

УДК 621.325:669.539.43

І.М. Журавель
ПРО ОДИН ПІДХІД ДО ПОКРАЩАННЯ СЛАБОКОНТРАСТНИХ ЗАШУМЛЕНИХ
РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗОБРАЖЕНЬ

У роботі розглянуто метод багатомасштабної статистичної диференціації для покращання слабоконтрастних зашумлених зображень. Недоліком цього підходу є те, що він не володіє адаптивністю, в результаті чого висококонтрастні ділянки зображення підсилюються надмірно. У роботі запропонована модифікація цього методу, що дає можливість адаптивно регулювати коефіцієнт підсилення детальності зображень.

Ключові слова: рентгенографічні зображення, багатомасштабна рангова статистична диференціація, адаптивний коефіцієнт підсилення детальності.

Форм. 10. Рис. 4. Літ. 7.

И.М. Журавель
ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К УЛУЧШЕНИЮ СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ЗАШУМЛЕННЫХ
ИЗОБРАЖЕНИЙ

В работе рассмотрен метод многомасштабной статистической дифференциации для улучшения слабоконтрастных зашумленных изображений. Недостатком этого подхода является то, что он не обладает адаптивностью, в результате чего высококонтрастные участки изображения усиливаются чрезмерно. В работе предложена модификация этого метода, дающего возможность адаптивно регулировать коэффициент усиления детальности изображений.

Ключевые слова: рентгенографические изображения, многомасштабная ранговая статистическая дифференциация, адаптивный коэффициент усиления детальности.

I. Zhuravel
AN APPROACH TO IMPROVE LOW CONTRAST NOISY IMAGES

This paper presents a method of multi-scale statistical differentiation to improve low contrast noisy images. The disadvantage of this approach is that it does not have adaptability, whereby high contrast areas of the image are enhanced too. In this paper we propose a modification of the method, which makes it possible to adaptively adjust the gain of detail images.

Keywords: X-ray image, multiscale rank statistical differentiation, adaptive gain of detail.

Одним із найбільш важливих об'єктів контролю на нафтогазопроводах, паропроводах ТЕЦ та інших подібних спорудах є зварні з'єднання. Від їх стану залежить надійна та безпечна робота цілої системи. Найчастіше для неруйнівного контролю таких об'єктів використовують рентгенівський метод. Радіаційне зображення реєструється на рентгенівську плівку у вигляді радіографічного знімку, який є основним документом для проведення контролю. На цьому етапі важливим є отримання якісного знімка внутрішньої будови контрольованого об'єкту. Надалі цей знімок аналізується на предмет виявлення дефектів. Якісно зроблений рентгенівський знімок містить у собі інформацію, яка недоступна для розшифрування без застосування спеціальних технічних засобів. В більшості випадків розшифрування знімка проводиться дефектоскопістом вручну з використанням дефектоскопу та лупи. Процедура розшифрування достатньо трудомістка та вимагає від дефектоскопіста великого досвіду та уваги. Іншими словами, якість розшифрування повністю залежить від якості підготовки спеціаліста та його самопочуття. Доволі часто на рентгенівських знімках міститься інформація про дефекти та внутрішню будову об'єкту, яку дефектоскопіст не може виявити на око.

Для підвищення якості розшифрування рентгенівських знімків та зменшення впливу людського фактору виникла необхідність автоматизації аналізу рентгенографічних знімків. Для цього застосовуються, в основному, технології обробки та розпізнавання зображень [7].

В багатьох випадках рентгенографічні зображення об'єктів неруйнівного контролю характеризуються слабким контрастом та високим рівнем шумів. Все це скриває істинну структуру об'єктів інтересу та унеможливорює безпосередню інтерпретацію цих зображень. Характерною особливістю таких зображень реальних об'єктів є те, що вони складаються із затемнених чи засвітлених областей з нечіткими межами. Інтенсивність всередині таких об'єктів змінюється відносно повільно. Це призводить до труднощів при розпізнаванні та вимірюванні геометричних розмірів об'єктів на таких зображеннях. Тому актуальним є питання покращання візуальної якості та обробки рентгенографічних зображень. В рамках цього завдання слід виділити наступні задачі – покращання слабоконтрастних зашумлених зображень [4], сегментація

рентгенографічних зображень [3] та виділення контурів на мало контрастних та розмитих зображеннях [1].

Як було вже вище зазначено, рентгенографічні зображення характеризуються низьким контрастом та високим рівнем шумів, тому важливою є задача підвищення контрастності таких зображень та усунення шумів. Вирішення цієї задачі ускладнюється тим, що, у більшості випадків, підсилення контрастності призводить також і до підвищення рівня зашумленості, а фільтрація шумів може призвести і до усунення корисної інформації. У роботі [4] розглядається метод статистичної диференціації та його модифікації. Особливістю цього підходу є те, що він дає можливість підсилити контраст та одночасно понизити рівень шуму на зображенні.

Другою задачею в рамках покращання візуальної якості рентгенографічних зображень є сегментація. Успішне вирішення цієї задачі впливає на ефективність виявлення та оцінки розмірів дефектів. Автоматична сегментація, в більшості випадків, не дає бажаного результату. Тому вибір того чи іншого методу сегментації є об'єктно-орієнтованим і вимагає подальшого доопрацювання результатів оператором в інтерактивному режимі [3].

Як було сказано вище, окрім того, що більшість об'єктів на рентгенографічних зображеннях характеризуються низьким контрастом, вони ще мають розмиті краї (рис. 1 а). Відомо багато підходів до вирішення цієї задачі, проте жоден з них не забезпечує стабільного результату [2].

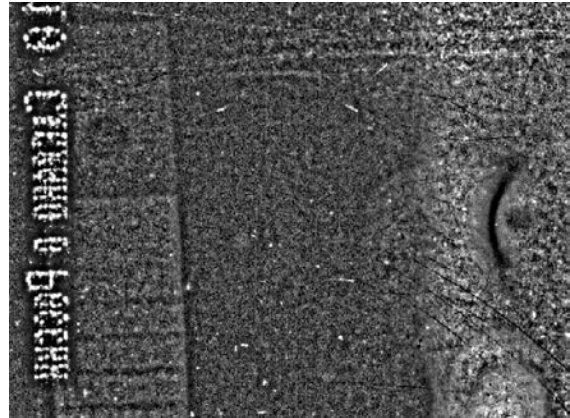
У даній роботі запропоновано модифікацію методів класичної та модифікованої статистичної диференціації. Ці методи представлені у роботах [4, 7]. Розглянемо їх детальніше. Метод статистичної диференціації вперше був запропонований Уоллесом [7] та реалізується за допомогою виразу:

$$L_{out}(i, j) = \alpha \cdot m + (1 - \alpha) \cdot \langle L(i, j) \rangle + (L(i, j) - \langle L(i, j) \rangle) \cdot \frac{A \cdot \sigma}{A \cdot \sigma(i, j) + \sigma}, \quad (1)$$

де $\sigma(i, j) = \langle (I(i, j) - \langle I(i, j) \rangle)^2 \rangle$ - середньоквадратичне відхилення інтенсивності; $L(i, j)$ та $L_{out}(i, j)$ - вхідне та вихідне зображення; $\langle L(i, j) \rangle$ - зображення, згладжене за деяким оточенням; m , σ - бажана середня інтенсивність і середній розкид інтенсивності на зображенні; $\alpha \in [0, 1]$; $\sigma(i, j) = \langle (L(i, j) - \langle L(i, j) \rangle)^2 \rangle$; A - граничний коефіцієнт підсилення деталей.



а)



б)

Рис. 1. Вихідне зображення (а) оброблене методом Уоллеса (б)

Даний метод через вибір розміру локального вікна обробки дає можливість виділяти об'єкти з наперед відомими розмірами. Причому можна підкреслити деталі $K - 1$ характерних розмірів. Правильний вибір параметрів знижує рівень високочастотного шуму [4]. Розглянутий підхід містить декілька параметрів, які задаються користувачем і вибір яких суттєво впливає на якість обробки зображення. З одного боку це розширює можливості підходу щодо обробки деякого конкретного зображення, з іншого боку – вимагає постійного переналаштування при зміні класу вхідного зображення. Також одним із недоліків даного підходу є те, що він забезпечує однакове підсилення інформативних ділянок та шумів. Зазначимо, що використання операції згладжування

за деяким локальним околom може призводити до появи подвійних границь на покращеному зображенні.

Наведені вище недоліки призвели до необхідності розробки методу багатомасштабної статистичної диференціації [4, 7]. Його суть полягає в наступному. Формується послідовність зображень $L_0(i, j), L_1(i, j), \dots, L_k(i, j)$, причому $L_k(i, j) = \langle L_{k-1}(i, j) \rangle$, $k = 1 \dots K$, де $\langle \bullet \rangle$ - оператор згладжування, а локальні вікна $W_k < W_{k+1}$. Метод реалізується за допомогою виразу

$$L_{out}(i, j) = \alpha \cdot m + (1 - \alpha) \cdot L_K(i, j) + \sum_{k=0}^{K-1} D_k(i, j) \cdot \frac{A_k \cdot \sigma}{A_k \cdot \sigma_k(i, j) + \sigma}, \quad (2)$$

де $D_k(i, j) = L_k(i, j) - L_{k+1}(i, j)$ - різницеве зображення; $\sigma_k(i, j) = \langle D_k^2(i, j) \rangle$ - параметр, який характеризує розкид інтенсивностей на різницевому зображенні; A_k - коефіцієнт підсилення деталей для k -го зображення.

Результат комп'ютерного моделювання розглянутого вище методу (2) представлено на рисунку 2. Даний підхід дає можливість ефективно покращувати візуальну якість об'єктів, розмір яких співмірний з розміром локального околу. Власне в цьому сенсі коефіцієнт підсилення можна вважати адаптивним, оскільки він підсилює деталі зображення, які з ним співмірні. Але ці співмірні з розміром локального околу об'єкти можуть розташовуватися на ділянках, які вже є достатньо контрастними. Комп'ютерне моделювання цього методу показало, що коефіцієнт A_k у виразі (2) не в повній мірі враховує контрастність локального околу, що призводить до надмірного підсилення детальності на висококонтрастних ділянках.

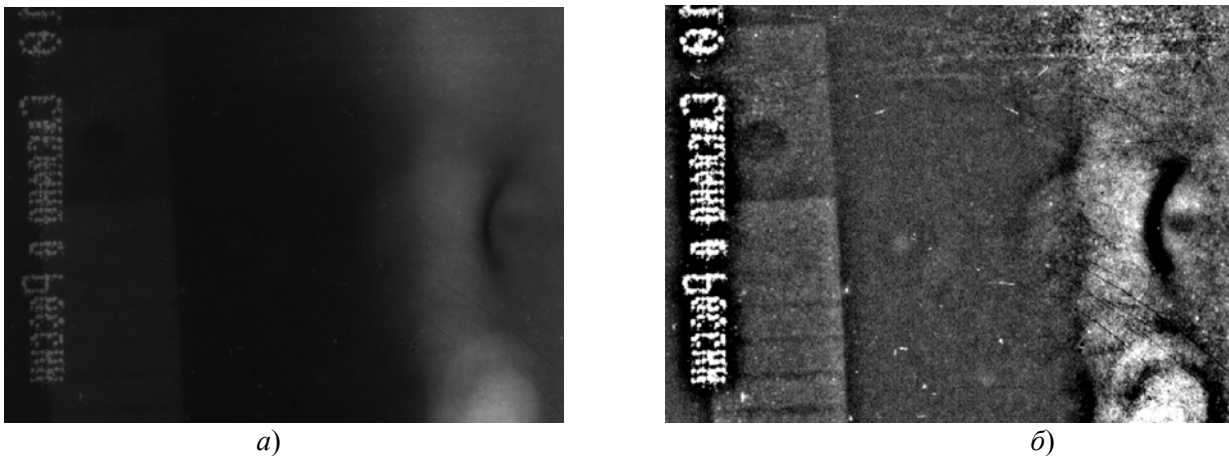


Рис. 2. Вихідне зображення (а) оброблене методом багатомасштабної класичної диференціації (б)

Окрім того, через використання функції згладжування на висококонтрастних ділянках зображення виникають спотворення у вигляді подвійних меж або ореолів. У роботі [5] для усунення цієї проблеми запропоновано використовувати рангові алгоритми, зокрема усереднення по KNV-околу, які не призводять до розмиття границь об'єктів. Для усереднення по KNV-околу використовуються значення K найближчих сусідніх елементів за значенням інтенсивності:

$$KNV(L(i, j)) = \left\{ L_W(q) : \sum_{q=p}^{p+K} |L(i, j) - L_W(q)| = \min_p \right\}, \quad (3)$$

де $L_W(q)$ - найближчі сусідні елементів за значенням інтенсивності до елементу $L(i, j)$ у деякому локальному околі W .

Окрім згаданого KNV-околу використовують EV-окіл

$$EV(L(i, j)) = \{ L_W(q) : L(i, j) - \varepsilon_V \leq L_W(q) \leq L(i, j) + \varepsilon_V \}, \quad (4)$$

де ε_V - деяка константа; використовують також медіану значень елементів околу

$$MED(M) = L_{med}(r = (N_{med} + 1)/2), \quad (5)$$

де r , N_{med} – порядковий номер елементу у варіаційному ряді та загальна кількість елементів околу.

На рисунку 3 наведено результати комп'ютерної реалізації описаного вище методу з використанням усереднення за KNV-околом. Основним недоліком даного підходу є те, що він забезпечує однакове підсилення усіх ділянок зображення. Така неадаптивність даного підходу призводить до того, що висококонтрастні ділянки зображення підсилюються надмірно.

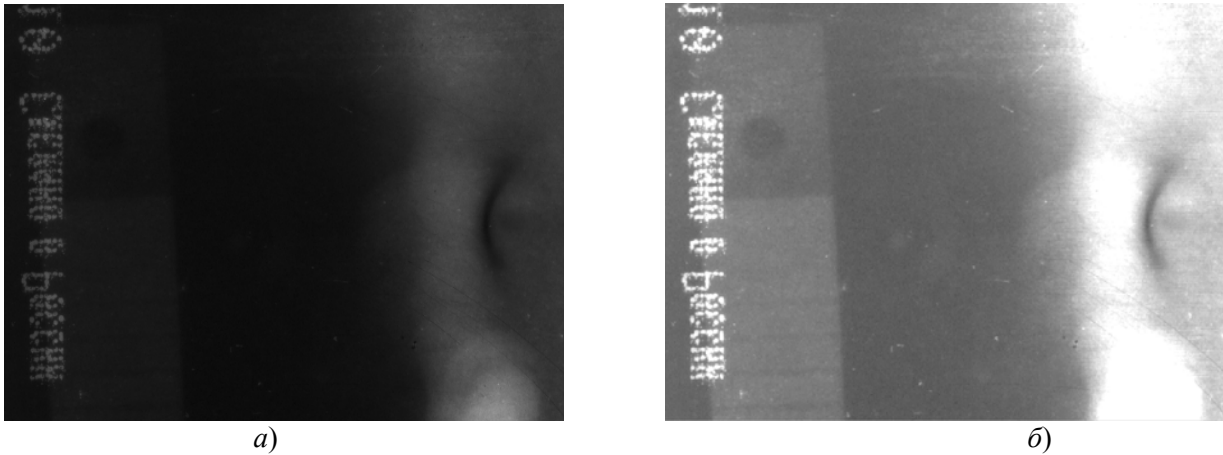


Рис. 3. Вихідне зображення (а) оброблене методом багатомасштабної класичної диференціації з використанням KNV-околу (б)

Для усунення зазначеного вище недоліку у роботі запропоновано використовувати адаптивний коефіцієнт підсилення детальності зображення A_k . Даний коефіцієнт повинен забезпечувати більше підсилення на слабоконтрастних ділянках зображення та мінімальне підсилення на ділянках зображення з високим рівнем контрастності. Для кількісної оцінки локального контрасту використовується наступний вираз [6]

$$C(i, j) = \frac{|\bar{L}_1(i, j) - \bar{L}_2(i, j)|}{\bar{L}_1(i, j) + \bar{L}_2(i, j)}, \quad (6)$$

де

$$\bar{L}_1(i, j) = \frac{1}{n^2} \sum_{(i, j) \in W_1} L(i, j), \quad (7)$$

$$\bar{L}_2(i, j) = \frac{1}{m^2} \sum_{(i, j) \in W_2} L(i, j), \quad (8)$$

а $m = 3n$, $n > 1$. Області W_1 та W_2 представляють собою ковзні вікна у вигляді квадрата з центром в елементі з координатами (i, j) . Ковзне вікно W_1 розміщене всередині ковзного вікна W_2 . Для зменшення часу обчислень значень локального контрасту за виразом (6) та рангових підходів (3-5) при згладжуванні використовують рекурсивні методи.

Надалі числова оцінка локального контрасту використовується для формування коефіцієнта підсилення детальності зображення

$$A_k = A_{\max} \cdot (1 - C(i, j)), \quad (9)$$

де A_{\max} – максимальне значення коефіцієнта підсилення.

Кінцевий вигляд виразу, який реалізує запропонований підхід, наступний

$$L_{out}(i, j) = \alpha \cdot m + (1 - \alpha) \cdot L_K(i, j) + \sum_{k=0}^{K-1} D_k(i, j) \cdot \frac{A_{\max}(1 - C(i, j)) \cdot \sigma}{A_{\max}(1 - C(i, j)) \cdot \sigma_k(i, j) + \sigma}. \quad (10)$$

На рисунку 4 показано результати комп'ютерної реалізації запропонованого підходу (10).

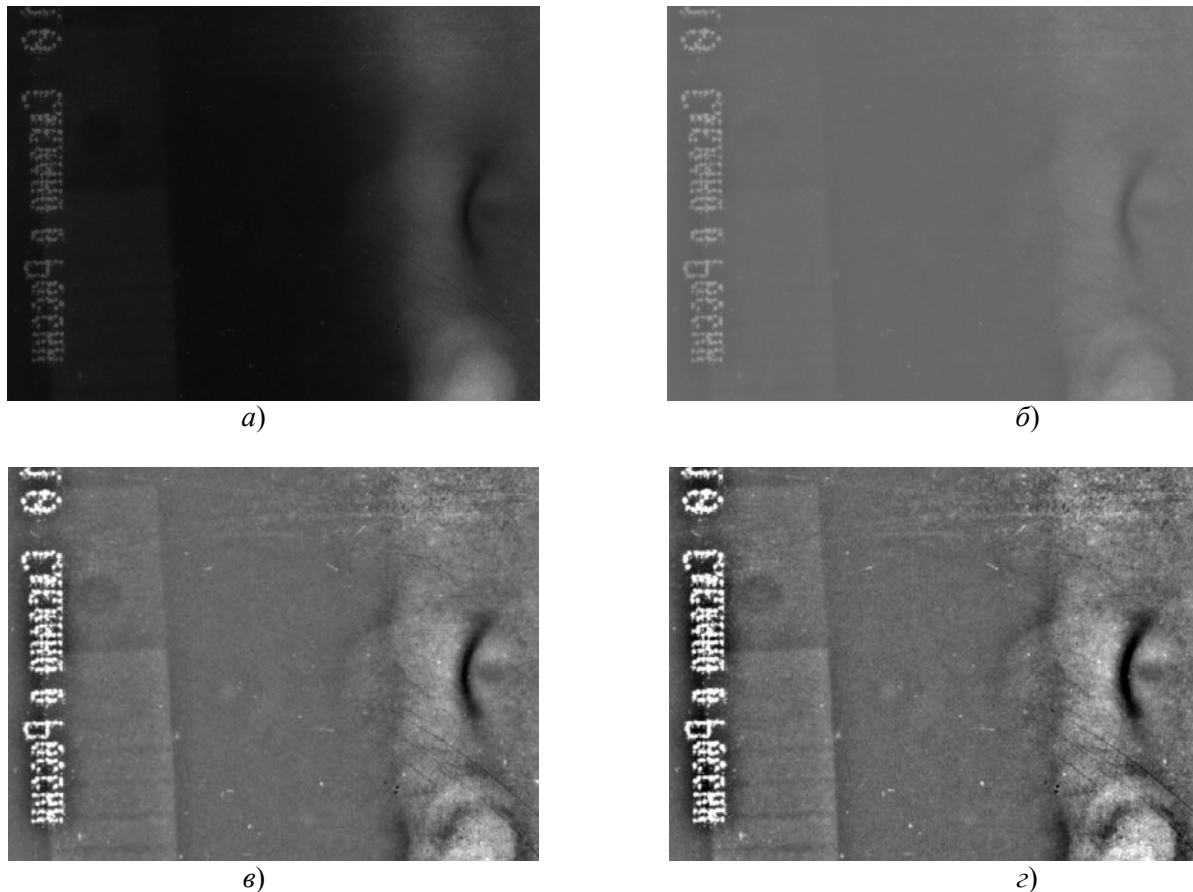


Рис. 4. Вихідне зображення (а) оброблене методом багатомасштабної класичної диференціації з використанням адаптивного коефіцієнта підсилення детальності зображення при різних A_{\max} – б) $A_{\max} = 1$, в) $A_{\max} = 5$, з) $A_{\max} = 7$

З рисунку 4 видно, що використання адаптивного коефіцієнта підсилення детальності (9) призвело до того, що підсилення детальності зображення відбувається з врахуванням контрастності локальних околів. Це забезпечило усунення надмірного підсилення висококонтрастних деталей на зображенні. Запропонований у роботі підхід призводить до покращання візуальної якості слабоконтрастних зашумлених рентгенографічних зображень та підвищення ефективності та достовірності їх аналізу в цілому. Подальше вдосконалення розглянутого підходу можливе в напрямку автоматичного вибору параметрів у виразі (10) на основі аналізу вихідного зображення.

1. *Алиев М.В.* Выделение контуров на малококонтрастных и размытых изображениях с помощью фрактальной фильтрации / Алиев М.В., Панеш А.Х., Каспарьян М.С. // Вестник Адыгейского государственного университета. Серия 4: Естественно-математические и технические науки. – 2011, – №3.
2. *Потапов А.А.* Интегральные операторы, фракталы и скейлинг в обработке медицинских рентгеновских изображений / Потапов А.А., Герман В.А., Пахомов В.А. // IV Всероссийская конференция «Радиолокация и радиосвязь» – ИРЭ РАН. – 2010. – С. 321-325.
3. *Скоморохов А.О.* Автоматизированный анализ результатов радиографического контроля сварных соединений на АЭС / Нахабов А.Б., Белоусов П.А // Известия вузов-Ядерная энергетика. – 2009. – № 3. – С. 29-36.
4. *Сторожилова М.В.* Многомасштабная ранговая статистическая дифференциация: улучшение слабоконтрастных зашумленных изображений / Сторожилова М.В., Юрин Д.В. // Труды научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления-2011». – 2011. – С.104-109.
5. *Ярославский Л.П.* Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии. Введение в цифровую оптику. – М.: Радио и связь, 1987. – 296 с.
6. *Dhawan A.P., Buelloni G., Gordon R.* Enhancement of mammographic features by optimal adaptive neighbourhood image processing // IEEE Trans. Med. Imaging. – 1986. – v.5. – P.8-15.
7. *Pratt W.K.* Digital Image Processing: PIKS Scientific inside (4th ed.) Wiley-Interscience, John Wiley&Sons, Inc., Los Altos, California, 2007, 782 p.

Стаття надійшла до редакції 30.04.2013.