

АНАЛИЗ И СИНТЕЗ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 004.932

СПОСОБ АДАПТИВНОГО КВАНТОВАНИЯ КОЭФФИЦИЕНТОВ ДИСКРЕТНОГО ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

© С. В. Сай

*Тихоокеанский государственный университет,
680035, г. Хабаровск, ул. Тихоокеанская, 136
E-mail: sai1111@rambler.ru*

Предлагается метод адаптивного квантования коэффициентов дискретного вейвлет-преобразования в стандарте JPEG2000, основанный на алгоритме поиска и идентификации мелких структур изображения, которые различаются зрением человека. Описываются способ классификации блоков изображения по структурным признакам и алгоритм идентификации коэффициентов трансформации блоков в субдиапазонах дискретного вейвлет-преобразования. Приводятся описание алгоритма адаптивного квантования и рекомендации по настройке параметров квантователя на высокую чёткость изображения. Даны экспериментальные оценки эффективности сжатия фотореалистичных изображений с различной детальностью, в результате которых получены выводы о преимуществах нового способа перед с аналогами и рекомендации по его дальнейшему развитию в интеллектуальных видеосистемах.

Ключевые слова: анализ изображения, дискретное вейвлет-преобразование, адаптивное квантование, эффективность сжатия, JPEG2000.

DOI: 10.15372/AUT20230201

Введение. Дискретное вейвлет-преобразование является основой стандарта сжатия JPEG2000 [1], который имеет относительное преимущество по сравнению со стандартом JPEG по визуальному качеству изображения при одинаковом коэффициенте компрессии. В системах видеокompрессии на основе стандарта H.264 (H.265) эти алгоритмы используются для компрессии опорных кадров видеоряда.

К особенностям алгоритма сжатия JPEG2000 [2] относится осуществление следующих основных процедур: 1) преобразование цифровых *RGB*-сигналов исходного кадра изображения в сигналы *YVU*, 2) выполнение дискретного вейвлет-преобразования (ДВП) для каждой из *YVU*-компонент изображения, 3) квантование коэффициентов трансформации и обнуление малозначущих коэффициентов; 4) энтропийное сжатие. Эти же этапы используются в алгоритме JPEG, где вместо ДВП используется блочное дискретное косинус-преобразование.

Для двумерного сигнала изображения вейвлет-преобразование выполняется следующим образом. На первой итерации преобразование происходит последовательно по строкам и столбцам, после чего формируются четыре матрицы (*LL*, *LH*, *HL*, *HH*) коэффициентов ДВП размерами в 2 раза меньше ширины и высоты изображения. Принятые обозначения матриц: *LL* — низкочастотная фильтрация по строкам и столбцам; *LH* — низкочастотная фильтрация по строкам и высокочастотная по столбцам; *HL* — высокочастотная фильтрация по строкам и низкочастотная по столбцам; *HH* — высокочастотная фильтрация по строкам и столбцам. На второй итерации выполняется аналогичное преобразование для *LL*-матрицы и т. д. Обычно достаточно 4–6 итераций. Такой процесс преобразований эквивалентен операции фильтрации сигналов изображения по частотным субдиапазонам для

каждой итерации. Таким образом, в процессе итераций образуются масштабированные (уменьшенные в 2 раза) копии исходного изображения и его дополнение в виде высокочастотных составляющих.

Потери качества возникают на этапе квантования коэффициентов ДВП. Изменение (настройка) параметров квантования позволяет регулировать качество изображения и, следовательно, коэффициент компрессии визуальных данных. В стандарте JPEG2000 рекомендовано [1] оптимальное соотношение параметров квантования для разных субдиапазонов с уменьшением шага квантования в 2 раза для соседних субдиапазонов [3], начиная с высокочастотного (HH). Установка начального параметра квантования HH -диапазона позволяет регулировать качество декодированного изображения.

Такая стратегия квантования даёт возможность регулировать качество всего изображения и не является адаптивной к разным его структурам. Исследователи многих стран предлагают свои алгоритмы [4–10] компрессии, основная цель которых заключается в повышении визуального качества изображений. Поиск компромиссных решений между качеством фото- и видеоизображений и степенью их компрессии до сих пор считается актуальной задачей.

В [11] предложен способ управления качеством передачи мелких структур изображений на основе автоматической регулировки параметров квантования коэффициентов ДВП, позволяющий повысить эффективность сжатия с допустимыми визуальными искажениями по метрике MFSD [12]. В результате исследований определены начальный параметр квантования HH -диапазона и оптимальный шаг его регулировки, при которых выполняются адаптивное квантование и настройка изображения на высокое качество передачи мелких структур с минимальными вычислительными затратами алгоритма кодирования.

В данной работе предлагается метод адаптивного квантования, основанный на классификации блоков в зависимости от их детальности с последующей маркировкой в пространстве субдиапазонов ДВП. Цель исследования заключается в разработке рекомендаций по настройке параметров квантования в зависимости от маркировки блока и получение результатов оценки эффективности разработанного метода.

Дискретное вейвлет-преобразование. Рассмотрим особенности ДВП в алгоритме сжатия изображений по стандарту JPEG2000. Дискретное вейвлет-преобразование одномерного сигнала S_n длиной N можно выполнить по следующим формулам [2]:

$$S_{j,k}^L = \sum_{n=0}^{N-1} S_{j-1,n} h_{n-2k}; \quad S_{j,k}^H = \sum_{n=0}^{N-1} S_{j-1,n} g_{n-2k}, \quad (1)$$

где n — номера отсчётов исходного дискретного сигнала; k — номера коэффициентов ДВП преобразованного сигнала в диапазоне от 0 до $(N-1)/2$; j — номер итерации, изменяющийся от 1 до заданного значения J ; h_n — низкочастотные и g_n — высокочастотные коэффициенты импульсной характеристики симметричного биортогонального фильтра. В стандарте JPEG2000 рекомендовано использование симметричного биортогонального фильтра Коэна — Добеши — Фово (CDF 9/7) [1].

Из формул преобразования следует, что коэффициенты ДВП S^L представляют собой низкочастотные составляющие, а S^H — высокочастотные составляющие исходного дискретного сигнала. При этом за счёт сдвига импульсной характеристики на $2k$ в результате преобразования получаем две составляющие длиной $N/2$. Таким образом, после первой итерации ($j = 1$) имеем масштабированную (уменьшенную в 2 раза) копию (S^L) исходного сигнала и его дополнение (S^H) в виде высокочастотной составляющей. На следующей итерации ($j = 2$) процесс повторяется, где исходным сигналом будет низкочастотная составляющая, полученная после первой итерации. По выполнении всех итераций получим

масштабированную (уменьшенную в 2^J раза) копию исходного сигнала и J дополнительных высокочастотных составляющих.

Для двумерного сигнала изображения вейвлет-преобразование выполняется последовательно по строкам и столбцам. После этого коэффициенты ДВП квантуются и преобразуются в целочисленные значения, где для каждого субдиапазона итерации j выбирается свой постоянный параметр Δ_j (шаг квантования), на который делятся все элементы матрицы.

Процесс квантования коэффициентов ДВП для каждой итерации (j) можно описать следующими формулами [2]:

$$\hat{S}_j^{HH} = \left\lfloor \frac{S_j^{HH}}{\Delta_j^{HH}} \right\rfloor; \quad \hat{S}_j^{LH} = \left\lfloor \frac{S_j^{LH}}{\Delta_j^{LH}} \right\rfloor; \quad \hat{S}_j^{HL} = \left\lfloor \frac{S_j^{HL}}{\Delta_j^{HL}} \right\rfloor, \quad (2)$$

где S_j — исходное значение коэффициента; \hat{S}_j — квантованное значение. Операция $\lfloor \cdot \rfloor$ означает округление вниз до ближайшего целого. Исключение составляет отрезок «мёртвой зоны» около нуля, в которой квантованные вещественные коэффициенты обнуляются исходя из условия: если $|S/\Delta| < 1$, $S = 0$, иначе $S = S$.

Отметим, что для самого низкочастотного субдиапазона шаг квантования выбирается равным единице ($\Delta_j^{LL} = 1$). Значения параметров Δ_j^{HH} , Δ_j^{LH} и Δ_j^{HL} образуют шкалу квантования. Параметры квантования рекомендованы стандартом и имеют более высокие значения для матриц HH , что обусловлено спадом пространственно-частотной характеристики зрения в области верхних частот. В процессе декодирования значения коэффициентов ДВП восстанавливаются для каждого субдиапазона с помощью обратных операций:

$$S_j^{HH} = \hat{S}_j^{HH} \Delta_j^{HH}, \quad S_j^{LH} = \hat{S}_j^{LH} \Delta_j^{LH}, \quad S_j^{HL} = \hat{S}_j^{HL} \Delta_j^{HL}.$$

Обратное преобразование и восстановление исходного сигнала выполняется итерационно по формуле

$$S_{j-1,n} = \sum_{k=0}^{(N/2j)-1} S_{j,k}^L h_{n+2k} + \sum_{k=0}^{(N/2j)-1} S_{j,k}^H g_{n+2k}, \quad (3)$$

где j изменяется от максимального значения (J) до единицы.

Таким образом, в JPEG2000 процесс квантования коэффициентов ДВП выполняется по субдиапазнам с фиксированными параметрами шага квантования и, следовательно, не учитывает структурные признаки изображения.

Классификация блоков. Классификация блоков изображения основана на способе идентификации мелких структур изображения, которые различаются глазом по контрастным признакам в системе N-CIELAB. Особенности алгоритма идентификации приведены в [12]. Идентификация мелких структур выполняется с помощью окна размером 3×3 пикселя. Мелкие структуры в окне можно разделить на следующие типы: точечные объекты, фрагменты тонких линий, фрагменты контуров, фрагменты текстур. В блоке окна имеется шесть цветовых переходов между соседними пикселями по горизонтали и шесть цветовых переходов по вертикали, т. е. всего 12 переходов. Максимальное количество (n) цветовых переходов между соседними пикселями внутри блока будет равно $n_{\max} = 12$ (фрагмент текстуры). Минимальное количество цветовых переходов, при котором идентифицируется блок, выбрано $n_{\min} = 2$.

Идентификация мелких структур выполняется по следующему алгоритму. В блоке последовательно вычисляются 12 значений контраста между соседними пикселями в системе N-CIELAB:

$$K_{m,p} = \sqrt{(\Delta\bar{L}_{m,p}^*)^2 + (\Delta\bar{a}_{m,p}^*)^2 + (\Delta\bar{b}_{m,p}^*)^2}, \quad (4)$$

где величины $\Delta\bar{L}_{m,p}^* = \Delta L_{m,p}^*/k_L$, $\Delta\bar{a}_{m,p}^* = \Delta a_{m,p}^*/k_a$ и $\Delta\bar{b}_{m,p}^* = \Delta b_{m,p}^*/k_b$ определяют нормированное значение контраста между соседними пикселями по светлоте и по цветности для цветового перехода с номером p ; m — номер текущего блока; k_L , k_a и k_b — весовые коэффициенты по светлоте и цветности, заданные количеством [13] минимальных цветовых порогов MPCD для минимального размера детали. Цветовые координаты $L^*a^*b^*$ для каждого пикселя изображения получены с помощью преобразования основных цветов (RGB) в цветовое пространство (XYZ) и далее с помощью формул [14]:

$$\begin{aligned} L^* &= 116f(Y/Y_0) - 16; \\ a^* &= 500[f(X/X_0) - f(Y/Y_0)]; \quad b^* = 200[f(Y/Y_0) + f(Z/Z_0)], \end{aligned} \quad (5)$$

где

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}, & \text{если } t > 0,008856; \\ 7,787t + 0,13793, & \text{если } t \leq 0,008856 \end{cases}$$

и значения X_0 , Y_0 и Z_0 являются координатами эталонного белого цвета.

На каждом шаге вычислений (4) проверяется условие

$$K_{m,p} > 1, \quad (6)$$

при выполнении которого принимается решение о том, что изменение контраста между соседними пикселями заметно глазу и увеличивается значение счётчика (n) обнаруженных цветовых переходов на единицу.

После анализа всех цветовых переходов в блоке выполняется его идентификация по следующему критерию. Если количество переходов с цветовым контрастом (6) соответствует условию $n \geq 2$, то в блоке присутствует мелкая структура, различимая глазом, и все пиксели в блоке маркируются. Если данное условие не выполняется, то мелкая структура не различается глазом.

В представленной работе использован модифицированный алгоритм, в котором размер окна увеличен до 4×4 пикселя. При этом максимальное количество цветовых переходов между соседними пикселями внутри блока будет равно $n_{\max} = 24$. Условие идентификации изменено на $n \geq 4$, что соответствует одинаковому минимальному значению коэффициента детальности (n_{\min}/n_{\max}) в блоках 3×3 и 4×4 пикселя. Изменение размера блока обусловлено тем, что при выполнении ДВП используется кратномасштабный анализ с коэффициентом уменьшения масштаба в 2 раза. Следовательно, использование размера блоков, кратного числу 2, позволит более точно определять пространственные координаты коэффициентов трансформации блока в HH -, HB -, BH - и BB -субдиапазонах.

После анализа всего изображения получим выделенные его участки с различными мелкими структурами в виде маркированных блоков. Количество маркированных пикселей обозначим N_m . Остальные пиксели классифицируем как фоновые участки изображения с незаметными для глаза изменениями цветовых координат и обозначим их количество символом N_F .



Рис. 1. Тестовое изображение с выделенными мелкими структурами

Отношение маркированных пикселей к общему числу пикселей определяет коэффициент детальности изображения:

$$FDL = \frac{N_m}{N_m + N_F}. \quad (7)$$

Пример тестового изображения Женщина в шляпе с выделенными участками показан на рис. 1. Коэффициент детальности FDL равен 0,22.

На следующем этапе выполняется классификация блоков размерами 8×8 пикселей по следующим признакам: если в блоке присутствуют маркированные пиксели с мелкими структурами, то такому блоку присваивается первый класс, если в блоке нет мелких структур, то ему присваивается второй класс. Так как для идентификации мелких структур использовано окно размером 4×4 пикселя, признаки классификации в реализованном алгоритме выбраны из следующего условия: если количество маркированных пикселей в блоке 8×8 больше или равно 16, то такой блок относится к первому классу. Обоснование выбора размера блоков (8×8) приводится далее.

К особенностям классификации блоков относится идентификация мелких структур в системе N-CIELAB, что замедляет выполнение алгоритма адаптивного квантования. Анализ алгоритма идентификации показывает, что для преобразования ($RGB \rightarrow XYZ \rightarrow L^*a^*b^*$) цветовых координат (2) одного пикселя потребуется не менее 64 математических и логических операций, включая нелинейные преобразования. Для блока размером 4×4 пикселя необходимо 1024 операции. В общем для вычисления контраста (4) и проверки условия (6) потребуется ещё дополнительно 146 операций ($3(24^{(+)} + 24^{(2)}) + 1(\sqrt{}) + 1(>)$). Таким образом, для идентификации и классификации блока нужно не менее 1170 последовательных вычислительных операций.

Алгоритм адаптивного квантования. К особенностям ДВП (1) относится кратномасштабное преобразование сигналов изображения по субдиапазнам с коэффициентом уменьшения масштаба, равным двум.

Например, если исходное изображение разбито на блоки размерами 8×8 пикселей, то на первой итерации происходит их трансформация в блоки размерами 4×4 , на второй

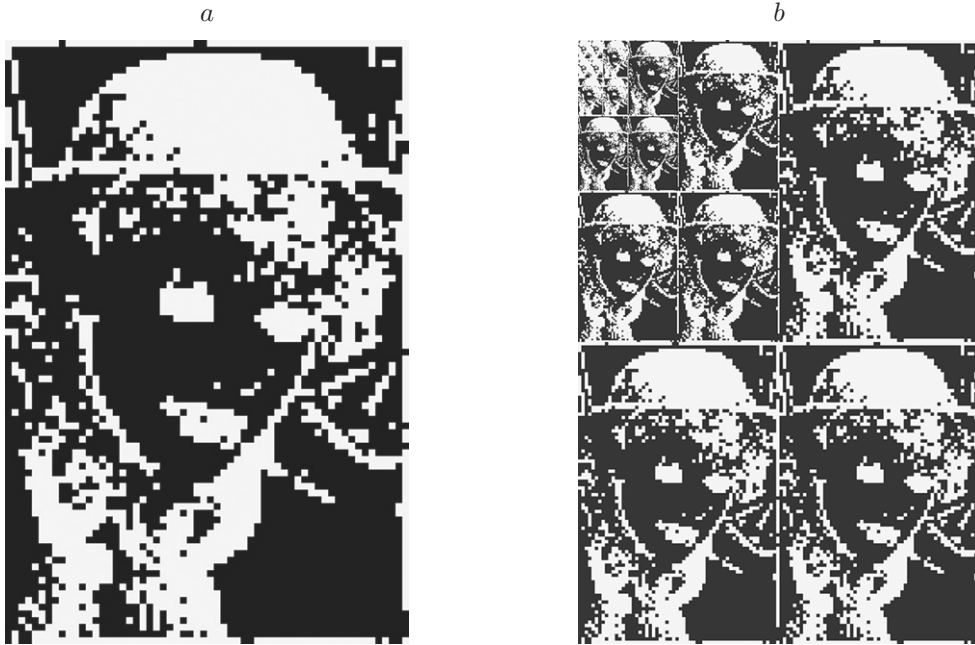


Рис. 2. Пример идентификации блоков: *a* — выделенные блоки (8×8) в исходном изображении; *b* — бинарная маска изображения блоков по субдиапазнам

итерации — в блоки 2×2 и на третьей итерации получим блоки размером 1×1 пиксель. На следующих итерациях выполняется масштабирование на основе анализа соседних коэффициентов трансформации предыдущей итерации.

Способ адаптивного квантования основан на регулировке параметров шкалы квантования в каждом субдиапазоне в зависимости от классификации блоков исходного изображения. Поэтому необходимо выполнить выделение (маркировку) трансформант классифицированных блоков в каждом субдиапазоне. С этой целью разработан и реализован алгоритм на языке C++, позволяющий идентифицировать трансформированные изображения блоков в зависимости от их класса. Алгоритм идентификации состоит из следующих этапов.

На первом этапе выполняются классификация блоков исходного изображения и их бинаризация, где всем пикселям блока первого класса присваивается маркерное значение 1, а пикселям блока второго класса — значение 0. В результате формируется бинарное изображение с выделенными блоками (рис. 2, *a*).

На втором этапе над бинарным изображением проводится кратномасштабное преобразование последовательно по строкам и столбцам. В алгоритме кратномасштабного преобразования использованы формулы

$$S_{j,k}^L = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{N-1} S_{j-1,n} h_{n-2k}; \quad S_{j,k}^H = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{N-1} S_{j-1,n} h_{n-2k}. \quad (8)$$

В отличие от формул прямого ДВП (1), высокочастотные коэффициенты материнского вейвлета во второй формуле заменены низкочастотными ($g_n = h_n$). В качестве g_n использованы низкочастотные коэффициенты вейвлета Хаара [2]: $g_0 = 1, g_1 = 1$.

В результате выполнения (8) получим бинарное изображение распределённых блоков по субдиапазнам. На рис. 2, *b* показан пример выполнения алгоритма после 5 итераций кратномасштабного преобразования (8) для тестового изображения, показанного на рис. 1.

Полученное изображение используется в качестве двумерной маски для сегментации коэффициентов ДВП в субдиапазнах по признакам классификации блоков. Таким образом,

Таблица 1
Шкала квантования коэффициентов ДВП

j	Δ_j^{HH}	Δ_j^{LH}	Δ_j^{HL}
1	32	16	16
2	16	8	8
3	8	4	4
4	4	2	2
5	2	1	1

на вход квантователя поступает массив коэффициентов ДВП, полученный по выражениям (1), и бинарный массив (маска), оборудованный с помощью выражений (8).

Выбор размера блока 8×8 обусловлен следующими причинами: а) малые размеры блока (например, 4×4) будут приводить к тому, что уже на третьей итерации разделение на классы будет менее точным; б) увеличение размера блоков (например, до 16×16) будет уменьшать эффективность сжатия за счёт большего количества классифицированных блоков первого класса. В результате экспериментальных исследований получено, что наиболее оптимальные размеры блоков соответствуют значению 8×8 пикселей.

На следующем этапе с помощью бинарной маски выполняются маркировка коэффициентов ДВП и операция адаптивного квантования. В табл. 1 приведена начальная шкала квантования [3] сигналов яркости для 5 итераций (j) при заданном шаге для высокочастотного диапазона: $\Delta_1^{HH} = 32$. Для блоков первого класса параметры квантования соответствуют табл. 1, где начальный параметр квантования первого высокочастотного диапазона регулируется с помощью параметра качества Q : $\Delta_1^{HH} = Q\Delta_1^{HH}$. Остальные параметры устанавливаются пропорционально коэффициенту уменьшения в 2 раза. В процессе квантования все коэффициенты ДВП делятся на значения шкалы квантования в соответствии с формулами (2).

Адаптивное квантование заключается в изменении параметров квантования блоков второго класса с помощью выражения

$$\Delta_{1(2)}^{HH} = k_2 \Delta_1^{HH}, \quad (9)$$

где коэффициент $k_2 > 1$ подбирается экспериментально в зависимости от допустимых потерь качества восстановленного изображения.

Настройка параметров квантования. Для настройки параметров квантования необходимо выбрать критерий качества изображения. Анализ современных метрик [15–18] показывает, что качество изображения обычно оценивается с помощью интегральных метрик PSNR, MSE, SSIM и др. К недостатку таких оценок относится то, что эти метрики не учитывают изменений зрительного восприятия цветовых различий и, следовательно, искажений отдельных участков изображения в зависимости от их цвета, контраста и детальности.

В данном исследовании применена авторская метрика MFSD [12], позволяющая оценивать искажения (dE_m) мелких структур изображения с учётом свойств контрастной чувствительности зрения. Дополнительно использован параметр dE_F , оценивающий искажения фоновых участков изображения. По метрике MFSD высокое качество изображения с незаметными для глаза искажениями обеспечивается при выполнении следующих условий:

$$dE_m < 0,5; \quad dE_F < 2,0. \quad (10)$$

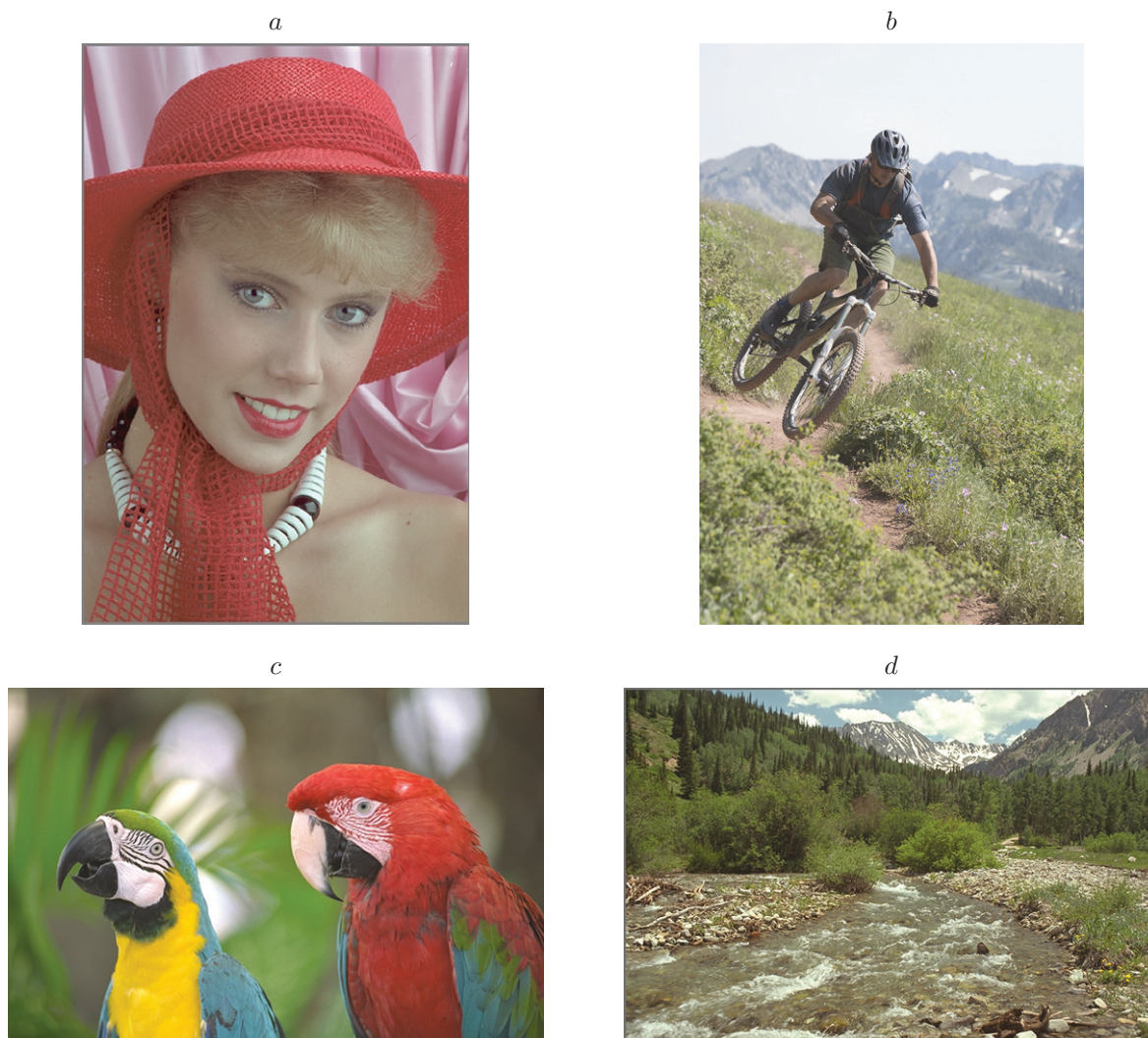


Рис. 3. Примеры тестовых изображений: *a* — Женщина в шляпе ($FDL = 0,21$), *b* — Велосипедист ($FDL = 0,48$), *c* — Попугаи ($FDL = 0,09$), *d* — Поток ($FDL = 0,80$)

На первом этапе необходимо выбрать такой параметр качества Q , который обеспечивает условие (10) без применения адаптивного квантования.

Для настройки и оптимизации параметров квантования реализованы цифровая модель кодека ДВП и программный анализатор качества изображений (PQA). Все алгоритмы обработки сигналов в цифровой модели и анализа качества изображений реализованы в виде программных модулей на языке C++. При реализации ДВП использован биортогональный вейвлет Коэна — Добеши — Фово (CDF 9/7).

В программном модуле кодека ДВП предусмотрено изменение шкалы квантования с помощью соотношения $\Delta_{1,Y}^{HH} = 1 + 2(100 - Q)$ для канала яркости и $\Delta_{1,U,V}^{HH} = 2\Delta_{1,Y}^{HH}$ для каналов цветности, где параметр Q изменяется от 1 до 100 % с единичным шагом. Далее квантованные вещественные коэффициенты ДВП нормализуются и преобразуются к целому типу для последующего сжатия. В процессе нормализации вещественные коэффициенты умножаются на число 10, что обеспечивает повышение точности ДВП. Например, при значении качества $Q = 100$ % начальный параметр квантования будет равен $\Delta_1^{HH} = 1$, что

Таблица 2

**Зависимости искажений тестовых изображений и эффективности сжатия
от параметров адаптивного квантователя**

k_2	dE_m	dE_F	$k_{сж}$	$\Theta, \%$
Попугай ($FDL = 0,09$)				
1	0,24	1,22	12,2	—
2	0,25	1,51	18,9	55
3	0,26	1,72	22,1	81
4	0,27	1,88	23,6	93
Женщина в шляпе ($FDL = 0,21$)				
1	0,25	1,36	8,2	—
2	0,26	1,64	10,1	23
3	0,27	1,82	11,1	35
4	0,27	1,97	11,6	41
Велосипедист ($FDL = 0,48$)				
1	0,27	1,17	6,6	—
2	0,27	1,41	7,2	9
3	0,28	1,58	7,5	13
4	0,28	1,71	7,6	15
Поток ($FDL = 0,80$)				
1	0,27	1,64	4,4	—
2	0,28	1,75	4,5	2
3	0,28	1,82	4,5	2
4	0,28	1,88	4,5	2

означает сжатие без потерь (Lossless). При значении $Q > 70 \%$ обеспечивается максимальное качество (с минимальными потерями) по субъективной шкале качества, используемой при сжатии JPEG2000 в фоторедакторе Adobe Photoshop CS6.

На этапе сжатия использован комбинированный кодер, основанный на анализе статистики серий нулевых и ненулевых коэффициентов ДВП фотореалистичных изображений [19]. Отметим, что эффективность сжатия реализованного алгоритма практически не уступает стандартному алгоритму сжатия JPEG2000, реализованному в приложении Adobe Photoshop CS6. Для получения оптимального значения параметра квантования k_2 выполнен анализ качества оригинальных фотореалистичных изображений из базы данных [20] лаборатории LIVE и других баз данных [21]. Также в качестве тестовых изображений использовались оригинальные RAW-фотоизображения, представленные в обзорных галереях современных цифровых камер [22].

В процессе экспериментов подбирался такой параметр k_2 , при котором выполнялось условие (10). Эффективность ($\Theta, \%$) оценивалась процентным увеличением коэффициента сжатия изображения за счёт использования адаптивного квантования. Параметр качества Q выбран равным 80 %, что соответствует значению $\Delta_1^{HH} = 40$. На рис. 3 показаны примеры тестовых изображений: Женщина в шляпе, Велосипедист, Попугай и Поток с различной детальностью. К особенностям передачи сжатого файла относится добавление информации о маркированных блоках, на основе которых выполняется декодирование изображения. Поэтому в начале файла добавлены маркерные биты, количество которых равно количеству блоков в изображении. В процессе декодирования с помощью маркерных бит формируется бинарное изображение (см. рис. 2, *b*), выполняется распределение блоков по субдиапазнам и далее обратное квантование.

В табл. 2 приведены результаты анализа тестовых изображений. Для каждого изображения в первых строках ($k_2 = 1$) показан коэффициент сжатия без адаптивного квантования, также приведены результаты оценок искажений.

В результате исследований и анализа более ста оригинальных фотореалистичных изображений с различной детальностью получены следующие выводы.

1. С увеличением детальности изображения эффективность адаптивного квантования снижается. При значении $FDL > 0,7$ применение адаптивного квантования можно считать нецелесообразным.

2. С увеличением коэффициента квантования k_2 сохраняются чёткость и резкость изображения, так как искажения dE_m мелких структур мало изменяются. При этом искажения фоновых участков изменяются в допустимых пределах ($dE_F < 2,0$) при $k_2 \leq 4$.

3. Оптимальным значением параметра квантования коэффициентов трансформации блоков второго класса выбрано $k_2 = 4$. Для этого значения эффективность сжатия для изображений с низкой и средней детальностью ($FDL < 0,7$) в среднем составляет около 30–40 %.

Заключение. Основное преимущество разработанного метода адаптивного квантования — это сохранение высокого качества изображений. Как показали результаты субъективных зрительных оценок, различия между оригинальными и сжатыми изображениями практически незаметны. По сравнению с аналогичными способами разработанный метод адаптивного квантования даёт возможность повысить эффективность сжатия изображения низкой и средней детальности до 30–40 % без ухудшения чёткости и резкости.

К перспективным направлениям развития метода относятся: а) разработка нейросетевого классификатора блоков, что позволит ускорить алгоритм сжатия за счёт выполнения параллельных матричных вычислений, применяемых в нейронных сетях, и технологий CUDA [23]; б) аппаратная реализация кодера в режиме реального времени на основе FPGA [24, 25]; в) исследование эффективности адаптивного кодера в системе цифровой обработки и передачи видеоизображений.

Финансирование. Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда в рамках научного проекта № 22-21-00394 «Развитие нейросетевых методов повышения качества передачи цифровых изображений в интеллектуальных видеосистемах».

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Taubman D, Marcellin MD.** JPEG2000 Image Compression Fundamentals, Standard and Practice. Kluwer Academic Publishers, 2002. 779 p.
2. **Дроздов С. Н., Жиглатый А. А., Кравченко П. П. и др.** Стандарт JPEG2000: базовые алгоритмы, примеры реализации и перспективы применения. Ростов-на-Дону: Изд-во ЮФУ, 2014. 255 с.
3. **Balster E. J., Fortener B. T., Turri W. F.** Post-compression rate-distortion development for embedded block coding with optimal truncation in JPEG2000 imagery // Int. Journ. Image and Graphics. 2011. **11**, N 4. P. 611–627.
4. **Guojin L., Xiaoping Z., Fengchun T. et al.** A novel direction adaptive wavelet based image compression // Int. Journ. Electronics and Communications. 2010. **64**, N 6. P. 531–539.
5. **Al-Azawi S., Boussakta S., Yakovlev A.** Image compression algorithms using intensity based adaptive quantization coding // American Journ. Eng. and Appl. Sci. 2014. **4**, N 4. P. 504–512.
6. **Chen P., Chang J.** An adaptive quantization scheme for 2-D DWT coefficients // Int. Journ. Appl. Sci. and Eng. 2013. **11**, N 1. P. 85–100.
7. **Воскобойников Ю. Е.** Артефакты вейвлет-фильтрации изображений и их устранение // Автометрия. 2020. **56**, № 6. С. 3–10. DOI: 10.15372/AUT20200601.

8. **Червяков Н. И., Ляхов П. А., Нагорнов Н. Н.** Анализ шума квантования фильтров многоуровневого дискретного вейвлет-преобразования изображений // *Автометрия*. 2018. **54**, № 6. С. 96–106. DOI: 10.15372/AUT20180609.
9. **Oh H., Bilgin A., Marcellin M.** Visually lossless encoding for JPEG2000 // *IEEE Trans. Image Processing*. 2013. **22**, N 1. P. 189–201.
10. **Мясников В. В.** Эффективные алгоритмы вычисления локального дискретного вейвлет-преобразования // *Компьютерная оптика*. 2007. **31**, № 4. С. 86–94.
11. **Сай С. В., Шоберг А. Г.** Способ управления качеством передачи мелких структур изображений в стандарте JPEG2000 // *Компьютерная оптика*. 2020. **44**, № 3. С. 401–408.
12. **Сай С. В.** Метрика искажений мелких структур компрессированных изображений // *Компьютерная оптика*. 2018. **42**, № 5. С. 829–837.
13. **Sai S. V., Sorokin N. Yu., Shoberg A. G.** Segmentation of fine details in the CIELAB // *Proc. of the 24th Int. Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (WSCG 2016)*. Plzen, Czech Republic, May 30 – June 3, 2016. Short Papers Proceedings. P. 155–162.
14. **Fairchild M. D.** *Color Appearance Models*. John Wiley and Sons, 2005. 409 p.
15. **Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P.** Image quality assessment: From error visibility to structural similarity // *IEEE Trans. Image Process.* 2004. **13**, N 4. P. 600–612.
16. **Bovik A., Mittal A.** No-reference image quality assessment in the spatial domain // *IEEE Trans. Image Process.* 2012. **21**, N 12. P. 4695–4708.
17. **Кольцов П. П., Осипов А. С., Куцаев А. С. и др.** О количественной оценке эффективности алгоритмов анализа изображений // *Компьютерная оптика*. 2015. **39**, № 4. С. 542–556.
18. **Lin W., Jay Kuo C.** Perceptual visual quality metrics: A survey // *Vis. Commun. and Image Representation*. 2011. **22**, N 4. P. 297–312.
19. **Сай С. В., Савенков И. В.** Выбор коэффициентов порогового отбора для вейвлет-трансформант цветного изображения // *Информатика и системы управления*. 2001. **2**. С. 112–117.
20. **Laboratory for Image & Video Engineering / Image & Video Quality Assessment at LIVE.** URL: <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/> (дата обращения: 22.07.2022).
21. **SIFI Image Database.** URL: <https://sipi.usc.edu/database/database.php/> (дата обращения: 22.07.2022).
22. **Camera Reviews.** URL: <https://www.imaging-resource.com/cameras/reviews/> (дата обращения: 22.07.2022).
23. **Парубец В. В., Берестнева О. Г., Девярых Д. В.** Применение технологии CUDA для ускорения вычислений в нейронных сетях // *Изв. Томского политехнического ун-та*. 2012. **320**, № 5. С. 121–125.
24. **Шипицин С. П., Ямаев М.** Развитие аппаратно-ориентированных нейронных сетей на FPGA и ASIC // *Вестн. Пермского национального исследовательского политехнического ун-та*. 2019. № 3. С. 177–192.
25. **Zhao M., Hu C., Wei F. et al.** Real-time underwater image recognition with FPGA embedded system for convolutional neural network // *Sensors*. 2019. **19**, N 2. P. 350.

Поступила в редакцию 22.07.2022

После доработки 04.10.2022

Принята к публикации 29.12.2022