

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ И РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ

УДК 621.391.7

А.А. Борискевич, П.Л. Полещук

СУБПОЛОСНОЕ ВЕКТОРНОЕ КВАНТОВАНИЕ
ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ВЕЙВЛЕТ-ОБЛАСТИ

Разрабатывается субполосный прогрессивный метод векторного вейвлет-кодирования полутоновых изображений, основанный на использовании дискретного лифтинг-вейвлет-преобразования (ДЛВП) с оптимальной базисной вейвлет-функцией, субполосного формирования вейвлет-векторов с возможностью восстановления изображений с различным пространственным разрешением и модифицированной кодовой книги с бинарным расщеплением в вейвлет-области. Для большинства тестовых изображений разработанный метод обеспечивает пиковое отношение сигнал/шум более 30 Дб при битовой скорости 0,056 бит/пиксель, что соответствует сжатию в 142 раза, и при использовании 13 кодовых книг с различной длиной кодовых векторов, обученных целевыми изображениями. Для класса спутниковых изображений размером 512×512 пикселей при данном коэффициенте сжатия обеспечивается пиковое отношение сигнал/шум, равное 31,2 дБ.

Введение

Развитие телекоммуникационных и мультимедийных технологий способствует увеличению объема информации в виде изображений и возрастанию требований к характеристикам сжатия современных кодеков. Векторное квантование (ВК) – один из перспективных подходов для низкоскоростного кодирования полутоновых изображений [1–5].

Потенциально ВК является эффективной технологией низкоскоростного сжатия с потерями из-за теоретических преимуществ по сравнению со скалярным квантованием [2–5]. Основная идея ВК заключается в замене бесконечного множества входных векторов конечным множеством проиндексированных векторов кодовой книги (КК) [1] и кодировании индексами (бинарными кодовыми словами) векторов КК, ближайших к входным векторам. Таким образом, передаче и хранению вместо исходного вектора подвергается индекс вектора, требующий меньшее число бит, чем передача векторов. Одним из основных преимуществ технологий сжатия на основе векторного квантования является низкая вычислительная сложность процедуры декодирования, реализующей индексный поиск по таблице КК для восстановления выходного вектора. В результате технология ВК особенно эффективна для приложений, использующих системы с одним кодером и множеством декодеров. Основным ограничением ВК является высокая вычислительная сложность процедуры кодирования, реализующей поиск ближайшего кодового вектора к входному вектору в КК, обусловленная размером КК и/или размерностью вектора. Сложность кодирования ВК с полным поиском кодовых векторов в КК экспоненциально увеличивается с размерностью вектора.

Проблема повышения эффективности векторного кодирования зависит от использования основных свойств компонент вектора источника визуальной информации:

- линейной (корреляционной) зависимости между соседними компонентами вектора;
- нелинейной зависимости между векторными компонентами, которая остается после того, как компоненты декоррелируются с помощью дискретных информационных преобразований: дискретного вейвлет-преобразования, дискретного косинусного преобразования и др.;
- формы функции плотности вероятности источника векторной информации, зависящей от координат вектора и характеризующей разновеероятность появления векторов;
- размерности вектора для эффективного использования зависимости между векторами.

Использование ВК на практике сопряжено с проблемами построения КК и значительной вычислительной сложностью методов векторного сжатия. Вычислительная сложность в основном связана с проблемой поиска наилучших кодовых векторов в КК. Для снижения вычислительной сложности ВК до приемлемого на практике уровня квантуемые векторы

должны иметь невысокую размерность, а кодовые книги – по возможности меньший объем. Для сжатия изображений ВК обычно используется в частотно-пространственной области, так как коэффициенты преобразования имеют более определенную форму функции плотности вероятности и слабокоррелированный характер, чем пиксели изображения, что дает возможность использования ВК с небольшим объемом КК. При этом проблемы размерности и вычислительной сложности реализации ВК ставят задачу поиска оптимального разбиения частотно-пространственного спектра на области кодирования, ориентированного на использование слабо коррелированных наборов данных и независимое их векторное кодирование.

В данной работе для повышения эффективности векторного кодирования полутоновых изображений используется дискретное ДЛВП [6–9], обеспечивающее эффективную декорреляцию посредством многомасштабной декомпозиции, формирование горизонтальных, вертикальных и диагональных деталей с нулевым средним и обобщенным гауссовым распределением, а также с внутри- и межмасштабными зависимостями (корреляциями) между вейвлет-коэффициентами.

В зависимости от способа выделения вейвлет-векторов из кодируемой вейвлет-матрицы изменяются размер и количество требуемых кодовых книг, соответствующих различным пространственно-частотным поддиапазонам вейвлет-матрицы. Прогрессивное векторное вейвлет-сжатие изображений предполагает формирование информации о субполосных коэффициентах вейвлет-преобразования в порядке убывания их психовизуальной значимости [10]. В результате вложенного векторного кодирования субполосных вейвлет-коэффициентов формируется масштабируемый вложенный код, обеспечивающий произвольный доступ к кодовым блокам пространственно-частотных вейвлет-поддиапазонов различного разрешения. Прогрессивное вейвлет-сжатие позволяет восстановить изображение в терминале пользователя по любому фрагменту принятого из сети вложенного кода с качеством, пропорциональным размеру фрагмента, и адаптироваться к условиям его передачи и воспроизведения.

Целью работы является разработка прогрессивного метода низкоскоростного кодирования типовых полутоновых изображений на основе ДЛВП и субполосного векторного кодирования для достижения высокой скорости кодирования и низких скоростей битового потока при сохранении качества восстановленных изображений за счет повышения степени его адаптации в процессе кодирования изображений.

1. Описание субполосного прогрессивного метода векторного вейвлет-кодирования полутоновых изображений

Субполосный прогрессивный метод векторного вейвлет-кодирования основан на использовании процедур прямого и обратного векторного квантования изображений в вейвлет-области (рис. 1). Процедура прямого векторного квантования основана на операции полного поиска кодового вектора по критерию минимума квадрата евклидова расстояния для текущего входного вектора, процедура обратного векторного квантования – на табличном поиске кодового вектора по его индексу и восстановлении матрицы вейвлет-коэффициентов с минимальной ошибкой квантования.

1.1. Формирование матрицы целочисленных вейвлет-коэффициентов

В качестве исходных данных для ДЛВП используются полутоновые изображения размером $P_l \times Q_l$, где $P_l = Q_l = 2^r$, r – положительное целое. Изображение можно представлять в виде матрицы целых чисел

$$I = (I(p, q))_{P_l \times Q_l}, \quad (1)$$

где $p = \overline{0, P_l - 1}$, $q = \overline{0, Q_l - 1}$ – пространственные индексы строк и столбцов матрицы I соответственно.



Рис. 1. Блок-схема субполосного прогрессивного метода векторного вейвлет-кодирования полутоновых изображений

Полагаем, что матрица I исходного изображения является вейвлет-матрицей нулевого уровня вейвлет-разложения и содержит только низкочастотные аппроксимационные коэффициенты. В этом случае матрица I имеет вид

$$W_0 = I = (a_0(p, q))_{P \times Q}, \quad (2)$$

где W_0 – вейвлет-матрица нулевого уровня вейвлет-разложения; $a_0(p, q) = I(p, q)$ – аппроксимационные коэффициенты нулевого уровня вейвлет-разложения.

Двухмерное ДЛВП заключается в последовательном применении одномерного ДЛВП ко всем строкам изображения. Результатом обработки изображения по строкам является промежуточная матрица. Затем одномерное ДЛВП применяется ко всем столбцам промежуточной матрицы. Результатом работы итеративного алгоритма является многоуровневая декомпозиция изображения в виде вейвлет-матрицы. Количество итераций определяется требуемым уровнем декомпозиции J .

Вейвлет-матрица j -го уровня разложения $W_j = (w(m, n))_{\frac{M_j \times N_j}{2^j \times 2^j}}$ состоит из целочисленных вейвлет-коэффициентов и имеет вид

$$W_j = \begin{pmatrix} a_j(0,0) & \dots & a_j(0,n) & \dots & a_j(0, \frac{N}{2^j}-1) & | & d_j^v(0,0) & \dots & d_j^v(0,n) & \dots & d_j^v(0, \frac{N}{2^j}-1) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_j(m,0) & \dots & a_j(m,n) & \dots & a_j(m, \frac{N}{2^j}-1) & | & d_j^v(m,0) & \dots & d_j^v(m,n) & \dots & d_j^v(m, \frac{N}{2^j}-1) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_j(\frac{M}{2^j}-1,0) & \dots & a_j(\frac{M}{2^j}-1,n) & \dots & a_j(\frac{M}{2^j}-1, \frac{N}{2^j}-1) & | & d_j^v(\frac{M}{2^j}-1,0) & \dots & d_j^v(\frac{M}{2^j}-1,n) & \dots & d_j^v(\frac{M}{2^j}-1, \frac{N}{2^j}-1) \\ \hline d_j^h(0,0) & \dots & d_j^h(0,n) & \dots & d_j^h(0, \frac{N}{2^j}-1) & | & d_j^d(0,0) & \dots & d_j^d(0,n) & \dots & d_j^d(0, \frac{N}{2^j}-1) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_j^h(m,0) & \dots & d_j^h(m,n) & \dots & d_j^h(m, \frac{N}{2^j}-1) & | & d_j^d(m,0) & \dots & d_j^d(m,n) & \dots & d_j^d(m, \frac{N}{2^j}-1) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_j^h(\frac{M}{2^j}-1,0) & \dots & d_j^h(\frac{M}{2^j}-1,n) & \dots & d_j^h(\frac{M}{2^j}-1, \frac{N}{2^j}-1) & | & d_j^d(\frac{M}{2^j}-1,0) & \dots & d_j^d(\frac{M}{2^j}-1,n) & \dots & d_j^d(\frac{M}{2^j}-1, \frac{N}{2^j}-1) \end{pmatrix}, \quad (3)$$

где $m = \overline{0, M_j / 2^j - 1}$ и $n = \overline{0, N_j / 2^j - 1}$ – частотные индексы вейвлет-матрицы.

Результатом выполнения данного шага является вейвлет-матрица W_j изображения для J уровней вейвлет-разложения.

В качестве оптимальной базисной функции используется биортогональная вейвлет-функция 13/11-Г, а в качестве оптимального типа расширения последовательности коэффициентов при лифтинг-вейвлет-преобразовании – зеркально-несимметричное расширение. ДЛВП на основе выбранной вейвлет-функции обеспечивает высокую концентрацию энергии исходного изображения в малом количестве вейвлет-коэффициентов. Высокая концентрация энергии в малом значении коэффициентов является следствием эффективного снижения пространственной избыточности исходного изображения. Использование ДЛВП позволяет существенно снизить вычислительную сложность алгоритма. Сложность алгоритма растет пропорционально линейным размерам изображения.

1.2. Формирование множества вейвлет-векторов пространственно-частотных поддиапазонов вейвлет-матрицы

Исходными данными для этого шага является вейвлет-матрица W_j исходного или обучающего изображения I и заданное количество уровней вейвлет-разложения J , от которого зависят размеры низкочастотного поддиапазона и КК. Общее правило формирования векторов для ВК из матрицы W состоит в том, что компоненты вейвлет-вектора должны быть максимально коррелированы (статистически зависимы). Статистические связи между компонентами вейвлет-матрицы (зависимости между соседними коэффициентами внутри поддиапазонов и между компонентами-родителями и компонентами-потомками поддиапазонов различных уровней разложения) носят двойственный характер. Для повышения эффективности ВК логично определить порядок сканирования и следования для каждой субполосы. Это обусловлено тем, что различные субполосы имеют различную статистическую избыточность и психовизуальную значимость. Более низкочастотные субполосы несут больше значимых данных по сравнению с более высокочастотными субполосами.

Множество и порядок следования пространственно-частотных поддиапазонов задается выражением

$$A = \{A_{J,N_B}, \dots, A_{j,i}, \dots, A_{1,1}\} = \{L_{J,N_B}, H_{J,N_B-1}, V_{J,N_B-2}, D_{J,N_B-3}, \dots, H_{j,i+2}, V_{j,i+1}, D_{j,i}, \dots, H_{1,3}, V_{1,2}, D_{1,1}\}, \quad (4)$$

где $A_{j,i}$ – i -й пространственно-частотный поддиапазон j -го вейвлет-разложения исходной матрицы I ; $i = \overline{1, N_B}$ – индекс пространственно-частотного поддиапазона вейвлет-матрицы

W_j ; $N_B = 3J + 1$ – количество пространственно-частотных поддиапазонов, связанное с заданным количеством уровней разложения; J ($0 < J \leq J_{\max}$) – заданная глубина вейвлет-разложения изображения I ; $J_{\max} = \log_2(\min(M, N))$ – максимально возможное количество уровней разложения.

Векторы для ВК формируются по принципу объединения соседних вейвлет-коэффициентов с использованием строчного сканирования. Результатом выполнения данного шага является множество вейвлет-векторов X матрицы вейвлет-коэффициентов, состоящее из подмножеств векторов $X_{j,i}$ соответствующих поддиапазонов вейвлет-матрицы W_j :

$$X = \{X_{J, N_B}, \dots, X_{j,i}, \dots, X_{1,1}\}, \quad (5)$$

где $X_{ji} = \{\bar{x}_{j,i,1}, \dots, \bar{x}_{j,i,m}, \dots, \bar{x}_{j,i, N_i/2^j}\}$ – подмножество векторов соответствующего поддиапазона A_i j -го вейвлет-разложения; $\bar{x}_{J, N_B, m} = (a_{J, N_B, m, 0}, \dots, a_{J, N_B, m, n}, \dots, a_{J, N_B, m, N_i/2^j})$ и $\bar{x}_{j,i, m} = (d_{j,i, m, 0}, \dots, d_{j,i, m, n}, \dots, d_{j,i, m, N_i/2^j})$ – вейвлет-векторы i -го пространственно-частотного поддиапазона A_{J, N_B} и $A_{j,i}$ j -го вейвлет-разложения соответственно; $N_i/2^j$ – число строк i -го пространственно-частотного поддиапазона $A_{j,i}$ j -го вейвлет-разложения.

1.3. Формирование множества субполосных кодовых книг вейвлет-векторов g -го поколения

Для увеличения скорости кодирования необходимо по возможности максимально уменьшить объем КК. Поэтому вместо одной КК может быть использован набор КК меньшего объема. Таким образом, для каждой субполосы вейвлет-матрицы формируется КК по изображениям, соответствующим определенному классу приложений. Количество субполосных КК соответствует количеству пространственно-частотных поддиапазонов вейвлет-матрицы. Исходными данными для формирования субполосной КК $C_{j,i}^{(g)}$ g -го поколения является конечное множество обучающих вейвлет-векторов

$$Y_{j,i} = \{Y_{j,i,1}, \dots, Y_{j,i,m}, \dots, Y_{j,i, N_i/2^j}\}, \quad (6)$$

где $Y_{jim} = \{\bar{y}_{j,i, m, 1}, \dots, \bar{y}_{j,i, m, l}, \dots, \bar{y}_{j,i, m, L}\}$ – подмножество обучающих векторов, соответствующее m -й строке поддиапазона A_i j -го вейвлет-разложения; $\bar{y}_{j,i, m, l} = (d_{j,i, m, l, 0}, \dots, d_{j,i, m, l, n}, \dots, d_{j,i, m, l, N_i/2^{j-1}}) \in R^{N_i/2^j - N_i/2^j}$ -мерный обучающий вейвлет-вектор m -й строки i -го пространственно-частотного поддиапазона $A_{j,i}$ j -го вейвлет-разложения; $R^{N_i/2^j - N_i/2^j}$ -мерное евклидово пространство; L – число обучающих вейвлет-векторов каждой строки пространственно-частотного поддиапазона; g – номер поколения КК или число итераций, величина которого зависит от обучающего множества изображений и требуемого качества восстановления изображения.

Число L должно быть достаточно большим для того, чтобы более полно учесть статистические свойства субполосного источника информации для наилучшей аппроксимации плотности распределения вероятности данного источника. Этот параметр определяет баланс между коэффициентом сжатия и уровнем внесенной при ВК ошибки.

В качестве начальных параметров чувствительности КК задаются порог останковки (порог улучшения) ε ($0 < \varepsilon \ll 1$), коэффициент возмущения (параметр бинарного расщепления кодо-

вых векторов) δ ($\delta > 1$), текущее поколение КК g ($g = \overline{0, g_{\max}}$), максимальное поколение КК j_{\max} и начальное среднее искажение (ошибка квантования) КК $D^{(-1)} = \infty > \varepsilon$. Значение $D^{(-1)}$ выбирается равным бесконечности для предотвращения остановки синтеза КК на первой итерации.

Конечный размер субполосной КК определяется соотношением $N(C_{ji}^{(g_{\max})}) = 2^{g_{\max}}$, где $N(\cdot)$ – количество кодовых вейвлет-векторов.

Поскольку с каждым поколением КК размеры кластеров (областей кодирования или ячеек квантования) уменьшаются, а точность аппроксимации множества обучающих векторов увеличивается, то требуется корректировка основных параметров КК. Скорости снижения порога улучшения и коэффициента возмущения после каждой итерации соответственно задаются соотношениями $\varepsilon^{(g)} = \gamma_\varepsilon \varepsilon^{(g-1)}$ и $\delta^{(g)} = \gamma_\delta \delta^{(g-1)}$, где γ_ε и γ_δ – коэффициенты, определяющие долю использования предыдущих величин порога улучшения $\varepsilon^{(g-1)}$ и возмущения $\delta^{(g-1)}$. Величины γ_ε и γ_δ определяются конкретным множеством обучающих векторов и выбираются экспериментально.

Для оценки качества синтеза КК используется величина среднего искажения КК:

$$D_{ji}^{(g)} = \frac{1}{M_C} \sum_{m=0}^{M_C-1} \min_l \{d(\bar{y}_{jim}, Q_{ji}^{(g)}(\bar{y}_{jim}))\}, \quad (7)$$

где $d(\bar{y}_{jim}, \bar{p}_{jiv}^{(u)}) = \sum_{n=0}^{N_l/2^j-1} (y_{jimm} - p_{jimm}^{(u)})^2$ – статистическая мера искажений, равная квадратичной мере евклидова расстояния; $\bar{p}_{jiv}^{(u)} = Q_{ji}^{(g)}(\bar{y}_{jim})$ – родительский вектор или аппроксимация векторов \bar{y}_{jim} ; $v \in [0, N^{(g)} + r]$ – индекс родительского вектора; $M_C = L N_l / 2^j$ – число обучающих векторов; $u \in [0, g]$ – индекс поколения родительского вектора; $r = 0, 1, \dots, N^{(g)} - 1$ – номер кодового вектора текущего поколения КК.

Результатом выполнения данного шага является множество субполосных КК g -го поколения $C^{(g)} = \{C_{ji}^{(g)}\}$, состоящее из субполосных КК $C_{j,i}^{(g)}$, представляющих собой набор кодовых векторов-центроидов $\bar{c}_i^{(g)}$ кластеров, неравномерно покрывающих $N_l/2^j$ -мерное евклидово пространство:

$$C_{ji}^{(g)} = \left\{ \bar{c}_{jir}^{(g)} \mid \bar{c}_{jir}^{(g)} \in R^{N_l/2^j}, r \in [0, N_{ji}^{(g)} - 1] \right\}, \quad (8)$$

где $\bar{c}_{jir}^{(g)} = \left(\tilde{a}_{jir0}, \dots, \tilde{a}_{jir, N_{ji}^{(g)}-1} \right)$ и $\bar{c}_{jir}^{(g)} = \left(\tilde{d}_{jir0}, \dots, \tilde{d}_{jir, N_{ji}^{(g)}-1} \right)$ – кодовые вейвлет-векторы i -го пространственно-частотного поддиапазона A_{j, N_B} и $A_{j,i}$ j -го вейвлет-разложения соответственно.

1.4. Формирование множества векторов индексов кодовых векторов субполосных кодовых книг

Для каждого подмножества входных вейвлет-векторов $X_{j,i}$, соответствующих поддиапазонам вейвлет-матрицы W_j , определяется вектор индексов Z_{ji} выбранных кодовых векторов соответствующих субполосных КК.

Индекс z_{jir} ближайшего кодового вектора $\bar{c}_{jir}^{(g)}$ к входному вектору \bar{x}_{jim} определяется соотношением

$$z_{jir} = \arg \min_r d(\bar{x}_{jim}, \bar{c}_{jir}^{(g)}). \quad (9)$$

На данном шаге алгоритма осуществляется проверка выполнения условий перехода к следующему вейвлет-вектору и подмножеству вейвлет-векторов, при выполнении которых происходит переход к обработке следующего вейвлет-вектора или подмножества вейвлет-векторов.

Конечным результатом выполнения данного шага является множество векторов индексов субполосных КК, представляющее собой компактное описание вейвлет-матрицы с возможностью восстановления изображения с различным пространственным разрешением:

$$Z = \left\{ \bar{z}_{ji} \mid j = \overline{1, J}, i = \overline{1, N_B} \right\}, \quad (10)$$

где $\bar{z}_{ji} = \left(z_{jir} \mid r = \overline{0, N_{ji}^{(g)}} \right)$ – вектор индексов кодовых векторов ji -й субполосной КК для кодирования пространственно-частотного поддиапазона $A_{j,i}$ j -го вейвлет-разложения.

2. Описание субполосного прогрессивного метода векторного вейвлет-декодирования полутоновых изображений

Процедуры векторного вейвлет-кодирования и декодирования являются асимметричными: процедура прямого векторного вейвлет-кодирования основана на операции полного поиска кодового вектора по критерию минимума квадрата евклидова расстояния для текущего входного вектора, а процедура обратного векторного квантования основана на табличном поиске кодового вектора по его индексу и восстановлении матрицы вейвлет-коэффициентов с минимальной ошибкой квантования. Поэтому процедура обратного векторного квантования требует меньше временных ресурсов на восстановление вейвлет-матрицы, чем процедура прямого векторного кодирования вейвлет-матрицы, и состоит из следующих шагов.

2.1. Восстановление квантованных значений компонент вейвлет-векторов поддиапазонов j -го вейвлет-разложения

Исходными данными для этого шага служит множество векторов индексов $Z = \{ \bar{z}_{ji} \}$ и результирующая КК, состоящая из N_B субполосных КК. Результатом выполнения данного шага является восстановление множества кодовых вейвлет-векторов \tilde{X} , состоящее из прогрессивно упорядоченных подмножеств кодовых вейвлет-векторов $\tilde{X}_{j,i}$, соответствующих поддиапазонам вейвлет-матрицы W :

$$\tilde{X} = \left\{ \tilde{X}_{J, N_B}, \dots, \tilde{X}_{j,i}, \dots, \tilde{X}_{1,1} \right\}, \quad (11)$$

где $\tilde{X}_{ji} = \left\{ \bar{c}_{j,i,1}, \dots, \bar{c}_{j,i,m}, \dots, \bar{c}_{j,i, N/2^j} \right\}$ – подмножество кодовых векторов, соответствующее поддиапазону A_i j -го вейвлет-разложения; $\bar{c}_{j, N_B m} = \left(\tilde{a}_{j, N_B, m0}, \dots, \tilde{a}_{j, N_B, m, n}, \dots, \tilde{a}_{j, N_B, m, N/2^j-1} \right)$ и $\bar{c}_{j,i,m} = \left(\tilde{d}_{j,i,m,0}, \dots, \tilde{d}_{j,i,m,n}, \dots, \tilde{d}_{j,i,m, N/2^j-1} \right)$ – вейвлет-векторы m -й строки i -го пространственно-частотного поддиапазона A_{j, N_B} и $A_{j,i}$ j -го вейвлет-разложения соответственно.

Кодовый вектор \bar{c}_{jim} исходного вектора \bar{x}_{jim} m -й строки i -го пространственно-частотного поддиапазона $A_{j,i}$ j -го вейвлет-разложения восстанавливается с помощью переданного индекса z_{jir} субполосной КК и его векторов C_{ji} :

$$z_{jir} \Rightarrow \bar{c}_{jim}. \quad (12)$$

Битовый поток может быть прогрессивным (масштабируемым) по качеству или разрешению в зависимости от характера упорядочивания коэффициентов вейвлет-матрицы. Субполосное векторное вейвлет-кодирование обеспечивает возможность восстановления изображений с масштабируемостью по пространственному разрешению R_j за счет группирования субполос в различные уровни пространственного разрешения. Множество $\{S_J, S_{J-1}, \dots, S_{j+1}, S_j\}$ пространственно-частотных поддиапазонов с $J-1$ -го по j -й уровень вейвлет-разложения образует j -й уровень пространственного разрешения R_j :

$$R_j = \{S_J, S_{J-1}, \dots, S_{j+1}, S_j\}, \quad (13)$$

где $S_j = \begin{cases} \{L_{j-1}\} & \text{при } j=J, \\ \{H_j, V_j, D_j\} & \text{при } 0 \leq j < J \end{cases}$ – пространственно-частотный поддиапазон j -го уровня пространственного разрешения.

Из (13) следует, что самый низкий уровень пространственного разрешения $R_J = S_J = \{L_{J-1}\}$ содержит только самый низкочастотный диапазон L_{J-1} $J-1$ -го уровня вейвлет-разложения, а $R_{J-1} = S_{J-1} = \{L_{J-1}, H_{J-1}, V_{J-1}, D_{J-1}\}$.

2.2. Формирование матрицы кодовых векторов субполосных кодовых книг произвольного уровня разложения и прогрессивное восстановление изображения с произвольным уровнем пространственного разрешения

Восстановленное изображение с $J-1$ -м уровнем пространственного разрешения R_{J-1} на основе матрицы кодовых векторов субполосных кодовых книг J и $J-1$ -х уровней разложения определяется соотношением

$$\tilde{I}_{R_{J-1}} = (\tilde{I}_{R_{J-1}}(p, q))_{P_{(N_I/2^{J-1})} \times Q_{(N_I/2^{J-1})}}. \quad (14)$$

Восстановленное изображение с нулевым уровнем пространственного разрешения R_0 задается соотношением

$$\tilde{I}_{R_0} = (\tilde{I}_{R_0}(p, q))_{P_T \times Q_T}. \quad (15)$$

Результатом выполнения процедуры обратного векторного квантования является множество восстановленных исходных изображений с различными пространственными разрешениями:

$$\tilde{I} = \{\tilde{I}_{R_{J-1}}, \dots, \tilde{I}_{R_j}, \dots, \tilde{I}_{R_0}\}. \quad (16)$$

3. Результаты моделирования

Для оценки эффективности разработанного метода векторного вейвлет-кодирования используются следующие характеристики: пиковое отношение сигнал/шум $PSNR = 10 \log_{10} \left((2^{BD} - 1)^2 / MSE \right)$, степень сжатия $BR = BD_o / CR$, коэффициент выигрыша коди-

рования (КВК) $C_G = \sigma_0^2 / \left(\prod_{i=1}^{N_B} \sigma_i^2 \beta_i \right)^{\frac{1}{N_S}}$ [11] и вычислительная сложность, характеризующаяся

количеством операций сложения μ^+ и умножения μ^* , требуемых для выполнения метода,

$$\mu^+ = \langle N(C_{ji}^{(g)}) \rangle \cdot \left(\frac{N_I}{2^J} \left(\frac{M_I}{2^J} + \left(\frac{M_I}{2^J} - 1 \right) \right) + \sum_{j=1}^{J-1} 3 \cdot \frac{N_I}{2^j} \left(\frac{M_I}{2^j} + \left(\frac{M_I}{2^j} - 1 \right) \right) \right)$$

$$\mu^* = \langle N(C_{ji}^{(g)}) \rangle \cdot \left(\frac{N_I}{2^J} \frac{M_I}{2^J} + \sum_{j=1}^{J-1} 3 \cdot \frac{N_I}{2^j} \frac{M_I}{2^j} \right),$$

где $MSE = \frac{1}{P_I Q_I} \sum_{p=1}^{P_I} \sum_{q=1}^{Q_I} (I(p, q) - \tilde{I}(p, q))^2$ – среднеквадратическая ошибка восстановления изображения; BD_o – битовая глубина для исходного изображения в бит/пиксель; $CR = P_I Q_I BD_o / V_c$ – коэффициент сжатия; V_c – объем сжатого изображения в битах; $\beta_i = \|f_m^i\| = \sum_m |f^i(m)|^2$ – l^2 -норма i -й синтезирующей базисной вейвлет-функции; σ_0^2 и σ_i^2 – дисперсии исходного изображения I и i -го поддиапазона вейвлет-матрицы W соответственно; $\langle N(C_{ji}^{(g)}) \rangle$ – средний размер результирующей КК.

Разработан алгоритм двухмерного лифтинг-вейвлет-преобразования, основанный на табличном представлении 13 базисных вейвлет-функций (Haar, 5/3, 5/11, 5/11-A, 9/3, 9/7, 9/7-F, 13/7, 13/7-T, 13/11, 6/14, 2/6, 2/10), которое обеспечивает универсальную форму представления базисных вейвлет-функций. Установлено, что наилучшей базисной функцией для широкого набора изображений по КВК является биортогональная вейвлет-функция 13/11, а по соотношению вычислительная сложность/КВК – 9/7. Определено, что наилучшим типом расширения последовательности коэффициентов при ДЛВП по КВК является зеркально-несимметричное расширение.

Для оценки качества восстановления тестовых изображений получена зависимость значения $PSNR$ от BR (рис. 2) при $J = 4$ уровнях вейвлет-разложения исходного изображения на основе базисной вейвлет-функции 13/11 и векторном квантовании всех поддиапазонов вейвлет-матрицы.

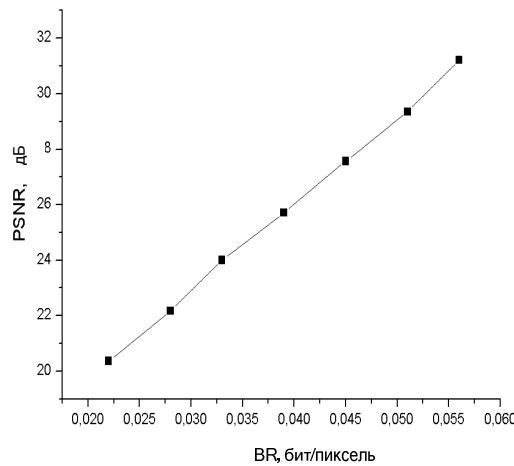


Рис. 2. Зависимость значения пикового отношения сигнал/шум $PSNR$ от битовой скорости BR для тестовых изображений

Зависимость пикового соотношения сигнал/шум от битовой глубины является линейной и монотонно возрастающей функцией. Качество восстановления различных тестовых изображений не одинаково. Разработанный метод векторного вейвлет-кодирования обеспечивает хорошее качество восстановления большинства сжатых тестовых целевых изображений ($PSNR > 30$ дБ) при битовой глубине 0,056 бит/пиксель (рис. 2). Это соответствует сжатию исходного изображения в 142 раза.

Приемлемое качество восстановления спутниковых целевых изображений «Town 3» ($PSNR = 25,7$ дБ) обеспечивается при битовой скорости $BR = 0,039$ бит/пиксель (рис. 3).

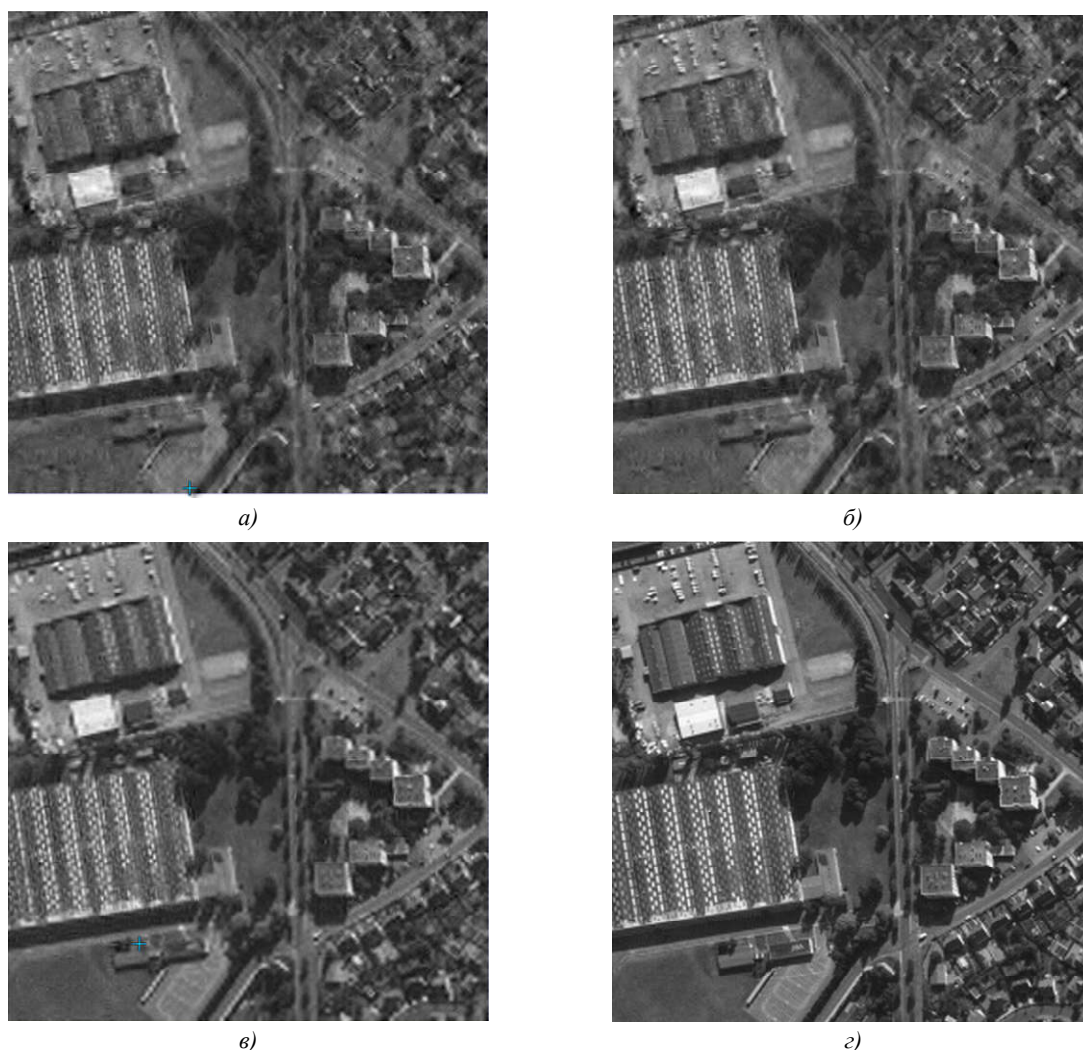


Рис. 3. Восстановленные изображения «Town 3» для заданной битовой скорости BR :
 а) $BR = 0,033$ бит/пиксель, $PSNR = 24,2$ дБ; б) $BR = 0,039$ бит/пиксель, $PSNR = 25,7$ дБ;
 в) $BR = 0,045$ бит/пиксель, $PSNR = 27,5$ дБ; г) $BR = 0,056$ бит/пиксель, $PSNR = 31,2$ дБ

Исходные изображения (элементы изображения) подразделяются на целевые и нецелевые в зависимости от наличия изображения в обучающей последовательности. Для каждого изображения осуществлялось различное количество уровней разложения с сохранением низкочастотной области вейвлет-матрицы. Векторная КК обучалась вейвлет-матрицей целевого изображения, и проводилось векторное квантование как целевого, так и нецелевого изображений.

Из таблицы видно, что пиковое отношение сигнал/шум для нецелевых изображений на 9 дБ ниже при полном разложении вейвлет-матрицы. При неполном квантовании вейвлет-матрицы (низкочастотная область не квантуется) разница между значениями $PSNR$ для целевого и нецелевого изображений монотонно убывает и при сохранении низкочастотной области на втором уровне разложения составляет 2 дБ.

Зависимость пикового отношения сигнал/шум $PSNR$ от уровня разложения низкочастотной области для целевого и нецелевого изображений

Уровень разложения низкочастотной области	Изображения	
	целевое	нецелевое
2	28,08	25,92
3	26,39	22,17
4	25,31	19,95
5	24,20	15,44

Таким образом, изменение уровня разложения низкочастотной области позволяет управлять качеством восстановления нецелевых изображений. Кроме того, качеством восстановления целевых и нецелевых изображений можно управлять посредством изменения размера КК и исключения векторного квантования низкочастотного диапазона вейвлет-матрицы соответственно.

Для повышения эффективности разработанного метода исследована процедура формирования набора субполосных КК, которая позволяет повысить точность аппроксимации статистических свойств пространственно-частотных поддиапазонов вейвлет-матрицы и скорость кодирования векторов кодовыми бинарными словами. Экспериментально выбранные параметры результирующей КК, предварительно формируемой до векторного вейвлет-кодирования полутоновых изображений: количество субполосных КК – 13; количество кодовых векторов – 13; коэффициент возмущения – 5; порог улучшения – 0,08; уменьшение порога улучшения – 20 %; уменьшение коэффициента возмущения – 5 %.

Из зависимости вычислительной сложности метода от размера КК при $M_l = N_l = 512$ и $J = 3$ (рис. 4) видно, что с ростом среднего размера КК число операций сложения μ^+ и умножения μ^* растет линейно. Количество операций сложения растет быстрее, чем количество операций умножения.

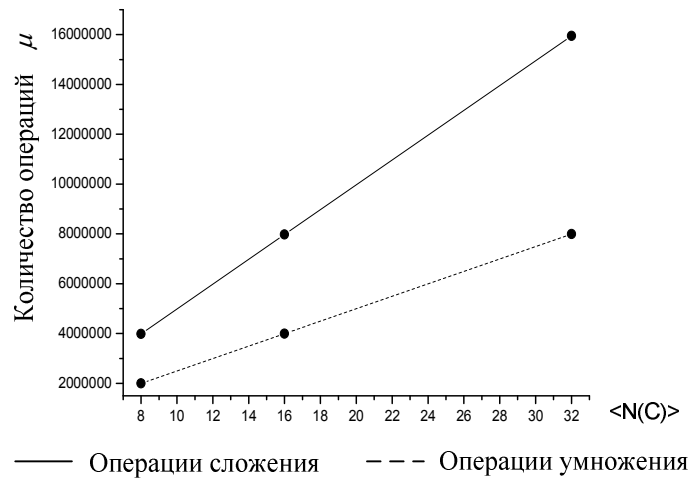


Рис. 4. Зависимость вычислительной сложности среднего размера КК

Из зависимости вычислительной сложности метода от количества уровней разложения J при $\langle N(C_{ji}^{(g)}) \rangle = 16$ (рис. 5) видно, что с ростом количества уровней разложения вычислительная сложность растет по закону, близкому к логарифмическому, и имеет предел. Количество операций сложения растет быстрее, чем количество операций умножения.

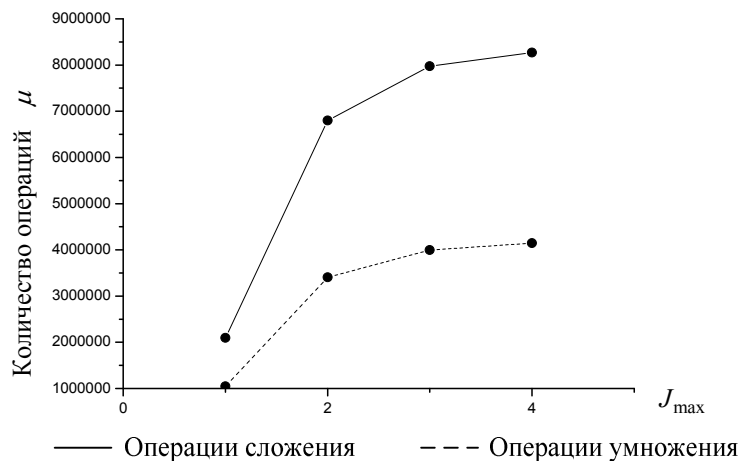


Рис. 5. Зависимость вычислительной сложности от количества уровней разложения

Таким образом, на общую вычислительную сложность алгоритма в большей степени влияет средний размер КК $\langle N(C_{ji}^{(g)}) \rangle$ и в меньшей степени – количество уровней разложения J .

Заключение

В статье разработан субполосный прогрессивный метод векторного вейвлет-кодирования полутонных изображений, основанный на использовании ДЛВП с оптимальной базисной вейвлет-функцией, субполосном формировании вейвлет-векторов с возможностью восстановления изображений с различным пространственным разрешением и модифицированной КК с бинарным расщеплением. Он обеспечивает высокую скорость кодирования и коэффициент сжатия за счет применения ДЛВП и набора субполосных КК малых размеров, а также возможности параллельного кодирования целочисленных векторов КК индексами (бинарными кодовыми словами).

Установлено, что из 13 рассмотренных базисных вейвлет-функций (Haar, 5/3, 5/11, 5/11-A, 9/3, 9/7, 9/7-F, 13/7, 13/7-T, 13/11, 6/14, 2/6, 2/10) наилучшей по КВК для широкого класса изображений является биортогональная вейвлет-функция 13/11, а по соотношению вычислительная сложность/КВК – 9/7. Определено, что оптимальным типом расширения последовательности коэффициентов при ДЛВП по КВК является зеркально-несимметричное расширение.

Для повышения эффективности предложенного метода разработан модифицированный алгоритм формирования субполосной векторной КК, обеспечивающий локально-оптимальную аппроксимацию обучающей последовательности вейвлет-векторов пространственно-частотного поддиапазона и основанный на использовании модифицированной процедуры бинарного расщепления обучающих вейвлет-векторов.

Проведена оценка влияния класса тестовых изображений на пиковое отношение сигнал/шум для заданного битового потока. Установлено, что для большинства тестовых изображений разработанный метод обеспечивает пиковое отношение сигнал/шум более 30 дБ при битовом потоке 0,056 бит/пиксель, что соответствует сжатию в 142 раза, и использованию 13 КК с различной длиной кодовых векторов. Для класса спутниковых изображений размером 512×512 пикселей при данном коэффициенте сжатия обеспечивается пиковое отношение сигнал/шум, равное 31,2 дБ.

Осуществлена программная кроссплатформенная многопоточная реализация разработанного векторного вейвлет-кодека на языке программирования C++. Данный программный продукт позволяет исследовать влияние параметров алгоритма сжатия на основные характеристики сжатия.

Установлено, что вычислительная сложность предложенного метода прямо пропорционально зависит от размера КК и логарифмически – от размера квантуемого поддиапазона вейвлет-матрицы.

Разработанный метод обеспечивает возможности:

- выбора оптимальной базисной вейвлет-функции;
- управления качеством восстановления изображения посредством изменения объема векторной КК и размерности вейвлет-вектора;
- адаптации алгоритма к определенному классу изображений на этапе обучения КК для уменьшения битового потока;
- селективной защиты сжатого битового потока вейвлет-матрицы посредством использования субполосных КК в качестве ключа.

К недостаткам метода можно отнести:

- необходимость предварительного формирования субполосных векторных КК;
- зависимость скорости кодирования и качества восстановления изображений от размера КК и размерности вейвлет-вектора;
- различное качество восстановления целевых и нецелевых изображений.

Разработанный быстрый метод низкоскоростного векторного кодирования превосходит известные скалярные (например, JPEG2000) и векторные методы по коэффициенту сжатия в 1,5 раза для целевых изображений и не уступает им по характеристикам сжатия для нецелевых изображений [2–4].

Установлено, что одним из способов уменьшения чувствительности КК к обучающим вейвлет-матрицам и расширения области применения предложенного метода является отказ от векторного квантования низкочастотного поддиапазона.

Список литературы

1. Linde, Y. An Algorithm for Vector Quantizer Design / Y. Linde, A. Buzo, R. Gray // IEEE Transactions on Communications. – 1980. – Vol. 28, № 1. – P. 84–94.
2. Умняшкин, С.В. Метод компрессии изображений на основе векторного квантования коэффициентов в области дискретных преобразования / С.В. Умняшкин, Д.М. Коплович // Известия вузов. Электроника. – 2005. – № 4–5. – С. 149–156.
3. Умняшкин, С.В. Об использовании контекстного векторного квантования в области дискретных вейвлет-преобразований для компрессии изображений / С.В. Умняшкин, Д.М. Коплович, И.В. Черкасов // Цифровая обработка сигналов. – 2006. – № 2. – С. 11–14.
4. Vasuki, A. Image Compression using Lifting and Vector Quantization / A. Vasuki, P.T. Vanathi [Electronic resource]. – Mode of access : www.icgst.com/gvip/Volume7/Issue1/P1150651001.pdf. – Date of access : 07.09.2009.
5. Nasrabadi, N.M. Image Coding Using Vector Quantization: A Review / N.M. Nasrabadi, R.A. King // IEEE Transactions on Communication. – 1988. – Vol. 36, № 8. – P. 957–971.
6. Sweldens, W. The lifting scheme: A new philosophy in biorthogonal wavelet constructions / W. Sweldens // Proc. of SPIE. – 1995. – Vol. 2569. – P. 68–79.
7. Малла, С. Вейвлеты в обработке сигналов / С. Малла. – М. : Мир, 2005. – 650 с.
8. Sweldens, W. The lifting scheme: A custom-design construction of biorthogonal wavelets / W. Sweldens // Applied and Computational Harmonic Analysis. – 1996. – № 2. – P. 186–200.
9. Adams, M. Design of reversible subband transforms using lifting / M. Adams, A. Antoniou // Proc. of IEEE Pacific Rim Conference. – Victoria, Canada, 1997. – Vol. 1. – P. 489–492.
10. Борискевич, А.А. Метод масштабируемого вложенного кодирования изображений на основе иерархической кластеризации вейвлет-структур / А.А. Борискевич, В.Ю. Цветков // Доклады НАН Беларуси. – 2009. – Т. 53, № 3. – С. 43–53.
11. Kim, W. Scalable interframe wavelet coding with low complex spatial wavelet transform / W. Kim, S. Jeong, K. Kim [Electronic resource]. – Mode of access : etrij.etri.re.kr/Cyber/servlet/GetFile?fileid=SPF-1144628225327. – Date of access : 07.09.2009.

Поступила 15.09.09

*Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники,
Минск, П. Бровки, 6
e-mail: anbor@bsuir.by*

A.A. Boriskevich, P.L. Poleshchuck

SUBBAND VECTOR QUANTIZATION OF GRAYSCALE IMAGES IN WAVELET DOMAIN

A subband progressive method of vector image wavelet-coding is proposed. The method is based on the discrete lifting wavelet transform (DLWT) with an optimal basis wavelet-function, the subband forming wavelet-vector with possibility of image reconstruction with various spatial resolution, and the modified code book with binary splitting in wavelet-domain. It provides a high coding rate and high compression coefficient at the expense of DLWT and a set of independent subband code books. It was found that for the majority of test images the developed method provides PSNR value equal and higher than 30 dB at a bit rate of 0,056 bpp when using 13 subband code books with different code vector length. For satellite images of 512×512 pixel size the method provides PSNR = 31,5 dB.