

Обратная классификация вейвлет-коэффициентов при компрессии изображений

Владимир Главнов*, Андрей Крапивенко†
Московский Авиационный Институт, Москва, Россия

Аннотация

Авторами работы предлагается оригинальный способ обратной классификации высокочастотных коэффициентов вейвлет-разложений. В основу классификации положена возможность определения активных зон коэффициентов по изображению, восстановленному по предыдущим уровням разложения. Приведен краткий обзор существующих на сегодняшний день подходов. Даны некоторые результаты экспериментов. Показан практический выигрыш в степени компрессии статичных изображений при применении новой классификации.

Работа создана при поддержке гранта Президента РФ МК-1128.2003.01

Ключевые слова: классификация, компрессия изображений, вейвлет-преобразование

1 ВВЕДЕНИЕ

На Международной Конференции по Обработке Изображения¹ в 1994 было представлено сразу три, написанных независимо друг от друга работы по компрессии изображений [1, 2, 3]. Сущность всех трех работ сводилась к одной идее, отличались они только тонкостями реализации.

Основой служило разделение сигнала высокочастотных вейвлет-коэффициентов X на несколько частей $\{X_i\}$ с заданно различными статистическими характеристиками. Далее эти части группировались в классы. Можно показать, что суммарная энтропия этих частей, а следовательно и затраты на кодирование, может оказаться ниже, чем энтропия исходного сигнала, поскольку происходит классификация — упорядочивание отсчетов сигнала.

В работе [4] был предложен метод обратной классификации. Данный метод, в большинстве случаев, дает лучшее качество классификации по сравнению с ранее упомянутыми методами. Но при этом свободен от ряда недостатков последних и имеет меньший перерасход бит при кодировании, что дает ему преимущество при кодировании на низких скоростях. Однако, при классификации коэффициентов, метод опирается только на актив-

ность соседних коэффициентов в той же полосе и том же уровне декомпозиции.

В данной работе для определения уровня активности коэффициентов авторы предлагают использовать информацию, содержащуюся в восстановленном из предыдущих уровней разложения изображении. Это может существенно повысить качество распределения коэффициентов по классам в методах обратной классификации, и как следствие, увеличить степень компрессии изображений при аналогичном качестве.

2 КЛАССИФИКАЦИЯ ОТСЧЕТОВ СИГНАЛА

Предположим, что каждый класс X_i сигнала X кодируется со скоростью R_i и дает среднеквадратичное искажение $D_i(R_i)$, тогда согласно [5]:

$$D_i(R_i) = \varepsilon_i^2 \sigma_i^2 2^{-2R_i}, \quad (1)$$

где ε_i - константа, зависящая от схемы кодирования, а σ_i^2 - дисперсия отсчетов i -го класса. Задача классификации на J классов сводится к минимизации искажения сигнала в целом:

$$\min \sum_{i=1}^J p_i D_i(R_i), \quad (2)$$

где p_i - вероятность попадания отсчета сигнала в класс X_i , при фиксированной средней скорости кодирования:

$$\sum_{i=1}^J p_i R_i = R. \quad (3)$$

Воспользовавшись методом множителей Лагранжа, можно найти минимальное искажение:

$$D_{opt}(R) = \prod_{j=1}^J (\varepsilon_j^2 \sigma_j^2)^{p_j} 2^{-2R}, \quad (4)$$

достигается оно при:

$$R_i = R + 0.5 \log_2 \frac{\varepsilon_j^2 \sigma_j^2}{\prod_{j=1}^J (\varepsilon_j^2 \sigma_j^2)^{p_j}}. \quad (5)$$

При этом получаем выигрыш в величине искажения в

$$G_c = \frac{\varepsilon_x^2 \sigma_x^2 2^{-2R_T}}{\prod_{j=1}^J (\varepsilon_j^2 \sigma_j^2)^{p_j} 2^{-2R}} \quad (6)$$

раз, где R_T — скорость кодирования, которая складывается из скорости кодирования сигнала и скорости кодирования признаков принадлежности отсчетов сигнала к тому или иному классу:

$$R_T = R + R_s. \quad (7)$$

*e-mail: vglavnov@cboss.ru

†e-mail: kav@elias.ru

¹International Conference on Image Processing 1994

Если при передаче информации от кодера к декодеру, помимо сжатой информации об отсчетах, приходится передавать еще и информацию о принадлежности отсчетов сигнала к определенным классам, то классификация называется прямой. Если декодер сам в состоянии определить принадлежность каждого отсчета к его классу, основываясь на уже переданной информации о других отсчетах, то классификация называется обратной.

3 КОМПРЕССИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ КЛАССИФИКАЦИИ

При разложении изображения по вейвлет-базису, низкочастотные коэффициенты имеют корреляционную модель подобную корреляционной модели исходного изображения. Поэтому к низкочастотным коэффициентам повторно применяется разложение по вейвлет-базису. Высокочастотные коэффициенты разложения слабо коррелируют между собой, поэтому к ним применяется энтропийное кодирование. Сигнал высокочастотных коэффициентов имеет явно нестационарную природу, поскольку значимые отсчеты стремятся сосредотачиваться в так называемых активных областях — областях, где на исходном изображении есть грани или быстрая смена яркости. Именно для компрессии высокочастотных коэффициентов разложения и применяется классификация.

При компрессии с применением прямой классификации, каждое направление разложения каждой субполосы (кроме низкочастотной) изображения обычно разбивается на прямоугольные области и определяется принадлежность каждой области к определенному классу. Способов построения разбиения на классы достаточно много, основные из них описаны в [6].

Информация о принадлежности коэффициентов прямоугольным областям передается декодеру, создавая тем самым некоторую избыточность битов.

Существует масса способов уменьшить этот перерасход за счет использования зависимостей между соседними по площади и по субполосам блоками. Ряд из них описан в [6].

В случае применения обратной классификации, никакой информации о принадлежности коэффициентов к классам декодеру не передается. Методы построены так, что декодер сам в состоянии определить принадлежность каждого отсчета классу по уже имеющейся у него информации.

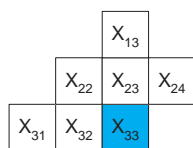


Рис. 1: Шаблон оценки активности отсчета в методе [4].

Один из методов обратной классификации приведен в [4]. Авторами данной работы было предложено определять активность каждого коэффициента, основываясь на значениях соседних, уже переданных и определенных коэф-

фициентов (рис. 1). Активность коэффициента X_{33} определяется по формуле:

$$M(X_{33}) = a_0|X_{23}| + a_1|X_{32}| + a_2|X_{22}| + a_3|X_{24}| + a_4|X_{13}| + a_5|X_{31}|, \quad (8)$$

где a_i - некоторые весовые коэффициенты.

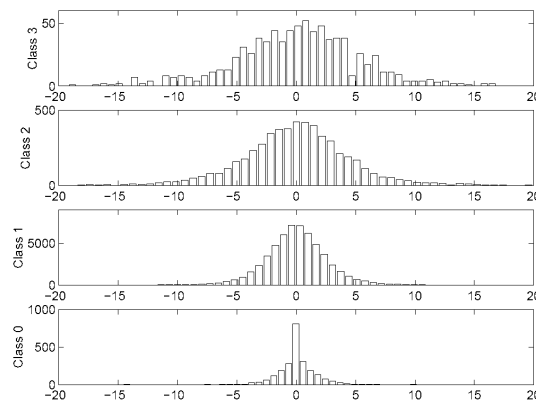


Рис. 2: Гистограммы отсчетов, распределенных по классам методом [4] для изображения «Лена».

Далее, в зависимости от того, в каких пределах находилась предсказанная активность коэффициента, его относят к тому или иному классу. Пример распределений отсчетов в отдельных классах для тестового изображения «Лена» с использованием фильтров CDF-97 приведен на рис. 2. Математические ожидания и дисперсии распределений в классах приведены в таблице 1.

Статистика	Класс 0	Класс 1	Класс 2	Класс 3
Мат.ожидание	0.0075	0.0083	-0.0272	0.0659
Дисперсия	1.4618	2.7450	4.6767	5.2891

Таблица 1: Статистические характеристики классов, построенных методом [4] для изображения «Лена».

Ввиду отсутствия необходимости передавать информацию о принадлежности отсчетов классам, метод давал хорошие результаты на низких скоростях кодирования. Однако, при классификации коэффициентов, он опирается только на активность соседних коэффициентов в той же полосе и том же уровне декомпозиции и совсем не использует информацию содержащуюся в восстановленном из предыдущих уровней разложения изображении.

Авторами данной работы сделано предположение, что применяя схему, основанную на использовании этой информации, можно повысить качество классификации, и как следствие, увеличить степень компрессии изображений при аналогичном качестве.

4 ОРИГИНАЛЬНЫЙ МЕТОД КЛАССИФИКАЦИИ

Предлагаемый в работе метод основан на выделении зон высокой активности высокочастотных коэффициентов, основываясь на величине перепада уровней отсчетов

изображения, полученного на предыдущем шаге восстановления (рис. 3).

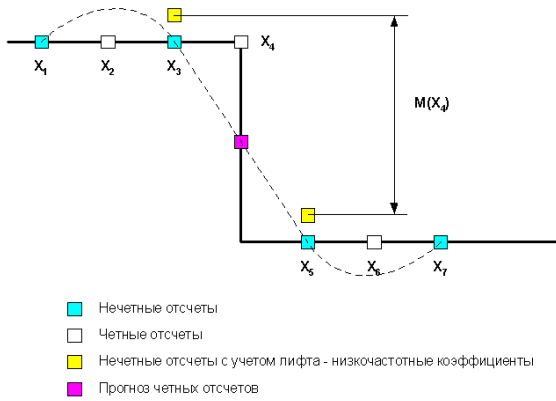


Рис. 3: Определение активности отсчета.

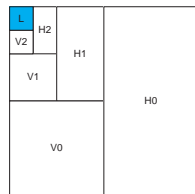


Рис. 4: Способ разделения двумерной декомпозиции.

Метод накладывает некоторые ограничения на способ разделения двумерного преобразования. В частности, высокочастотные коэффициенты не должны подвергаться дальнейшему разложению. Как пример, можно использовать преобразование, приведенное на рис. 4. Сначала проводится одномерное разложение по строкам изображения, потом одномерное разложение по столбцам с низкочастотными коэффициентами.

4.1 Алгоритм декомпозиции с классификацией

Задача: провести S-уровневую декомпозицию изображения $X = \{X_{m,n}\}$ и провести разделение высокочастотных коэффициентов на J классов.

Алгоритм двупроходный.

Прямой проход:

1. Инициализируем уровень декомпозиции: $s=0$. Инициализируем область низкочастотных коэффициентов L начальным изображением.
2. Проводим декомпозицию области низкочастотных коэффициентов по строкам изображения. Полученную область низкочастотных коэффициентов запоминаем в L, полученную область высокочастотных коэффициентов запоминаем в H_s .
3. Проводим декомпозицию области низкочастотных коэффициентов по столбцам изображения. Полученную область низкочастотных коэффициентов запоминаем в L, полученную область высокочастотных коэффициентов запоминаем в V_s .

4. Наравшиваем уровень декомпозиции: $s=s+1$. Если проведено недостаточное число декомпозиций: $s < S$, то возвращаемся к шагу 2.
5. Подвергаем компрессии по DPCM область низкочастотных коэффициентов L, результат сохраняем в \hat{L}

Обратный проход:

1. Восстанавливаем низкочастотную область из \hat{L} в L. Инициализируем уровень декомпозиции: $s = S - 1$.
2. На основе восстановленного в L изображения, проводим вычисление значений активностей коэффициентов V_s : $Mv_{s,m,n} = |L_{m+1,n} - L_{m,n}|$.
3. Находим значение максимальной активности: $M_{max} = \max_{m,n} Mv_{s,m,n}$ и инициализируем пороги классов: $Mv_{s,0} = -\epsilon, Mv_{s,J} = M_{max}, Mv_{s,j} = \frac{Mv_{s,j+1}}{2}, j = J - 1..1$
4. Группируем коэффициенты из V_s в классы: $CV_{s,j} = \{v : v \in V_s, Mv_{s,j-1} < Mv_{s,m,n} \leq Mv_{s,j}\}$.
5. Итерационно улучшаем значения порогов исходя из минимизации критерия: $\sum_{j=1}^J pv_{s,j} H(CV_{s,j})$, где $H(\cdot)$ - оператор вычисления энтропии, $pv_{s,j}$ - вероятность попадания коэффициента из V_s в класс j.
6. Квантуем сгруппированные по классам коэффициенты $CV_{s,j} = Q_{s,j}(CV_{s,j})$. Деквантуем коэффициенты и восстанавливаем изображение (применяем обратное вейвлет преобразование) в L.
7. Квантованные коэффициенты $CV_{s,j}$ подвергаем арифметическому кодированию.
8. Выполняем шаги со второго по седьмой для горизонтального направления.
9. Снижаем уровень декомпозиции: $s = s - 1$. Если проведено недостаточное число декомпозиций: $s \geq 0$, то возвращаемся к шагу 2.
10. Последовательно передаем декодеру закодированную по DPCM низкочастотную субполосу \hat{L} , пороги квантования направлений субполос $Mv_{s,j}$ и $Mh_{s,j}$, и подвернутые арифметическому кодированию сгруппированные по классам коэффициенты направлений субполос $V_{s,j}$ и $CV_{s,j}$.

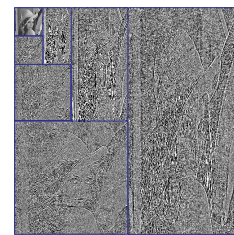


Рис. 5: Декомпозиции тестового изображения «Лена».

4.2 Пример классификации с использованием предложенного метода

В качестве примера было взято тестовое изображение «Лена». Для разложения применялась лифтинговая схема преобразования с кубическим предсказанием (рис. 5).

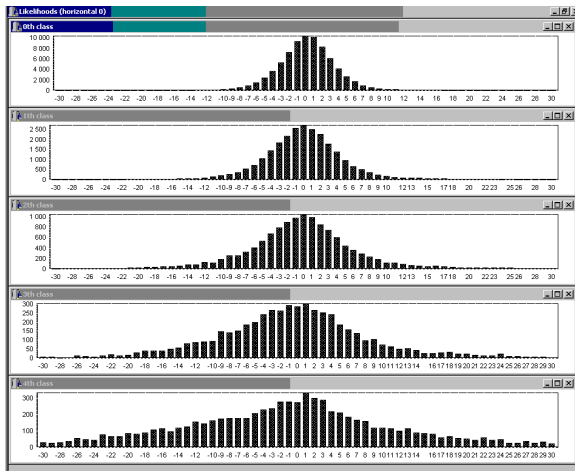


Рис. 6: Гистограммы отсчетов H_0 , распределенных по классам оригинальным методом классификации.

При этом использовался однородный неадаптивный квантователь, шаг которого подбирался под скорость выходного потока 0.2 бита в секунду (при идеальном арифметическом кодере).

Статистика	Кл.1	Кл.2	Кл.3	Кл.4	Кл.5
Мат.ожид.	0.001	0.003	0.007	0.013	-0.020
Дисперсия	0.003	0.013	0.034	0.085	0.259
Энтропия	0.030	0.098	0.215	0.443	1.006
Порог	0	4	9	21	39
Кол-во отсчетов	73544	23094	18799	8751	6884

Таблица 2: Статистические характеристики классов H_0 , распределенных по классам оригинальным методом классификации.

На рис. 6 приведены гистограммы значений отсчетов, распределенных по классам для H_0 . Из них видно, что распределения в классах сохраняют свой вид и могут быть аппроксимированы обобщенным распределением Гаусса. Следовательно, существует возможность передачи на арифметический декодер только трех параметров распределения.

В таблице 2 приведены некоторые статистические характеристики классов, полученных оригинальным методом классификации. Из них можно сделать ряд выводов. Первое: математические ожидания в классах близки к нулю и в большинстве случаев могут быть заменены нулями. Второе: число отсчетов в классах с меньшей дисперсией гораздо выше, чем в классах с большей дисперсией, в подходе предложенном в [4] такой закономерности не наблюдалось.

В таблице 3 приведены данные об энтропии исходного сигнала, сигнала после классификации и выигрыши от классификации для различных направлений и уровней разложения. Из этой таблицы видно, что для тестового изображения «Лена» выигрыш при кодировании высокочастотных вейвлет-коэффициентов получается существенным и колеблется от 12% до 21%.

	Исходн	Клас	Выигрыш %
V2	0.507160	0.413012	18.5638
H2	1.106624	0.965310	12.7698
V1	0.279689	0.219135	21.6506
H1	0.614068	0.518748	15.5228
V0	0.041457	0.033975	18.0478
H0	0.183458	0.147336	19.6896

Таблица 3: Энтропии исходного сигнала, сигнала после классификации и выигрыши от классификации.

5 ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Приведенный пример показывает, что описанный метод классификации заслуживает детального рассмотрения и более глубокого исследования.

Возможными путями развития метода являются:

- использование в методе адаптивного скалярного квантования;
- использование более сложных шаблонов предсказания активности отсчетов;
- использование метода с нестандартными схемами разделения двумерного преобразования и неразделяемыми двумерными преобразованиями;
- использование в методе сеточного квантования ².

Описанный метод может показать сравнимые, а в ряде случаев и превосходящие результаты по сравнению с существующими на сегодняшний день методами классификации вейвлет-коэффициентов

Список литературы

- [1] H. Jafarkhani, N. Farvardin, C.-C. Lee Adaptive image coding based on the discrete wavelet transform Proc. Int. Conf. Image Proc. vol. 3, pp. 343-347, 1994.
- [2] R. L. Joshi, T. R. Fischer, R. H. Bamberger Optimum classificatin in subband coding of images Proc. Int. Conf. Image Proc. vol. 2, pp. 883-887, 1994.
- [3] J. H. Kasner, M. W. Marcellin Adaptive wavelet coding of images Proc. Int. Conf. Image Proc. vol. 3, pp. 358-362, 1994.
- [4] Y. Yoo, A. Ortega, B. Yu Image subband coding using progressive classification and adaptive quantization Proc. of the 4th Human Tech Thesis Prize, Korea, 1998.
- [5] N. S. Jayant, P. Noll Digital coding of waveforms Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1984.
- [6] R. L. Joshi, H. Jafarkhani, J. H. Kasner, T. R. Fischer, N. Farvardin, M. W. Marcellin, R. H. Bamberger Comporision of different methods of classification in subband coding of images IEEE Trans. on Image Proc., 1996.

²trellis coded quantization