

Ю. С. БЕХТИН, Д. В. ТИТОВ

КОМПРЕССИЯ ЗАШУМЛЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ АДАПТИВНЫМ ВЕЙВЛЕТ-КОДЕКОМ

Представлен основанный на итеративном извлечении когерентных структур новый метод построения вейвлет-кодексов, предназначенных для компрессии зашумленных изображений.

Ключевые слова: вейвлет, алгоритм, фактор, изображение.

Введение. Современный рынок радиоэлектронных устройств предлагает ряд микрочипов, специально созданных для компрессии видеоданных. Большую их часть составляют так называемые вейвлет-кодеки (например, ADV6xx фирмы Analog Devices). Такие кодеки базируются на одном из известных методов вейвлет-компрессии изображений, как EZW, SPIHT, EBCOT, JPEG2000 и др. [1—4]. К сожалению, они малоэффективны при заданной степени сжатия зашумленных изображений, которые описываются моделью вида [4]:

$$Y = X + Z, \quad (1)$$

где Y — наблюдаемое изображение, X — неизвестный оригинал, Z — не зависящий от оригинала X аддитивный (гауссов) шум с нулевым средним.

Различные методы компрессии зашумленных изображений могут быть разделены на две группы. Методы первой, например [5, 6], нацелены на достижение максимально возможного качества декодированных искаженных изображений путем применения такой степени сжатия, при которой достигается наибольшее значение пикового отношения сигнал/шум (ПОСШ). Подобные методы относительно легко реализовать на существующих микрочипах, однако при этом не всегда обеспечивается заданная степень сжатия. Методы второй группы (см. например, [7]) нацелены на поиск оптимального критерия распределения квоты битов. Однако такие методы содержат громоздкие вычислительные процедуры и пока не могут быть реализованы на микрочипах.

В настоящей статье предлагается способ сокращения вычислительных процедур, который может быть реализован на микрочипах благодаря относительной простоте и быстрой сходимости алгоритма.

Постановка задачи. Вейвлет-декомпозиция W зашумленного изображения (1) может быть также представлена в виде аддитивной модели

$$W_Y = W(Y) = W(X + Z) = W(X) + W(Z) = W_X + W_Z, \quad (2)$$

где $W_X = W(X)$, $W_Z = W(Z)$ — центрированные и некоррелированные случайные процессы, причем процесс W_Z условно полагаем нормально распределенным.

Вейвлет-коэффициенты должны быть подвергнуты пороговой обработке и закодированы. С учетом ошибки равномерного квантования $\Delta^2 = 12\sigma_{uq}^2$ [4], где Δ — интервал квантования, значение порога τ может быть приравнено нулевой зоне кодека $\tau = \theta\Delta$, что дает

$$\tau^2 = 12\theta^2\sigma_{uq}^2, \quad (3)$$

где θ — коэффициент, регулирующий отношение между шириной нулевой зоны и интервалом квантования (по умолчанию для многих кодеков $\theta=1$). Значение τ может быть приравнено любому вейвлет-коэффициенту $\tau = |w_{Y_M}|$, $M < I$, I — число точек изображения.

Вейвлет-коэффициенты, попавшие в нулевую зону, считаются незначимыми и обнуляются. Следовательно, можно ожидать некоторого шумоподавления при компрессии зашумленных изображений. Тогда средняя квадратическая ошибка (СКО) восстановления оригинала

$$E \left\{ \|W_X - W_{\hat{X}}\|^2 \right\} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I (w_{X_i} - w_{\hat{X}_i})^2 = \sigma^2 - \varepsilon\tilde{\sigma}^2 + \sigma_{W_\xi}^2 + \varepsilon\sigma_{uq}^2, \quad (4)$$

где $\sigma^2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I w_{Y_i}^2$ — дисперсия всех вейвлет-коэффициентов; $\tilde{\sigma}^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M w_{Y_i}^2$ — дисперсия значимых вейвлет-коэффициентов (оставшихся после пороговой обработки), $M/I = \varepsilon$;

$\sigma_{W_\xi}^2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I w_{\xi_i}^2$ — дисперсия вейвлет-коэффициентов шума с нулевым средним;

$\sigma_{uq}^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sigma_{uqi}^2$ — дисперсия ошибки квантования для M значимых вейвлет-коэффициентов.

Из уравнения (4) следует, что для достижения наибольшего ПОСШ необходимо получить максимальное значение дисперсии значимых вейвлет-коэффициентов и минимальное — дисперсии ошибки квантования. Данные требования противоречивы, поскольку большое значение M , снижающее ошибку аппроксимации, приводит к увеличению ошибки квантования. Таким образом, необходимо найти оптимальное в смысле минимума СКО (4) значение порога, определяющего число значимых вейвлет-коэффициентов M .

Алгоритм работы кодека. В соответствии с уравнением (4) полученная после компрессии минимальная СКО, записанная в форме $E \left\{ \|W_X - W_{\hat{X}}\|^2 \right\}$, эквивалентна максимуму $\varepsilon(\tilde{\sigma}^2 - \sigma_{uq}^2)$. Метод функционирования кодека, базирующийся на извлечении M когерентных структур из зашумленного изображения, представляется в итеративной форме:

$$f(M) = \varepsilon(\tilde{\sigma}^2 - \sigma_{uq}^2) \rightarrow \max_M, \quad (5)$$

$$\forall |w_{Y_i}|^2 \geq \rho_{I-M}^2 \sum_{i=M+1}^I |w_{Y_i}|^2 = \rho_{I-M}^2 I(\sigma^2 - \varepsilon\tilde{\sigma}^2), \quad (6)$$

где пороговое значение для коэффициента корреляции между нормальным шумом и любым вейвлет-базисом определяется как [8]:

$$\frac{\max_{1 \leq k \leq I} |w_{\xi_k}|}{\|Z\|} \leq \frac{\sqrt{2 \ln I} \sigma_Z}{\sqrt{I} \sigma_Z} = \frac{\sqrt{2 \ln I}}{\sqrt{I}} = \rho_I. \quad (7)$$

Оценка \hat{X} оригинального изображения является суммой M когерентных структур

$$\hat{X} = \sum_{k=1}^M W^{-1} \{w_{Y_k}\}, \quad (8)$$

вычисленных через обратное вейвлет-преобразование, которые формируют псевдоизображения по правилу

$$Y_M = Y - \sum_{k=1}^M W^{-1} \{w_{Y_k}\} = \sum_{k=M+1}^I W^{-1} \{w_{Y_k}\}. \quad (9)$$

Таким образом, поиск когерентных структур схож с грубой пороговой обработкой вейвлет-коэффициентов с величиной порога [8]

$$\tau = \rho_{I-M} \sqrt{\sum_{k=M+1}^I |w_{Y_k}|^2}. \quad (10)$$

Если произведена сортировка всех вейвлет-коэффициентов по амплитуде, предлагаемый алгоритм будет содержать следующую последовательность шагов.

1. Положить $M = I - 1$ (инициализация алгоритма).
2. Вычислить кумулятивную сумму квадратов вейвлет-коэффициентов и в соответствии с (10) вычислить значение порога для данного (текущего) коэффициента корреляции ρ_{I-M} .
3. Вычислить новое (скорректированное) значение M числа значимых вейвлет-коэффициентов, используя неравенство (6).
4. Проверить достижение максимума целевой функции (5).
5. Если максимальное значение целевой функции (5) получено, то закончить вычисления; в противном случае — переход к шагу 2.

Результаты моделирования. К настоящему времени собран достаточно обширный статистический материал, доказывающий эффективность разработанного кодека. В таблице приводятся усредненные численные результаты компрессии четырех тестовых изображений, взятых из библиотеки MatLab [4]. Для сравнения использовались алгоритм компрессии SPIHT и так называемый „идеальный кодер“ Oracle [3, 8].

Кодек (для 0,2 б/пкс)		σ_Z^2		
		10	25	35
ПОСШ, дБ	Oracle	32,24	29,25	25,67
	SPIHT	30,27	25,89	24,68
	Адаптивный вейвлет	31,02	28,39	24,58
SSIM	Oracle	0,89	0,81	0,76
	SPIHT	0,64	0,58	0,47
	Адаптивный вейвлет	0,78	0,74	0,69

Аддитивный шум в соотношении (1) моделировался с использованием генератора случайных чисел, распределенных по нормальному закону с нулевым средним и дисперсией σ_Z^2 , изменяющейся в ходе экспериментов. Для кодека использовалось трехуровневое быстрое вейвлет-преобразование на основе биортогонального банка фильтров CDF 9.7 [4]. Численные результаты для ПОСШ и комплексной оценки структурного сходства SSIM (Structural Similarity) приведены в таблице. На рис. 1 и 2 показаны результаты применения нового кодека для обработки радиолокационного изображения (для 8 и 0,2 б/пкс соответственно). Как видно из таблицы и рисунков, предложенный алгоритм обеспечивает лучшее восстановление зашумленного изображения как визуально, так и численно по критериям ПОСШ и SSIM.

Эксперименты показали, что предложенный алгоритм имеет относительно быструю сходимость. Это означает, что после трех итераций не наблюдается улучшение восстановленного после компрессии зашумленного изображения. Это важное свойство алгоритма позволяет

реализовать его на микрочипах, работающих в реальном масштабе времени. Предлагаемый алгоритм запрограммирован на ПЛИС фирмы Xilinx с помощью программного обеспечения ISE версии 6.3 и апробирован с помощью специально разработанного симулятора.

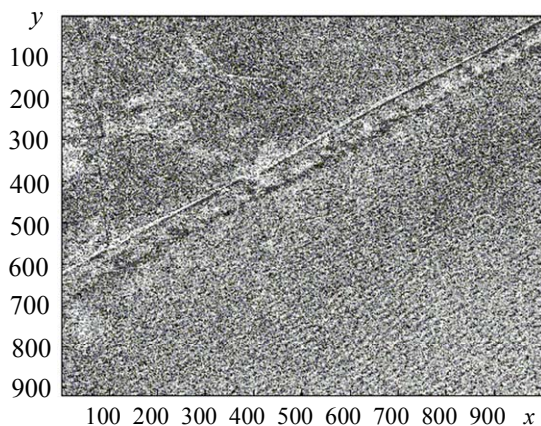


Рис. 1

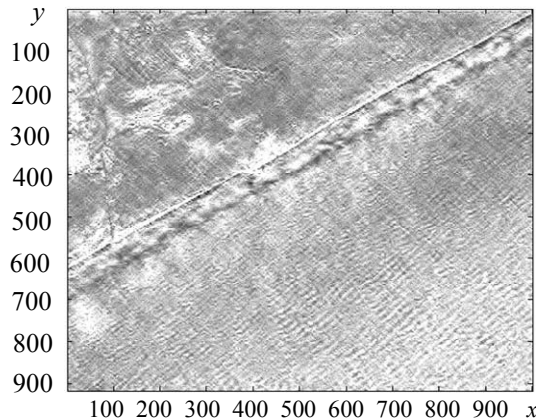


Рис. 2

Данная работа выполнена в рамках реализации ФЦП „Научные и научно-педагогические кадры инновационной России на 2009—2013 гг.“, контракт 16.740.11.0086.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Shapiro J. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients // IEEE Trans. on Signal Proc. 1993. Vol. 41. P. 3445—3462.
2. Lewis A. S., Knowles G. Image compression using the 2-D wavelet transform // IEEE Trans. on Image Proc. 1992. Vol. 1, N 2. P. 244—250.
3. Said A., Pearlman W. A. A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees // IEEE Trans. on Circ. and Syst. Video Tech. 1996. Vol. 6.
4. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing. NY: Addison Wesley, 1992.
5. Ponomarenko N., Lukin V., Zriakhov M., Egiazarian K., Astola J. Estimation of accessible quality in noisy image compression // Proceedings of EUSIPCO. Florence, Italy, 2006. September.
6. Al-Snaykh O.-K., Mercereau R. M. Lossy compression of noisy images // IEEE Trans. on Image Proc. 1998. Vol. 7, N 12. P. 1641—1652.
7. Chang S. G., Yu B., Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image de-noising and compression // IEEE Trans. on Image Proc. 2000. Vol. 9, N 9. P. 1532—1546.
8. Mallat S., Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries // IEEE Trans. on Signal Proc. 1993. Vol. 41, N 12. P. 3397—3415.

Сведения об авторах

Юрий Станиславович Бехтин

— д-р техн. наук, профессор; Рязанский государственный радиотехнический университет, кафедра автоматизации и информационных технологий в управлении; E-mail: aitu@rgtu.ryazan.ru

Дмитрий Витальевич Титов

— аспирант; Юго-Западный государственный университет, кафедра вычислительной техники, Курск; E-mail: amazing2004@inbox.ru

Рекомендована Юго-Западным государственным университетом

Поступила в редакцию 24.10.11 г.