

УДК 621.397.2

ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ КОНТЕКСТНОГО ВЕКТОРНОГО КВАНТОВАНИЯ В ОБЛАСТИ ДИСКРЕТНЫХ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЙ ДЛЯ КОМПРЕССИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Умняшкин С.В., Коплович Д.М., Черкасов И.В.

Введение

По применению функциональных базисов вейвлетов для компрессии цифровых изображений предложено немало алгоритмов и методов сжатия, действует основанный на дискретном вейвлет-преобразовании (ДВП) международный стандарт, который определяет формат сжатого представления изображений – JPEG-2000.

Естественно, что использование векторного квантования (ВК) [1-3] для обработки изображений в области ДВП не могло быть обойдено стороной, и этой теме также посвящено немало публикаций (см., например, [4-6]).

При ВК задается некоторое правило Q , по которому каждому вектору \mathbf{x} исходного пространства \mathbf{R}^N ставится в соответствие некоторый вектор \mathbf{c} из того же пространства. Число векторов \mathbf{c} конечно. Множество из всех m возможных значений кодовых векторов $\mathbf{C} = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ является кодовой книгой. Таким образом, передаче и хранению вместо исходного вектора \mathbf{x} подвергается индекс j вектора $c_j = Q(\mathbf{x})$.

При том, что потенциально ВК является весьма мощным инструментом для эффективного представления данных, его использование на практике сопряжено с проблемами построения оптимальных кодовых книг и значительной вычислительной сложностью методов сжатия данных, усложняющих реализацию методов на основе ВК [1-3]. Вычислительная сложность в основном сопряжена с проблемой поиска наилучших кодовых векторов в кодовой книге.

Для снижения вычислительной сложности ВК до приемлемого на практике уровня квантуемые векторы должны иметь невысокую размерность, а соответствующие кодовые книги – по возможности меньший объем. Рассмотрим возможность использования ВК с небольшим объемом кодовой книги в области ДВП.

Пусть \mathbf{X} – матрица, элементы которой являются значениями яркости отсчетов (пикселей) дискретного изображения, а \mathbf{Y} – матрица, полученная из \mathbf{X} в результате двумерного ДВП. В наших экспериментах мы использовали 5-уровневое биортогональное ДВП 9/7 [7], выполненное над полутоновым изображением размерности 512×512 пикселей, см. рис. 1.

Прежде всего, необходимо определиться с тем, как формировать векторы для ВК из матрицы \mathbf{Y} . Общее правило состоит в том, что компоненты вейвлет-спектра, выбранные для совместной обработки посредством ВК, должны быть максимально коррелированы [8]. Статистические связи между компонентами ДВП-спектра носят двойственный характер [9]: это зависимо-

Анализируются возможности использования контекстного векторного квантования при кодировании изображений с использованием дискретных вейвлет-преобразований. Предлагается использовать достаточно простой и вычислительно эффективный алгоритм кодирования.

сти между соседними коэффициентами внутри саббэнда (субполосы) и между «родителями» и «потомками» – коэффициентами из разных саббэндов (см. рис. 2). В наших исследованиях мы разбивали каждый из саббэндов 7-15 (нумерацию см. на рис. 1) на 1024 квадратных блока (для ВК), а саббэнды 0-6 кодировались скалярно. То есть блоки для ВК формировались по принципу объединения соседних коэффициентов. Саббэнды с номерами 7-9 разбивались, таким образом, на блоки размерности 2×2 , а саббэнды 13-15 – на блоки 8×8 .

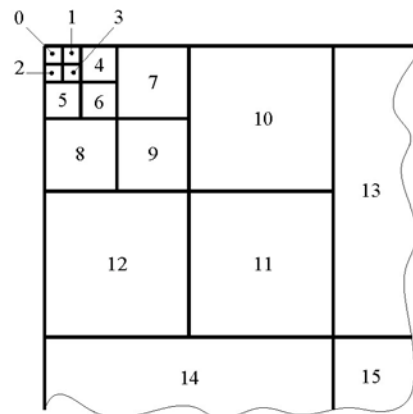


Рис. 1. Нумерация саббэндов пятиуровневого ДВП

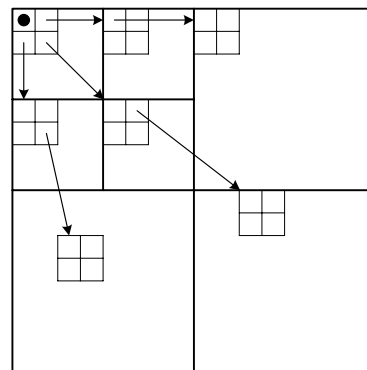


Рис. 2. Структура связей «родитель-потомки» между базисными функциями вейвлет-спектра. Выполнено три шага преобразования

Базовый алгоритм вейвлет-компрессии

Каждому саббэнду с номерами 7–15 соответствовала своя начальная кодовая книга, полученная в результате обработки тестовых изображений с использованием алгоритма построения кодовых книг, описанного в [8], который представляет собой модификацию алгоритма ECVQ [10]. Суббэнды с номерами 0-6 квантовались скалярно, а саббэнды с номерами 7–15 – с использованием адаптивного ВК, алгоритм которого приведен в [8]. Детальное описание используемой при этом процедуры скалярного квантования и покомпонентного кодирования приведено в работе [11], откуда целиком была заимствована схема скалярной обработки коэффициентов. Отметим, что в [11] для всех саббэндов используется равномерное квантование с одним и тем же значением кванта q , после чего используется контекстное многомодельное арифметическое кодирование.

При построении начальных кодовых книг по тестовым последовательностям для каждого саббэнда задавался максимально возможный объем (количество векторов) кодовой книги, равный $N_{нач}=32$. При адаптации кодовой книги в процессе кодирования саббэнда допускалось ее «разрастание» до $N_{макс}=64$ векторов, после чего добавление нового вектора в кодовую книгу осуществлялось одновременно с удалением самых «старых» и редко встречающихся векторов. Отметим, что увеличение значений $N_{нач}$ и $N_{макс}$ приводит к некоторому повышению качества восстановленного изображения, однако влечет за собой повышение битовых затрат и замедление обработки.

Модифицированный алгоритм вейвлет-компрессии

Для ускорения времени обработки изображения необходимо по возможности максимально уменьшить объем кодовых книг. Кроме того, фотографические изображения обычно обладают нестационарной статистикой, и для повышения качества обработки, в смысле достижимого баланса между битовыми затратами и уровнем внесенной при обработке ошибки, целесообразно каким-то образом «адаптировать» векторный квантователь под локально изменяющиеся статистические характеристики обрабатываемых блоков. Например, вместо одной кодовой книги могут использоваться несколько книг меньшего объема, соответствующих разным классам векторов [12, 13]. Использование данного подхода в области ДВП описано в работах [14, 15]. Следуя идеям работ [12-15], мы постарались найти способ выделения из кодовой книги некоторого подмножества, *контекстной кодовой книги*, которая включала бы в себя небольшое число наиболее ожидаемых кодовых векторов из общей кодовой книги. Основу алгоритма составляют два метода кодирования: контекстное скалярное и *контекстное векторное*, которые применяются к каждому блоку саббэнда, и при кодировании саббэнда для каждого блока из них выбирается наилучший в смысле минимума RD-функции.

Таким образом, сначала для каждого саббэнда с номерами 7-15 (см. рис. 1) формируются исходные кодовые книги $\{C_i\}$, ($i=7, \dots, 15$) по тестовым изображениям

при помощи алгоритма, описанного в [8]. Затем саббэнды последовательно обрабатываются в порядке, определенном на рис. 1, при котором коэффициенты «родители» обрабатываются перед «потомками». Коэффициенты саббэнда 0 подвергаются двумерной дифференциальной импульсно-кодовой модуляции и арифметическому кодированию; вейвлет-коэффициенты саббэндов 1-6 обрабатываются при помощи контекстного скалярного квантования (КСК), схема которого заимствована из [11]. Обработка каждого блока саббэндов с номерами 7-15 может включать уже не только КСК, но и контекстное ВК (КВК).

В качестве параметра, по которому формируется контекстная кодовая книга из общей кодовой книги, предлагается использовать «энергию» векторов, т.е. величину $E = E(y) = \|y\|_E^2$ (квадрат евклидовой нормы вектора). При обработке очередного вектора y_k вычисляется средневзвешенная энергия уже обработанных векторов-блоков

$$E_{\Sigma}^k = \frac{\sum_{i=1}^3 e_i^k w_i^k + \sum_{i=1}^9 E_i^k W_i^k}{\sum_{i=1}^3 w_i^k + \sum_{i=1}^9 W_i^k},$$

где e_i^k – энергия соседнего с y_k вектора, w_i^k – его вес;

аналогично, E_i^k и W_i^k – энергия и вес вектора из «родительского» саббэнда. На рис. 3 показано расположение векторов-блоков и их веса для вычисления величины E_{Σ}^k . Контекстная кодовая книга

$$\tilde{C} = \left\{ c \in C \mid \|c\|_E^2 \in [E_{\Sigma}^k - \Delta; E_{\Sigma}^k + \Delta] \right\}$$

формируется в процессе обработки из векторов общей кодовой книги C , где параметр Δ носит эмпирический характер.

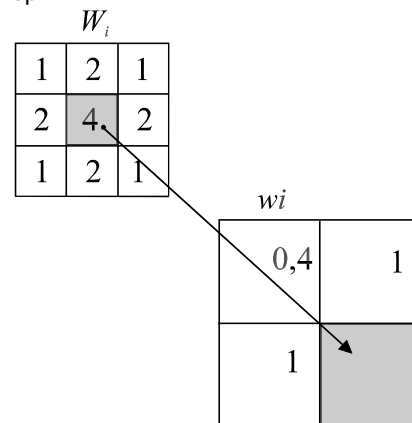


Рис. 3. Вычисление величины E_{Σ}^k для k -го вектор-блока (помечен темно-серым цветом). Родительский блок помечен светло-серым цветом

Опишем алгоритм кодирования саббэндов с номерами $i=7 \dots 15$, каждый из которых содержит по 1024 блока, просматриваемых слева направо, сверху вниз. Для каждого блока y_k^i ($k=0 \dots 1023$) вычисляется функция Лагранжа, связанная с КСК:

$$J_k^{SQ} = \sum_{y_m \in y_k^i} (y_m - \hat{y}_m)^2 -$$

$$\lambda (\sum_{y_m \in y_k^i} \log_2 v(\hat{y}_m) + \log_2 v_{SQ})$$

где \hat{y}_m – проквантованное значение компоненты

$y_m \in y_k^i$, $v(\hat{y}_m)$ – оцениваемая по накопленной статистике частота появления значения \hat{y}_m в контекстно выбранной модели скалярного кодирования (правило выбора – см. [11]), а v_{SQ} – частота использования скалярного метода кодирования блоков в данном саббэнде. Кроме того, вычисляется функция Лагранжа, связанная с КСК,

$$J_k^{VQ} = \min_{\mathbf{c}_j^i \in \tilde{C}_i} \left(\|\mathbf{y}_k^i - \mathbf{c}_j^i\|_E^2 - \lambda \left(\log_2 \frac{v(\mathbf{c}_j^i)}{\sum_{\mathbf{c}_j^i \in \tilde{C}_i} v(\mathbf{c}_j^i)} + \log_2 v_{VQ} \right) \right),$$

где $v(\mathbf{c}_n^i)$ – оцениваемая по накопленной статистике частота появления кодового вектора \mathbf{c}_n^i в модели кодирования индексов i -ой кодовой книги, а v_{VQ} – частота использования векторного метода кодирования блоков в данном саббэнде, $v_{VQ} + v_{SQ} = 1$.

Параметр λ представляет собой величину, определяющую баланс между величиной сжатия данных и уровнем внесенной при кодировании ошибки, и должен выбираться таким же, что и при первоначальном построении кодовых книг с использованием алгоритма [8].

Если $J_k^{SQ} < J_k^{VQ}$, то производится скалярное кодирование k -го блока, и вектор из скалярно проквантованных компонент добавляется в кодовую книгу C_i (если достигнут максимальный объем кодовой книги, то перед

этим из нее удаляется кодовый вектор, который встречался реже остальных).

В результате применения описанной процедуры для обработки ряда широко распространенных тестовых полутоновых изображений были получены результаты, приведенные на графиках рис. 4, где ошибка восстановления изображения оценивается по величине СКО (MSE) через отношение пикового значения сигнала к шуму (ошибке),

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{MSE} \text{ [дБ]},$$

а величина сжатия данных выражена через битовые затраты в пересчете на один пиксел изображения. В экспериментах использовалось биортогональное преобразование 9/7 [7]. Для сравнения на приведенных графиках рис. 4 отражены также характеристики, которые дает реализация стандарта JPEG 2000 в различных программах обработки изображений (при определении битовых затрат длина заголовка файлов, создаваемых программами, отнималась от общего размера файла).

В силу того, что формируемые контекстно кодовые книги имеют небольшой объем, предложенный алгоритм является простым и вычислительно эффективным. Полученные характеристики предлагаемого алгоритма компрессии изображения, несмотря на его простоту, показывают результаты, аналогичные методу JPEG 2000. Дальнейшее направление исследований мы видим в создании метода компрессии изображений, объединяющего описанный подход с «подрезанием ветвей» вейвлет-коэффициентов [11] и более эффективно использующего контекстное скалярное квантование [16].

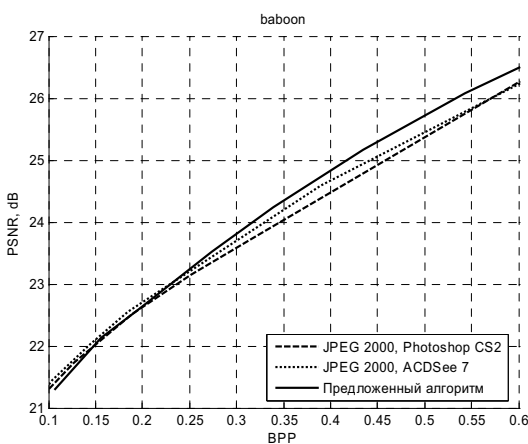


Рис. 4а. Результаты обработки тестового изображения Baboon

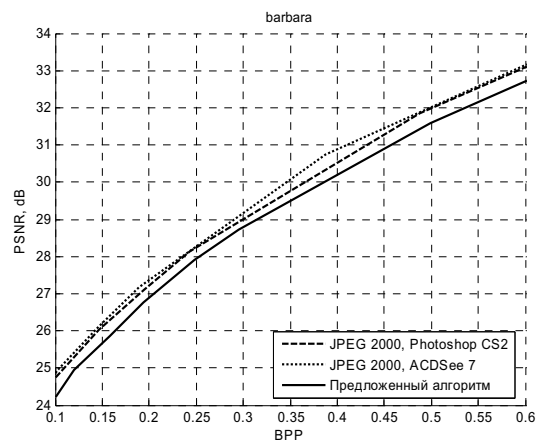


Рис. 4б. Результаты обработки тестового изображения Barbara

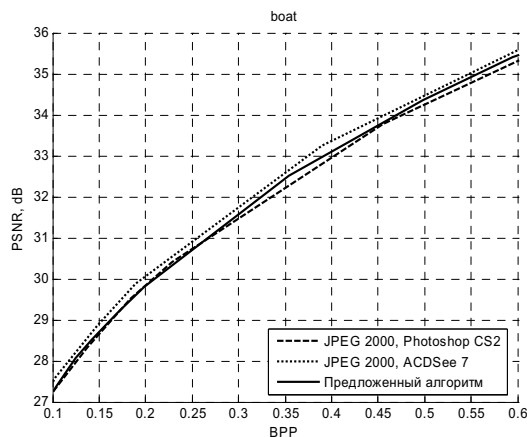


Рис. 4в. Результаты обработки тестового изображения Boat

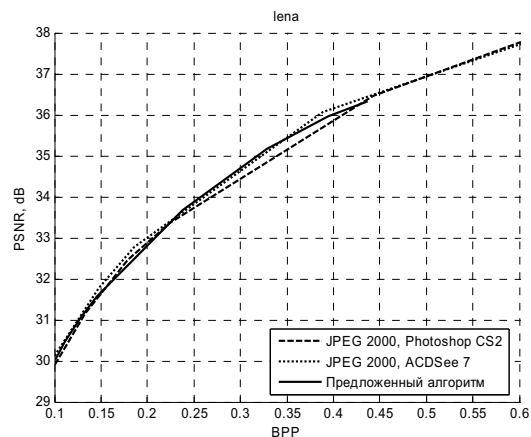


Рис. 4д. Результаты обработки тестового изображения Lena

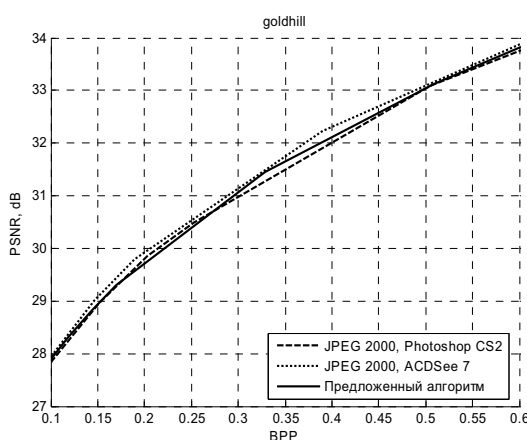


Рис. 4г. Результаты обработки тестового изображения Goldhill

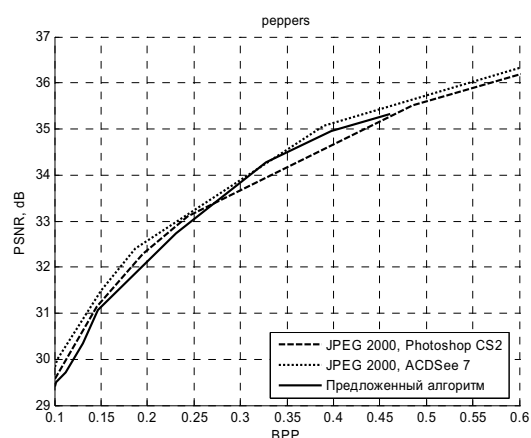


Рис. 4е. Результаты обработки тестового изображения Peppers

Литература

1. Gray R. M., Neuhoff D. Quantization // IEEE Trans. Inf. Theory. – Oct.1998. – Vol. 44. – No. 6. – P. 2325-2383
2. Gray R. M. Vector Quantization // IEEE ASSP Magazine, April 1984, pp. 4-29.
3. Linde Y., Buzo A., Gray R. M. An Algorithm for Vector Quantizer Design. // IEEE Trans. Comm., vol. COM-28, No.1, January 1980, pp.84-95.
4. Antonini M., Barlaud M., Mathieu P., Daubechies I.. Image coding using wavelet transform. IEEE Trans. Image Processing, vol. 1, pp. 205-220, April 1992.
5. Cosman P., Gray R.M., Vetterli M. Vector quantization of image subbands: A survey // IEEE Trans. Image Proc. – Vol. 5, February 1996. – pp. 202-225.
7. Gu Q., Budge S. E. Rate-distortion adaptive vector quantization for wavelet image coding // Proc. ICASSP'00, June 2000, pp. 1903 - 1906.
8. Cohen A., Daubechies I., Feauveau J.-C.. Biorthogonal bases of compactly supported wavelets. Comm. Pure and Appl. Math., vol. 45, pp. 485-560, 1992.
9. Умняшкин С.В., Коплович Д.М. Метод компрессии изображений на основе векторного квантования коэффициентов в области дискретных преобразований // Известия вузов. Электроника. – №4-5. – 2005. – С. 149-155.
10. Chrysafis C., Ortega A. Efficient Context-Based Entropy Coding for Lossy Wavelet Image Compression // Proc. Data Compression Conference. – Snowbird (Utah), 1997. – P. 241-250
11. Chou P. A., Lookabaugh T., Gray R. M.. Entropy-constrained vector quantization. IEEE Transactions on ASSP, vol.37, No.1, January 1989, pp.31-42.
12. Умняшкин С. В. Вейвлет-компрессия цифровых изображений с прогнозированием статистических моделей // Известия вузов. Электроника. - №5. - 2001. - С.86-94.
13. Ramamurthi B., Gersho A. Classified vector quantization of images // IEEE Trans. Comm. – Vol. COMM-34, No. 11, 1986, pp. 1105–1115.
14. Ngan K. N., Koh H. C. Predictive classified vector quantization // IEEE Trans. Image Proc., vol. 1, pp. 269 - 280, July 1992.
15. Jafarkhani H., Farvardin N. Adaptive image coding using spectral classification // IEEE Trans. Image Proc., vol. 7, pp. 605 - 610, April 1998.
16. Joshi R. L., Jafarkhani H., Kasner J. H., Fischer T. R., Farvardin N., Marcellin M. W., Bamberger R. H. Comparison of different methods of classification in subband coding of images // IEEE Trans. Image Proc., vol. 6, pp. 1473 - 1486, November 1997.
17. Yoo Y., Ortega A., Yu B. Image subband coding using context-based classification and adaptive quantization // IEEE Trans. Image Proc., vol. 8, pp. 1702 - 1715, December 1999.