

УДК 621.391:519.728

**БАГАТОМАСШТАБНА КОМПЕНСАЦІЯ КОНТУРІВ ПРИ
КОМПРЕСІЇ РЕАЛІСТИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ**

кандидат технічних наук, доцент Ломоносов Ю. В.

<https://orcid.org/0000-0002-6115-6194>

Національний юридичний університет імені Ярослава Мудрого,
Україна, Харків

Розглядається можливість модифікації методів компресії реалістичних зображень на основі вейвлет перетворень з виділенням контурів на кожному етапі вейвлет розкладення з метою аналізу якісних і кількісних характеристик. Приведена порівняльна характеристика основних показників пропонованого методу з сучасними алгоритмами обробки реалістичних зображень. Даний метод може бути використаний при обробці, зберіганні і пошуку реалістичних зображень на практиці.

Ключові слова: Стиснення реалістичних зображень, вейвлет аналіз, виділення контурів.

PhD, Associate Professor, Yu. V. Lomonosov, Multiscale contour compensation for realistic image compression / Yaroslav Mudryi National Law University, Ukraine, Kharkiv

The possibility of modification of the methods of compression of realistic images on the basis of wavelet transforms with contour selection at each stage of wavelet decomposition is considered, in order to analyze qualitative and quantitative characteristics. The comparative characteristics of the main indicators of the proposed method with modern algorithms for processing realistic images are presented. This method can be used when processing, storing and finding realistic images in practice.

Keywords: Realistic image compression, wavelet analysis, contour selection.

Вступ. Найбільш активний період розвитку технологій стиснення даних спостерігається в останнє десятиліття, коли були створені нові високоефективні формати зберігання графічних даних, засновані на методах вейвлет перетворень і автоматичної сегментації [1, с. 28-34; 2, с. 700-713; 3, с. 85-90]. Прикладом такого підходу є формат DjVu компресії, в якому зображення розділяється на контур (передній план) і фон (задній план). Однак цьому формату притаманні недоліки параметричних моделей кластер аналізу. Також стає очевидним той факт, що дослідники наближаються до межі ефективності стиснення зображень і в теорії і на практиці залишається все менше і менше потенціалу, що міститься в цій галузі.

У даній роботі розвивається і модифікується метод стиснення зображень за допомогою багато масштабної компенсації контурів (Multi Scale Edge Compensation - MSEC), який є істотною модернізацією вейвлет стиснення, заснованого на швидкому алгоритмі Маала. MSEC - метод можна віднести до техніки кодування зображень другого покоління, яка ґрунтується на інтелектуальних методах сегментації і автоматичної класифікації зображень [4, с. 29-36; 5, с. 363-375].

Данні дослідження. Для вейвлет перетворення реалістичних зображень, коли вхідний сигнал має два індекси, тобто представляє собою матрицю, одномірне вейвлет перетворення застосовується спочатку до кожного рядка, а потім до отриманих стовпчиків. Це ілюструє рис.1.

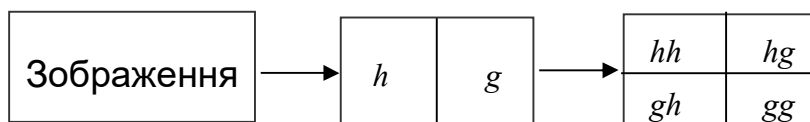


Рис.1 Розкладання зображення з використанням біортогонального вейвлет базису.

Стиснення зображення при вейвлет перетворенні в основному здійснюється за рахунок виключення надлишкової інформації, пов'язаної з гладкістю зображення. У загальному випадку, на першому і другому етапах алгоритму Малла високочастотні прямокутники hg , gh і gg містять багато малих значень. Ці значення можна замінити нулями або записати більш короткими словами без шкоди для якості зображення. З цієї ж причини стиснення поліпшується, якщо використовувати вейвлет з великим числом нульових моментів. Однак фільтри, що відповідають таким вейвлетам, є дуже довгими, що різко збільшує необхідну кількість арифметичних операцій. Тому абсолютно природня ідея, якщо заздалегідь з зображення видаляти різкі перепади яскравості і зберігати їх окремо, то решта зображення буде стискатися дуже добре, тобто виконувати попередню обробку залишкового члена вейвлет перетворення на кожному етапі розкладання.

Сукупність точок, в яких є великі перепади яскравості, прийнято називати контуром зображення. Це - найбільш інформативна частина зображення. Частину, що залишилася після виділення контуру зображення називають фоном. При цьому абсолютно ясно, що якщо контур видалений з зображення, то високочастотні прямокутники майже не містять інформації, рис.1. Тому і немає необхідності обчислювати вейвлет коефіцієнти, що входять до них.

Алгоритм MSEC-розкладання таким чином полягає в наступному:

1. Розділити зображення на фон і контур і зберегти останній.

2. Провести вейвлет перетворення фону. В результаті залишиться тільки низькочастотний прямокутник hh , рис. 1.

Ця процедура рекурентним чином застосовується тепер до прямокутника hh , як до початкового зображення. Результат одного кроку такого розкладання показаний на рис. 2.

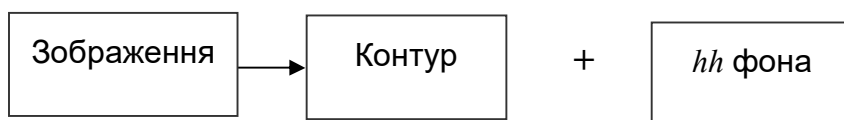


Рис. 2 Схема одного кроку розкладання зображення.

При відновленні на кожному кроці потрібно:

1. Провести зворотне вейвлет перетворення фону.
2. Додати відповідний збережений контур.

З алгоритму MSEC слід, що при розкладанні фону і його відновленні виконується значно менше арифметичних операцій, ніж при стандартних прямому і зворотному вейвлет перетвореннях (алгоритм Малла). Залишається головне питання, як розділити зображення на контур і фон.

В роботі запропоновано дуже простий та швидкий спосіб виділення контурів, який працює досить ефективно.

Нехай задано зображення $\{x_{ij}\}$. Розглянемо перетворення H типу гауссіана, що діє за правилом: $H\{x_{ij}\} = \{\xi_{ij}\}$, де

$$\xi_{ij} = \frac{1}{4}(x_{i-1,j} + x_{i+1,j} + x_{i,j-1} + x_{i,j+1}) \text{ (див. рис. 3).}$$

	$x_{i-1,j}$	
$x_{i,j-1}$	$x_{i,j}$	$x_{i,j+1}$
	$x_{i+1,j}$	

Рис 3. Схема визначення контуру в точці зображення $x_{i,j}$.

Перетворення H є симетричним (за координатами i та j) низькочастотним фільтром, так як згладжує перепади яскравості в зображенні. Точніше, якщо точки, наведені на рис. 3, приблизно лежать в одній площині, то і яскравості x_{ij} та ξ_{ij} мало відрізняються один від одного. Якщо ж поверхня, що проходить через ці точки, сильно вигнута, що є ознакою контуру, то відмінність в яскравості x_{ij} та ξ_{ij} може бути значним.

У першому випадку високочастотний фільтр g , що відповідає вейвлету, у якого дорівнюють нулю хоча б перші два моменти, не дасть значимого внеску в високочастотні компоненти зображення.

У другому - внесок може бути великим. Тому в другому випадку точку (i, j) потрібно вважати такою, що належить контуру і для отримання фону змінити значення x_{ij} яскравості в ній. Відповідну зміну потрібно запам'ятати, щоб після обробки всіх точок зображення отримати контур. Формально, це можна записати наступним чином.

Нехай Δ - позитивне число що задається, значення якого буде визначено пізніше. Покладемо

$$y_{ij} = x_{ij}, z_{ij} = 0, \text{ якщо } |x_{ij} - \xi_{ij}| < \Delta, \text{ та} \quad (1)$$

$$y_{ij} = \xi_{ij}, z_{ij} = x_{ij} - \xi_{ij}, \text{ якщо } |x_{ij} - \xi_{ij}| \geq \Delta$$

Початкове зображення $\{x_{ij}\}$ представлено тепер у вигляді суми двох зображень $\{y_{ij}\}$ і $\{z_{ij}\}$ в тому сенсі, що

$$x_{ij} = y_{ij} + z_{ij} \quad (2)$$

Зображення $\{y_{ij}\}$ є більш гладким, ніж початкове зображення, і його логічно назвати фоном. Зображення $\{z_{ij}\}$ відповідно містить контур.

Формула (1) конкретизує п.1 алгоритму MSEC-розкладання, а формула (2) - п.2 алгоритму MSEC-відновлення.

У зазначеній простій схемі є два моменти, які потребують обговорення - вибір параметра Δ і вибір гауссіана.

Можна рекомендувати наступне евристичне правило. Число ненульових значень в контурі має становити 3% -5% від числа точок в зображенні. Ясно, що це правило легко включити в алгоритм так, щоб параметр Δ автоматично визначався в залежності від зображення, причому окремо на кожному кроці MSEC-розкладання.

Алгоритм розкладання зображень реалізований в схемі кодування зображень одним фільтром (h) і компенсацією контурів в площині вейвлет коефіцієнтів (MSEC), схематично представлений на рис. 4 та рис. 5.

На рис. 6 представлена залежність коефіцієнта стиснення K від середньо квадратичної похибки (СКП - E) тестового зображення *Zelda.bmp* при використанні алгоритму Малла і алгоритму MSEC. При розрахунках коефіцієнта стиснення алгоритмами Малла і MSEC використовувалася одна пара біртогональних фільтрів.

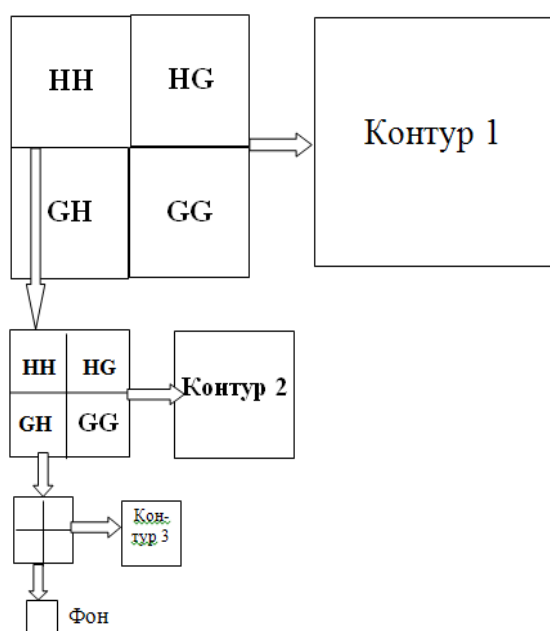


Рис. 4

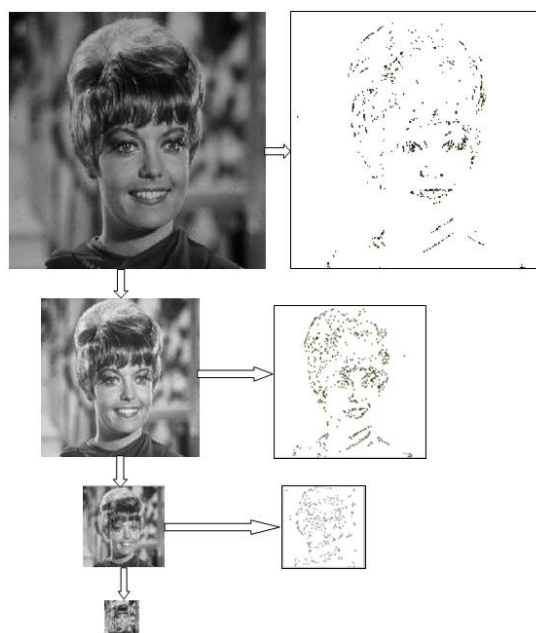


Рис. 5

Рис. 4. Схема розкладання зображення алгоритмом MSEC.

Рис. 5. Контурно-фонове представлення зображення алгоритмом MSEC.



Рис. 6. Графіки залежності коефіцієнта стиснення K від середньо квадратичної похибки (СКП - E) тестового зображення Zelda.bmp.

З рис. 6 видно, що на досліджуваному відрізку значень алгоритм багато масштабної компенсації контурів (MSEC) має перевагу перед алгоритмом Малла, який використовує два фільтра при розкладанні і при відновленні зображення. Так для фіксованого значення СКП ($E = 12\%$, що відповідає середньому значенню якості відновленого зображення як "Задовільно") коефіцієнт стиснення (K), отриманий з використанням алгоритму MSEC перевершує аналогічний показник для алгоритму Малла на 13%. На інтервалі СКП (E) - "відмінно", коли помилка має малі значення, коефіцієнт стиснення для всіх алгоритмів практично однаковий.

Висновки. В результаті проведених досліджень були отримані якісні і кількісні оцінки використання алгоритму стиснення зображень на основі багато масштабної компенсації контурів (MSEC) з яких випливає, що використання алгоритму MSEC призводить до

зменшення кількості операцій, як при розкладанні так і при відновленні зображень, в порівнянні з алгоритмом вейвлет аналізу Малла у якого працює два квадратурних дзеркальних фільтра при розкладанні і при відновленні. Отримано і визначено перевагу в якості кодування при одному і тому ж СКП = 12%, вигреш в коефіцієнті стиснення тестових зображень становить 11% -13%. До недоліків даного методу можна віднести той факт, що MSEC не дозволяє здійснити кодування зображення без втрат, який впливає з того, що вейвлет розкладанню піддається тільки залишковий член вейвлет перетворення, а не вся площа вейвлет коефіцієнтів зображення, що обробляється.

Література:

1. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2007). Cutting of content redundancy of images on the basis of classification of objects and background. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 39 (5), 27-36.
2. Гонсалес, Р., Вудс, Р. (2012). *Цифровая обработка изображений*. Техносфера, 1104.
3. Ломоносов, Ю.В. (2018). Вейвлет преобразование изображений с выделением контуров. *Науковий огляд*, 8 (51), 83-93.
4. Ivanov, V.G., Lomonosov, J.V., Lyubarskiy, M.G. (2009). Compression of Images on the Basis of Automatic and Indistinct Classification of Fragments. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 41 (1), 27-39.
5. Ломоносов, Ю.В. (2018). *Методи та оператори виділення контурів при компресії реалістичних зображень. Інформаційні технології: сучасний стан та перспективи*. Діса Плюс, 462.

References:

1. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2007). Cutting of content redundancy of images on the basis of classification of objects and background. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, no. 39 (5), 27-36. [in English].
2. Gonsales, R., Vuds, R. (2012). *Cifrovaja obrabotka izobrazhenij* [Digital image processing]. Tehnosfera, 1104. [in Russian].
3. Lomonosov, Ju.V. (2018). *Vejvlet preobrazovanie izobrazhenij s vydeleniem konturov* [Wavelet transformation of images with the selection of contours]. *Naukovij ogljad* [Scientific review], no. 8 (51), 83-93. [in Russian].
4. Ivanov, V.G., Lomonosov, J.V., Lyubarskiy, M.G. (2009). Compression of Images on the Basis of Automatic and Indistinct Classification of Fragments. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, no. 41 (1), 27-39. [in English].
5. Lomonosov, Yu.V. (2018). *Metody ta operatory vydilennia konturiv pry kompresii realistychnykh zobrazhen.* *Informatsiini tekhnolohii: suchasnyi stan ta perspektyvy* [Methods and operators of contour selection for compression of realistic images. Information technologies: current state and prospects]. Disa Plus, 462. [in Ukrainian].