre House, Jordan Hill, Oxford OX2 8DP 225 Wildwood Avenue, Woburn, MA 01801-2041 A division of Reed Educational and Professional Publishing Ltd.
6. *Фурман Я.А., Юрьев А.Н., Янишин В.В.* Цифровые методы обработки и распознавания бинарных изображений. – Красноярск: Изд-во Краснояр. ун-та, 1992.
7. *Федоров А.* Бинаризация черно-белых изображений: состояние и перспективы. <http://www.philiprovich.ru/Library/Books/ITS/wwwbook/ist4b/its4/fedorov.htm>
8. *Ярославский Л.П.* Введение в цифровую обработку изображений. – М.: Наука, 1982.
9. *Хуанг Т.С.* Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений: Пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1984.
10. *Очин Е.Ф.* Вычислительные системы обработки изображений. – Л.: Энергоатомиздат. Ленингр. отд-ние, 1989.
11. *Вентцель Е.С.* Теория вероятностей: Учеб. для вузов. – 8-е изд., стер. – М.: Высш. шк, 2002.
12. *Mark D. Pesce.* Programming Microsoft DirectShow for digital video and television. Copyright © 2003 by Microsoft Corporation Press.

ЗАЙЦЕВ Вадим Сергійович – доктор технічних наук, професор кафедри автоматизації технологічних процесів і виробництв Приазовського державного технічного університету.

Наукові інтереси:

- розробка адаптивних систем управління на основі застосування штучних нейронних мереж та нечіткої логіки;
- розробка технічних засобів інформаційного забезпечення АСУ ТП.

ПОНОМАРЬОВ Євген Юрійович – аспірант кафедри автоматизації технологічних процесів і виробництв Приазовського державного технічного університету.

Наукові інтереси:

- алгоритми обробки експериментальних даних.