

УДК 004:627

ВЕЙВЛЕТ ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ВЫДЕЛЕНИЕМ КОНТУРОВ

кандидат технических наук, доцент, Ломоносов Ю. В.

Национальный юридический университет имени Ярослава Мудрого,
Украина, Харьков

Теоретически обоснованы и практически подтверждены методы модификации вейвлет преобразований изображений с выделением контуров. Получены сравнительные качественные и количественные показатели предлагаемых методов обработки изображений. Предлагаемые алгоритмы обработки изображений позволяют: повысить степень компрессии тестовых изображений; улучшить качество сжатых изображений при одинаковых среднеквадратических ошибках восстановления; увеличить скорость обработки изображений; не требуют существенной модернизации существующих форматов представления графических данных (JP2).

Ключевые слова: обработка изображений, вейвлет преобразование, выделение контуров, компрессия изображений, ошибка восстановления.

PhD, Associate Professor, Lomonosov Yu. V. Wavelet transform images with contour selection / Yaroslav Mudryi National Law University, Ukraine, Kharkiv

Methods of modifying wavelet transformations of images with selection of contours are theoretically substantiated and practically confirmed. Comparative qualitative and quantitative indicators of the proposed image processing methods were obtained. The proposed image processing algorithms allow you to: increase the degree of compression of test images; improve the quality of compressed images with the same

root-mean-square recovery error; increase the speed of image processing; do not require a significant modernization of existing formats for the presentation of graphic data (JP2).

Keywords: image processing, wavelet transform, contour selection, image compression, recovery error.

Постановка проблемы. В данной статье рассматривается возможность модификации методов компрессии изображений на основе вейвлет-преобразований с выделением контуров (ВПВК) на каждом этапе вейвлет-разложения с целью улучшения качественных и количественных характеристик сжатия [1, с. 90-98; 2].

Развивается и модифицируется метод сжатия изображений с помощью многомасштабной компенсации контуров (Multi Scale Edge Compensation – MSEC), в нашем случае на основе вейвлет-преобразований с выделением контуров (ВПВК), который является существенной модернизацией вейвлет сжатия, основанного на быстром алгоритме Маала [3, с. 69-85; 4, с. 91-95].

Данные исследования. Прямое вейвлет-преобразование по алгоритму Малла на n -ом шаге алгоритма осуществляется по формулам [3, с. 70-83]

$$d_i^{n+1} = \sum_k g_k c_{2i+k}^n \quad \text{и} \quad c_i^{n+1} = \sum_k h_k c_{2i+k}^n, \quad (1)$$

где конечные наборы чисел $h = \{h_k\}$ и $g = \{g_k\}$, связанные соотношением $g_i = (-1)^i h_{-i}$, взаимно-однозначно определяются масштабной функцией и называются соответствующими ей квадратурными зеркальными фильтрами.

Отметим, что применение фильтра h к исходной функции $x_n(t)$ дает функцию $x_{n+1}(t)$ с характерным масштабом изменения, вдвое большим, чем у $x_n(t)$. Таким образом, фильтр h выделяет из сигнала

$x_n(t)$ низкочастотную составляющую $x_{n+1}(t)$, а фильтр g – высокочастотную составляющую $y_{n+1}(t)$. Из приведенных формул следует, что в соответствии с разделением частотного диапазона на две равные части количество коэффициентов для каждого диапазона уменьшается вдвое. Так что на каждом шаге алгоритма Малла суммарное количество коэффициентов $\{c_i^{n+1}\}$ и $\{d_i^{n+1}\}$ совпадает с количеством коэффициентов $\{c_i^n\}$.

Зная коэффициенты разложения исходной функции $x_0(t)$ по вейвлет-базису до масштаба m и остаток $x_{m+1}(t)$, можно восстановить $x_0(t)$. Это делается пошагово с помощью рекуррентной формулы

$$c_i^n = \sum_k h_{i-2k} c_k^{n+1} + \sum_k g_{i-2k} d_k^{n+1} \quad (2)$$

Формулы (1), (2) определяют прямое и обратное вейвлет-преобразование по алгоритму Малла.

Все вышесказанное относится к ортогональному вейвлет-базису. Но с целью увеличения количества нулевых моментов на практике чаще используется биортогональный вейвлет-базис.

В терминах алгоритма Малла это означает, что имеются две пары квадратурных зеркальных фильтров $h = \{h_k\}$, $g = \{g_k\}$ и $\tilde{h} = \{\tilde{h}_k\}$, $\tilde{g} = \{\tilde{g}_k\}$, первая из которых используется в формулах разложения (1), а вторая – в формуле восстановления, аналогичной формуле (2),

$$c_i^n = \sum_k \tilde{h}_{i-2k} c_k^{n+1} + \sum_k \tilde{g}_{i-2k} d_k^{n+1} \quad (3)$$

Фильтры h и \tilde{h} имеют сравнительно простую аналитическую форму в терминах их преобразований Фурье $h(\omega)$ и $\tilde{h}(\omega)$. Коэффициенты этих фильтров находятся численным образом с

помощью обратного преобразования Фурье. Обычно используется следующее семейство фильтров:

$$\tilde{h}_{n,m}(\omega) = \sqrt{2} \left(\frac{1 + e^{i\omega}}{2} \right)^n; \quad h_{n,m}(\omega) = \sqrt{2} \left(\frac{1 + e^{i\omega}}{2} \right)^{2m-n} P_m \left(\sin^2 \frac{\omega}{2} \right) e^{-im\omega},$$

(4)

где $P_m(x) = \sum_{s=0}^{m-1} C_{m-1+s}^s x^s$ – многочлен Дебеша.

Для вейвлет-преобразования изображений, когда входной сигнал имеет два индекса, то есть представляет собой матрицу, одномерное вейвлет преобразование применяется сначала к каждой строке, а затем к полученным столбцам. Это иллюстрирует рис. 1.

Первый прямоугольник представляет собой исходное изображение, второй – два прямоугольника, вдвое меньшей ширины, полученные применением фильтров h и g к каждой строке изображения. И наконец, третий квадрат состоит из четырех равных

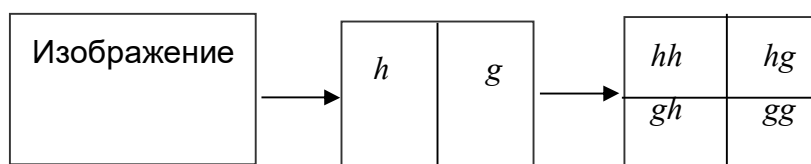


Рис.1 Разложение изображения с использованием биортогонального вейвлет-базиса.

прямоугольников, полученных из прямоугольников h и g применением этих фильтров к каждому столбцу. Это – первый шаг алгоритма Малла для изображений. Прямоугольники hg , gh и gg , содержащие высокочастотную часть изображения, запоминаются, а к прямоугольнику hh , содержащему низкочастотную часть изображения, применяются фильтры так же, как к исходному изображению. И так далее.

Предлагаемый модифицированный алгоритм вейвлет-преобразований с выделением контуров (ВПВК) таким образом состоит в следующем:

1. Разделить изображение на фон и контур и сохранить последний.

2. Провести вейвлет преобразование фона, используя только вторую из формул (1). В результате останется только низкочастотный прямоугольник hh , рис. 4.7.

При восстановлении изображения на каждом шаге нужно:

1. Провести обратное вейвлет преобразование фона с помощью формулы

$$c_i^n = \sum_k \tilde{h}_{i-2k} c_k^{n+1}, \quad (5)$$

которая совпадает с формулой восстановления (3) при нулевых высокочастотных коэффициентах.

2. Добавить соответствующий сохраненный контур.

Из описания алгоритма следует, что при разложении фона и его восстановлении выполняется значительно меньше арифметических операций, чем при стандартных прямом и обратном вейвлет-преобразованиях (алгоритм Малла). Остается главный вопрос, как разделить изображение на контур и фон.

В настоящей статье предлагается очень простой и быстрый способ выделения контуров, который работает достаточно эффективно.

Пусть задано изображение $\{x_{ij}\}$. Рассмотрим преобразование H типа гауссиана, действующее по правилу: $H\{x_{ij}\} = \{\xi_{ij}\}$, где

$$\xi_{ij} = \frac{1}{4}(x_{i-1,j} + x_{i+1,j} + x_{i,j-1} + x_{i,j+1}) \quad (\text{рис. 2}).$$

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

Рис 2. Схема определения контура в точке изображения x_{ij} .

Преобразование H является симметричным (по координатам i и j) низкочастотным фильтром, так как сглаживает перепады яркости в изображении. Точнее, если точки, приведенные на рис. 2, примерно лежат в одной плоскости, то яркости x_{ij} и ξ_{ij} мало отличаются друг от друга. Если же поверхность, проходящая через эти точки, сильно изогнута, что является признаком контура, то различие в яркости x_{ij} и ξ_{ij} может быть значительным. В первом случае высокочастотный фильтр g , соответствующий вейвлету, у которого равны нулю хотя бы первые два момента, не даст значимого вклада в высокочастотные компоненты изображения. Во втором – вклад может быть большим. Поэтому во втором случае точку (i, j) нужно считать принадлежащей контуру и для получения фона изменить значение x_{ij} яркости в ней. Соответствующее изменение нужно запомнить, что после обработки всех точек изображения даст контур [5, с. 142-156]. Опишем это более формально.

Пусть Δ – задаваемое положительное число, величина которого будет определена позже. Положим

$$\begin{aligned}
 y_{ij} = x_{ij}, \quad z_{ij} = 0, \quad \text{если } |x_{ij} - \xi_{ij}| < \Delta, \\
 \text{и} \\
 y_{ij} = \xi_{ij}, \quad z_{ij} = x_{ij} - \xi_{ij}, \quad \text{если } |x_{ij} - \xi_{ij}| \geq \Delta.
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

Исходное изображение $\{x_{ij}\}$ представлено теперь в виде суммы двух изображений $\{y_{ij}\}$ и $\{z_{ij}\}$ в том смысле, что

$$x_{ij} = y_{ij} + z_{ij}. \quad (7)$$

Изображение $\{y_{ij}\}$ является более гладким, чем исходное изображение, и его естественно назвать фоном. Изображение $\{z_{ij}\}$ соответственно содержит контур.

Формулы (6) конкретизирует п.1 алгоритма ВПВК-разложения, а формула (7) – п.2 алгоритма ВПВК-восстановления.

Для оценки эффективности алгоритмов сжатия и расчета показателей качества различных преобразований из библиотеки стандартных изображений (<http://www.icsl.ucla.edu>) были выбраны изображения в формате *.bmp Zelda.bmp и Lena.bmp с параметрами: размер 256x256 точек, глубина цвета 8 бит в градации серого, исходный объем файла составлял 65536 Б.

На рис. 3 представлена зависимость коэффициента сжатия от СКО (E) изображения Lena.bmp при использовании алгоритма Малла и алгоритма ВПВК. При расчетах коэффициента сжатия алгоритмами Малла и ВПВК использовалась одна и та же пара биортогональных фильтров. Из рис. 3 видно, что на исследуемом отрезке значений СКО алгоритм многомасштабной компенсации контуров (ВПВК) имеет преимущество перед алгоритмом Малла, который использует два фильтра при разложении и при восстановлении изображения. Так для фиксированного значения СКО (E=12 %, что соответствует значению

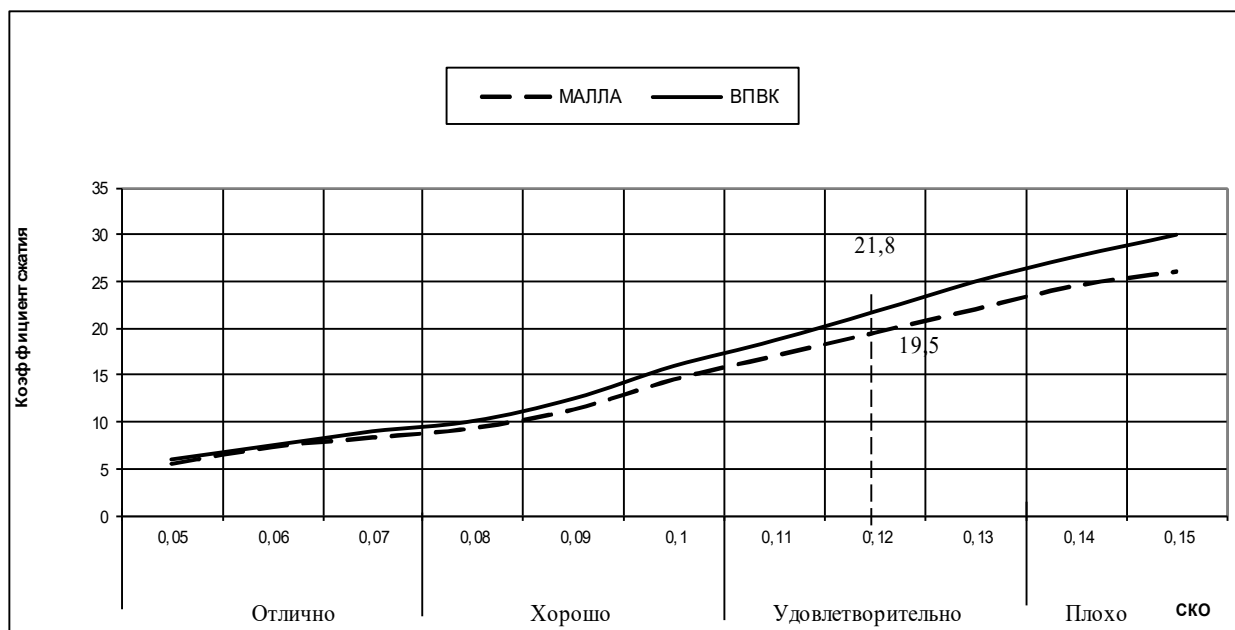


Рис. 3. Графики зависимости коэффициента сжатия изображения Lena.bmp от среднеквадратической ошибки.

качества восстановленного изображения как “удовлетворительно”) коэффициент сжатия, полученный с использованием алгоритма ВПВК превосходит аналогичный показатель для алгоритма Малла на 11 % (Малла – 19,5 и ВПВК – 21,8).

На рис. 4 представлены изображения, полученные при использовании алгоритмов ВПВК и Малла для СКО =12 % и коэффициентах сжатия ВПВК 21,8 раза и Малла 19,5 раз соответственно.

Выводы. В результате проведения исследований были получены качественные и количественные оценки использования алгоритма сжатия тестовых изображений на основе многомасштабной компенсации контуров ВПВК, из которых следует, что использование алгоритма ВПВК приводит к уменьшению количества операций как при разложении, так и при восстановлении изображений по сравнению с алгоритмом вейвлет-анализа Малла, у которого работает два

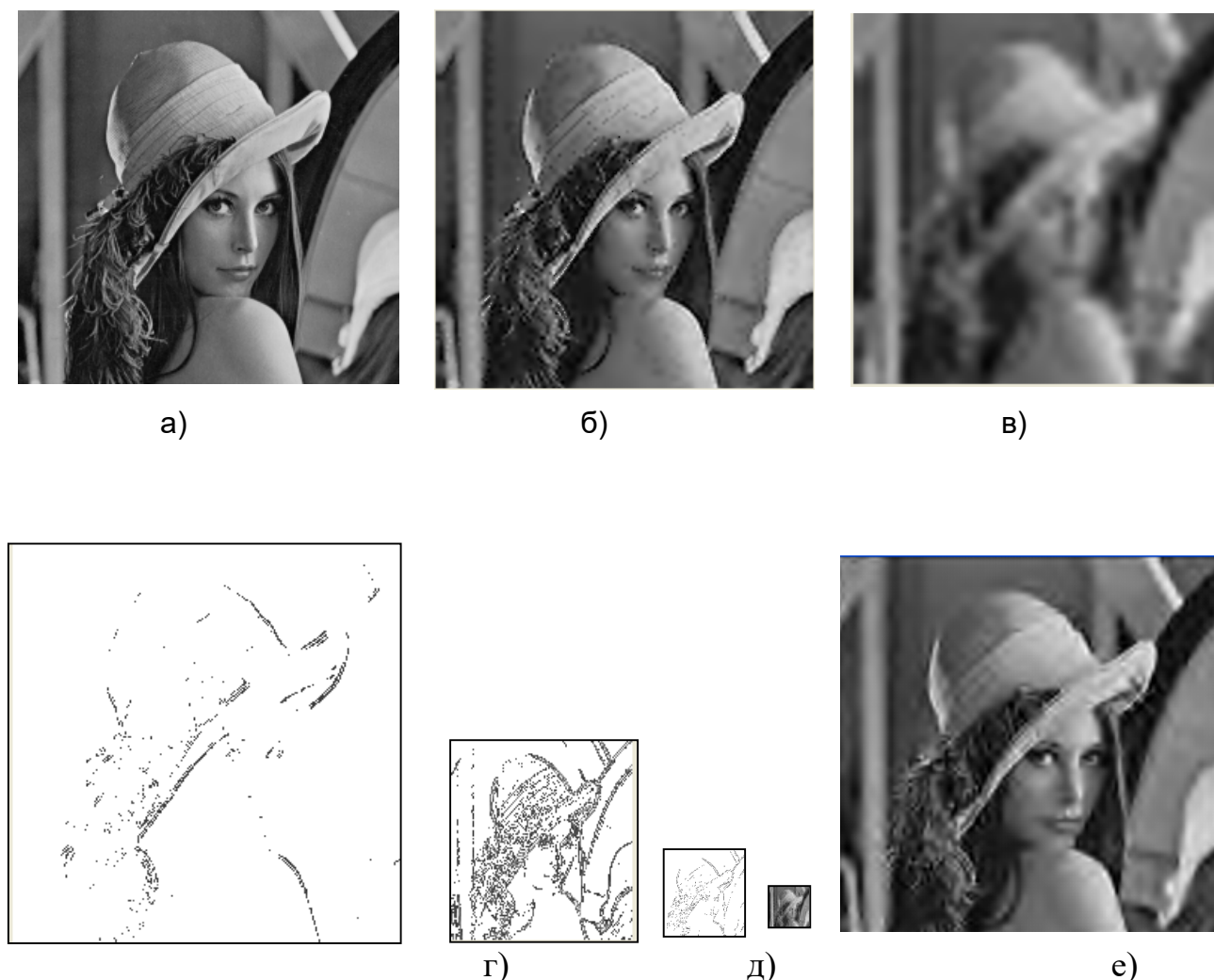


Рис. 4. Изображения Lena.bmp при кодировании алгоритмом ВПК и Малла. а) Оригинал изображения Lena.bmp; б) Результат кодирования ВПК; в) Кодирование ВПК без контуров; г) Контур ВПК при трех уровнях разложения; д) Остаточный фон; е) Кодирование алгоритмом Малла.

квадратурных зеркальных фильтра как при разложении, так и при восстановлении. Получено и определено преимущество в эффективности кодирования предложенного алгоритма при одном и том же СКО=12 %, которое составляет выигрыш в коэффициенте сжатия тестовых изображений 11%-13%. К ограничениям данного метода можно отнести тот факт, что ВПК не позволяет осуществить кодирование изображения без потерь. Это следует из того, что

вейвлет-разложению подвергается только остаточный член вейвлет-преобразования, а не вся плоскость вейвлет коэффициентов обрабатываемого изображения.

Литература:

1. Иванов В. Г. Сжатие изображений на основе компенсации контуров при вейвлет преобразовании / В. Г. Иванов, М. Г. Любарский, Ю. В. Ломоносов // Проблемы управления и информатики. – 2006. – № 3. – С. 89-102.
2. Xue X. Image representation based on multiscale edge compensation / X. Xue, X. Wu // Internat. Conf. on Image Processing/ – 1999. (<http://citeseer.ist.psu.edu/xue99image.html>).
3. Mallat S. Multiresolution Approximation and Wavelet Orthonormal Bases $L_2(\mathbb{R})$ / S. Mallat // Trans of the American Mathematical Society. – 1989. – Vol. 315, № 1. – P. 68-87.
4. Иванов В.Г. Сжатие изображений на основе выращивания и кодирования областей / В. Г. Иванов, К. С. Шишков, Ю. В. Ломоносов // Вісник Національного технічного університету “Харківський політехнічний інститут”. – Харків: НТУ “ХПІ”, 2005. – №18. – С. 89-96.
5. Форсайт Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Д. Понс. / Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.

References:

1. Ivanov V. G. Szhatie izobrazheniy na osnove kompensatsii konturov pri veyvlet preobrazovanii / V. G. Ivanov, M. G. Lyubarskiy, Yu. V. Lomonosov // Problemy upravleniya i informatiki. – 2006. – № 3. – S. 89-102.

2. Xue X. *Image representation based on multiscale edge compensation / X. Xue, X. Wu // Internat. Conf. on Image Processing/ – 1999. (<http://citeseer.ist.psu.edu/xue99image.html>).*
3. Mallat S. *Multiresolution Approximation and Wavelet Orthonormal Bases $L_2(\mathbb{R})$ / S. Mallat // Trans of the American Mathematical Society. – 1989. – Vol. 315, № 1. – P. 68-87.*
4. Ivanov V. G. *Szhatie izobrazheniy na osnove vyrashchivaniya i kodirovaniya oblastey / V. G. Ivanov, K. S. Shishkov, Yu. V. Lomonosov // Visnik Natsionalnogo tekhnichnogo universitetu “Kharkivskiy politekhnichniy institut”. – Kharkiv: NTU “KhPI”, 2005. – №18. – S. 89-96.*
5. Forsayt D. *Kompyuternoe zrenie. Sovremennyy podkhod / D. Forsayt, D. Pons. / Per. s angl. – M.: Vilyams, 2004. – 928 s.*