

УДК 612.391

АЛГОРИТМ ВЫЧИСЛЕНИЯ АДАПТИВНОГО ЛИФТИНГ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ НА ОСНОВЕ ДИФFUЗИИ ОШИБОК ПРЕДСКАЗАНИЯ

Л.А. РУИС, А.А. БОРИСКЕВИЧ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
П. Бровка, 6, Минск, 220013, Беларусь

Поступила в редакцию 17 июня 2013

Предложен алгоритм вычисления адаптивного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования, основанный на адаптивном предсказании детализирующих вейвлет-коэффициентов с использованием бинарного растриванного изображения, формируемого в пределах детализирующих поддиапазонов. Результаты моделирования показывают, что данный алгоритм обеспечивает эффективное сжатие почти без потерь за счет обработки незначимых пикселей с помощью процедуры рассеяния ошибки квантования.

Ключевые слова: адаптивное вейвлет-преобразование, растриванное изображение, диффузия ошибок.

Введение

В настоящее время существуют алгоритмы сжатия изображений без потерь и с потерями. Первый класс алгоритмов обеспечивает низкий коэффициент сжатия (меньше 2), а второй класс алгоритмов обеспечивает высокий коэффициент сжатия без учета характера изменения качества восстановления для различных коэффициентов сжатия (от 2 и более) [1]. Существующие алгоритмы сжатия, основанные на дискретном лифтинг вейвлет-преобразовании ДЛВП, позволяют уменьшить влияние процесса сжатия на характер качества восстанавливаемого изображения за счет построения адаптивных ДЛВП [2].

Целью работы является разработка адаптивного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования, основанного на адаптивном предсказании с учетом диффузии ошибок квантования по критерию минимизации количества незначимых детализирующих коэффициентов в вейвлет-области при незначительном влиянии процесса сжатия на качество восстанавливаемого изображения.

Полутоны

Метод квантования, в котором используется минимальное количество уровней интенсивности для представления большого количества полутонов, называется методом полутонов. Он основывается на свойстве интегрирования зрительной системы, заключающемся в сглаживании дискретной информации, приводящем ее в кажущуюся непрерывную информацию. Цифровые методы полутонов могут быть разделены на три различных класса [3]. амплитудная модуляция (АМ) полутонов, частотная модуляция (ЧМ) полутонов и гибридные АМ-ЧМ полутонов.

АМ полутонов. Данный класс иногда называют обычными полутонами. Он включает в себя все методы, которые относятся к использованию дискретных шаблонов (клеток) точек с переменными размерами, где размеры точек выбираются в зависимости от среднего значения яркости, находящегося на определенной области; т. е. область с низким средним значением яркости (темным тоном) представлена клеткой с большими точками, а область с высоким средним значением – клеткой с маленькими точками. Дискретные клетки имеют определенное фиксированное расстояние между центрами двух соседних точек, которое определяет

фиксированную частоту (разрешение P) модели полутонов, измеряемую единицей dpi (количество точек на линейный дюйм).

В этом алгоритме полутонов исходное изображение сравнивается с матрицей пороговых значений $Th = [Th(m, n)]$; отношение может быть описано следующим образом:

$$HT(m, n) = \begin{cases} k_D SDI(m, n) & \text{при } I(m, n) \geq Th(m, n) , \\ 0 & \text{при } I(m, n) < Th(m, n) , \end{cases} \quad (1)$$

где $HT(m, n)$ – коэффициенты бинарного изображения в виде полутонов текущего пиксела (m, n) ; $I(m, n)$ – нормированное значение яркости пиксела $0 \leq I(m, n) \leq 1$; SD – максимальный размер (диаметр) точек; k_D – коэффициент соотношения между максимальным размером точек и значением яркости.

Из-за периодического характера точек АМ полутонов этот метод может привести к повышению многих геометрических взаимодействий с другими периодическими структурами и компонентами на изображении, например, для большой области с постоянной интенсивностью на изображении проявятся нежелательные горизонтальные или вертикальные полосы. Основными преимуществами АМ полутонов являются низкая вычислительная сложность из-за простой операции одного порогового значения, маленькое количество необходимой памяти; для процесса вычисления точек только требуются значения яркости текущего пиксела, а не его соседних значений.

ЧМ полутонов. Для устранения недостатков классов АМ полутонов альтернативным способом является ЧМ полутонов, который имеет фиксированные размеры и формы точек, но частота точек изменяется в зависимости от значения яркости пикселей исходного изображения. Так как расположение точек иногда реализуется с помощью случайного кластерного дизеринга, то ЧМ полутонов обычно называются стохастическим дизерингом. В [4] предложен новый класс полутонов на основе пороговой матрицы, называемой разбросанной точкой (dispersed dot). Основной принцип такой же, как описано для упорядоченного кластерного дизеринга, но характеристика пороговой матрицы отличается, так как она генерируется рекурсивным способом с помощью упорядоченного разбрасывания точек с расстоянием друг от друга в зависимости от значения яркости.

Для устранения недостатка периодического характера Флойдом и Стейнбергом [5] предложен новый способ разбрасывания точек, называемый диффузией ошибок (error diffusion), с помощью которого получают изображения полутонов более высокого качества, по сравнению с упорядоченным кластерным дизерингом, но при этом увеличивается вычислительная сложность. Алгоритм диффузии ошибок распространяет ошибки квантования с помощью линейной развертки по изображению (слева направо и сверху вниз), где каждый пиксель преобразуется в черный или белый, и результирующая ошибка распространяется на его соседние пиксели. Метод диффузии ошибок точно воспроизводит значения яркости пикселей в локальной области при сведении средней ошибки к нулю с помощью обратной связи (рис.1).

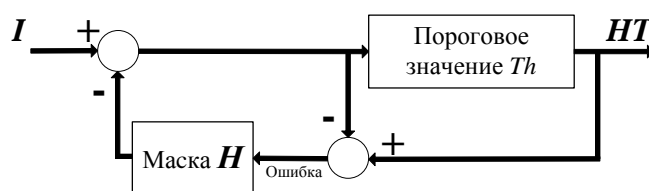


Рис. 1. Блок-схема алгоритма диффузии ошибок

Из рис.1 видно, что распределение ошибок между исходным I и бинарным растрингованным HT изображениями на соседние пиксели должно улучшать вид деталей изображения, так как информация о мелких деталях не теряется. Для распределения ошибки квантования по соседним пикселям используется маска H . Существуют маски распределения ошибки квантования, отличающиеся количеством и значениями весовых коэффициентов с учетом его направления (рис. 2).

Преимуществами ЧМ полутонов на основе диффузии ошибок являются распространение точек случайным образом, которое позволяет избежать проблемы Муар (Moiré) эффекта.

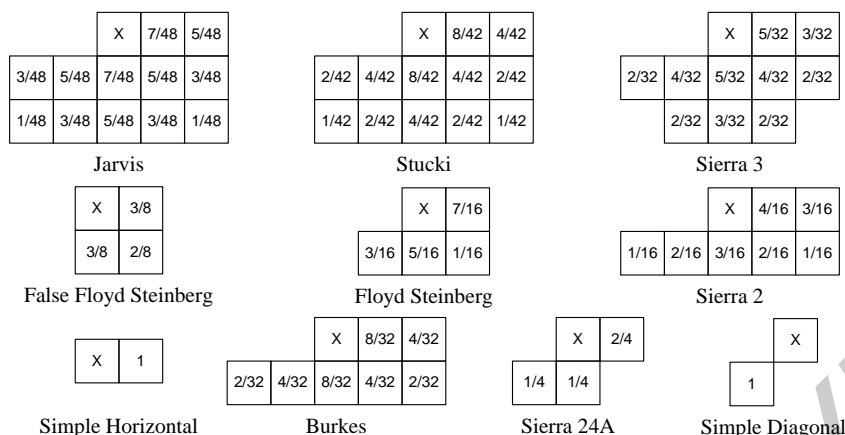


Рис. 2. Маски распределения ошибки квантования

Адаптивное дискретное лифтинг вейвлет-преобразование на основе диффузии ошибок предсказания (АДЛВП_{ПТ} или ADLWT_{ПТ})

Формирование матрицы вейвлет-коэффициентов $C = \|c(i)\|_{(i=0, \overline{N-1})}$ исходного полутонового изображения $I = \|I(i)\|_{(i=0, \overline{N-1})}$ размером $M \times N$ осуществляется с помощью двумерного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования в виде

$$C = W(I, P, U, J), \quad (2)$$

где J – заданная глубина вейвлет-разложения изображения I ; $0 < J \leq J_{\max}$; $J_{\max} = \lceil \log_2(\sqrt{\min(N, M)}) \rceil$ – максимально возможное количество уровней разложения.

Изображение I может быть представлено с помощью двумерных лифтинг-операций предсказания $P_{j,(u,v)}^{(k)}$ и обновления $U_{J,(u,v)}^{(L)}$ в виде

$$I(m, n) = \sum_{u,v} s_{J,(u,v)} U_{J,(u,v)}^{(L)}(m, n) + \sum_{SB} \sum_{j < J} \sum_{u,v} d_{j,(u,v)}^{(SB)} P_{j,(u,v)}^{(SB)}(m, n), \quad (3)$$

где $m = \overline{1, M}$, $n = \overline{1, N}$ – пространственные индексы; $u = \overline{1, M}$, $v = \overline{1, N}$ – частотные индексы; $U_{J,(u,v)}^{(L)} = U_{J,u}^{(L)}(m) U_{J,v}^{(L)}(n)$ – двухмерная сепарабельная вейвлет лифтинг-операция обновления, реализуемая посредством двух одномерных операций для заданного J -го уровня вейвлет-разложения и вычисления аппроксимационных $s_{J,(u,v)}$ вейвлет-коэффициентов низкочастотного поддиапазона L ; $P_{j,(u,v)}^{(SB)}$ – двухмерная сепарабельная вейвлет лифтинг-операция предсказания j -го ($0 \leq j < J$) уровня разложения для вычисления детализирующих $d_{j,(u,v)}^{(SB)}$ вейвлет-коэффициентов высокочастотных поддиапазонов $SB = \{H, V, D\}$, определяемая с помощью одномерных вейвлет лифтинг-операций обновления $U_{j,u(v)}(m(n))$ и предсказания $P_{j,u(v)}(m(n))$: $P_{j,(u,v)}^{(H)} = P_{j,u}(m) U_{j,v}(n)$, $P_{j,(u,v)}^{(V)} = U_{j,u}(m) P_{j,v}(n)$ и $P_{j,(u,v)}^{(D)} = P_{j,u}(m) P_{j,v}(n)$; L_j, H_j, V_j, D_j – низкочастотный, горизонтальный, вертикальный и диагональный пространственно-частотные поддиапазоны j -го уровня вейвлет-разложения соответственно; $\{s_{J,(u,v)}\} \cup \{d_{j,(u,v)}\} = \{c(i)\}$.

Для адаптации к локальным свойствам изображения с целью определения менее значительных детализирующих коэффициентов используется предварительная обработка на основе метода распределения ошибки по соседним пикселям с помощью технологии частотной модуляции полутонов [4].

Предложенный алгоритм АДЛВП_{ПТ} основан на первичном вычислении низкочастотных вейвлет-коэффициентов $s_{HT}(n)$ сигнала $x(n)$ с помощью линейного оператора обновления U_{HT} с весовыми коэффициентами (1/2, 1/2), определяемыми базисной вейвлет-функцией Хаара для оптимизации соотношения между быстродействием, компактностью энергии и динамическим диапазоном вейвлет-изображения, который можно представить в виде

$$s_{HT}(n) = U_{HT}[x_o(n)] = [x_o(n) + x_e(n)]/2, \quad (4)$$

где $x_o(n)$ и $x_e(n)$ – четный и нечетный соседние значения анализируемых отчетов с индексами $n \in [1, N/2]$; $x(n) = (x_o(1), x_e(1), x_o(2), x_e(2), \dots, x_o(n), x_e(n), \dots, x_o(N/2), x_e(N/2))$.

Данный подход обусловлен тем, что итерации вычисления низкочастотных коэффициентов $s_{HT}(n)$ линейно зависят только от исходных данных на протяжении синтеза всей пирамиды вейвлет-коэффициентов и нелинейность адаптации предсказателя не влияет на значения $s_{HT}(n)$.

Адаптация к локальным свойствам изображения позволяет не учитывать перцептуально незначимые детализирующие пиксели при выполнении операции предсказания $P_d[\cdot]$. В связи с этим количество нулевых высокочастотных вейвлет-коэффициентов $d(n)$ увеличивается, что обуславливает более высокую эффективность кодирования и, следовательно, эффективность сжатия с высоким перцептуальным качеством изображения.

Предсказатель первого порядка (биортогональная вейвлет-функция 2/2 Хаара), используемый для вычисления высокочастотных вейвлет-коэффициентов $d(n)$ в локальной окрестности размером 1×2 , имеет вид

$$P[x_o(n)] = d(n) = x_o(n) - s(n). \quad (5)$$

Для адаптации операции предсказания используется функция принятия решения $D(HT(m, n))$, определяющая степень значимости нечетного пикселя с помощью соотношений

$$D(HT(m, n)) = \begin{cases} P_{HT}[x_o(n)] = d_{HT}(n) = 0 & \text{при } HT(m, n) = 1, \\ P_{HT}[x_o(n)] = d_{HT}(n) = x_o(n) - s(n) & \text{при } HT(m, n) = 0, \end{cases} \quad (6)$$

где $HT(m, n) = \begin{cases} 1 & \text{при } I_{HT}(m, n) \geq Th \quad n \in [1, N], \\ 0 & \text{при } I_{HT}(m, n) < Th \quad n \in [1, N], \end{cases}$ – значение пикселя бинарного изображения

в виде полутонов, характеризующее перцептуальную значимость текущего пикселя (m, n) ;

$I_{HT}(m+k, n+l) = I_{HT}(m+k, n+l) + H(k, l)E(m, n)$ – скорректированное значение пикселя в окрестности текущего пикселя (m, n) с помощью выбранного распределения ошибки квантования;

$$E(m, n) = \begin{cases} I_{HT}(m, n) - 255 & \text{при } I_{HT}(m, n) \geq Th, \\ I_{HT}(m, n) & \text{при } I_{HT}(m, n) < Th, \end{cases} \quad \text{– ошибка или расстояние текущего значения}$$

пикселя от нового вычисленного значения при бинаризации; $H(k, l)$ – весовой коэффициент маски выбранного распределения ошибки квантования (рис. 2); l и k – пространственные индексы маски H ; $Th = (\max(I_{HT}) - \min(I_{HT}))/2$ – пороговое значение для определения значимости пикселей.

Оптимальное соотношение между быстродействием, количеством нулевых вейвлет-коэффициентов и потерями информации зависит от выбора маски и количества J_{HT} нижних

уровней вейвлет-разложения изображения (рис. 3). В этом случае на остальных уровнях вейвлет-коэффициенты вычисляются с помощью лифтинг-операций P и U одного из стандартных дискретных лифтинг вейвлет-преобразований (Наар, Биор5.3, Биор9.7 и др.).

Таким образом, АДЛВП_{ПТ}, формирующее адаптивное пространственно-частотное представление исходного изображения I , можно представить в виде

$$C = \text{АДЛВП}_{\text{ПТ}}(I, P_{HT}, U_{HT}, P, U, J_{HT}, HT), \quad (7)$$

где J_{HT} – выбранное количество нижних уровней вейвлет-разложения изображения I , на которых осуществляется адаптация с помощью выбранного распределения ошибки квантования; $0 < J_{HT} \leq J_{\max}$.

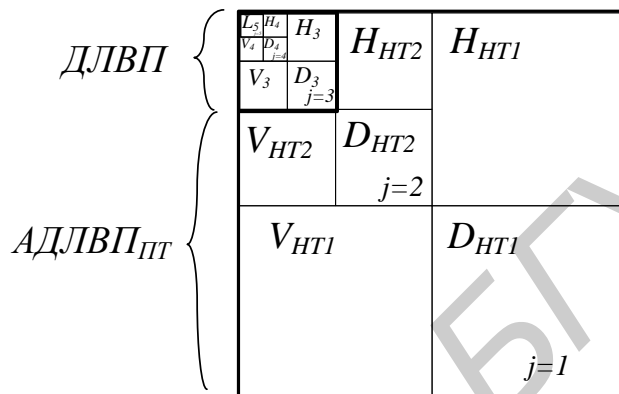


Рис. 3. Вейвлет-матрица на основе АДЛВП_{ПТ} при $J_{HT} = 2$ и $J_{\max} = 5$

Изображение I , восстановленное с помощью АДЛВП_{ПТ}, может быть представлено в виде

$$I(m, n) = \sum_{u,v} s_{J_{\max}(u,v)} U_{J_{\max}(u,v)}^{(L)}(m, n) + \sum_{SB} \sum_{J_{HT} < j < J_{\max}} \sum_{u,v} d_{j(u,v)}^{(SB)} P_{j(u,v)}^{(SB)}(m, n) + \dots \quad (8)$$

$$\dots + \sum_{SB_{HT}} \sum_{j \leq J_{HT}} \sum_{u,v} d_{HTj(u,v)}^{(SB_{HT})} P_{HTj(u,v)}^{(SB_{HT})}(m, n)$$

где $U_{J_{\max}(u,v)}^{(L)} = U_{J_{\max},u}(m)U_{J_{\max},v}(n)$, $P_{j(u,v)}^{(SB)}$ – двумерные сепарабельные вейвлет лифтинг-операции стандартного вейвлет-преобразования; $P_{HTj(u,v)}^{(SB_{HT})}$ – двумерные сепарабельные вейвлет лифтинг-операции адаптивного вейвлет-преобразования j -го уровня ($0 \leq j < J_{HT}$) разложения для вычисления $d_{HTj(u,v)}^{(SB_{HT})}$ вейвлет-коэффициентов пространственно-частотных поддиапазонов

$$SB_{HT} = \{H_{HT}, V_{HT}, D_{HT}\} \cdot \left\{ \left\{ s_{J_{\max}(u,v)} \right\} \cup \left\{ d_{j(u,v)} \right\}_{J_{HT} < j < J_{\max}} \cup \left\{ d_{HTj(u,v)} \right\}_{j < J_{HT}} \right\},$$

$$\left\{ L_{J_{\max}} \right\} \cup \left\{ H_{J_{\max}-1}, V_{J_{\max}-1}, D_{J_{\max}-1}, \dots, H_{J_{HT}+1}, V_{J_{HT}+1}, D_{J_{HT}+1} \right\} \cup \dots$$

$$\dots \cup \left\{ H_{HTj_{HT}}, V_{HTj_{HT}}, D_{HTj_{HT}}, \dots, H_{HT1}, V_{HT1}, D_{HT1} \right\}.$$

Для предварительной обработки, определяющей степень значимости пикселей для адаптации лифтинг-операции предсказания, предлагаются четыре новые маски с учетом характеристики зрительной системы человека, которая состоит в том, что она мало воспринимает информацию, распределенную на диагональных направлениях. В связи с этим ошибка квантования распределяется по диагональным соседним пикселям с помощью предложенных масок (рис. 4).

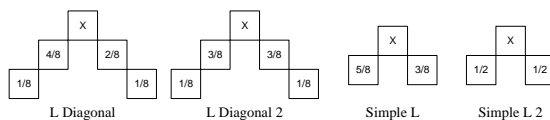


Рис. 4. Предложенные маски распределения ошибки квантования

Результаты моделирования

Для оценки эффективности предложенного метода были использованы тестовые изображения «Lena», «Barbara», «Mandrill», «France» (рис. 5, *a*) размером 512×512 , вейвлет-функции Хаара, Биор5/3, Биор7/5, бинарной и Биор9/7 для вычисления вейвлет-коэффициентов на высших уровнях без адаптации. Кроме того, для предварительной обработки были использованы маски распределения ошибки квантования «Floyd», «Jarvis», «Stucki», «Burkes», «Sierra2», «Sierra 24A», «Sierra 3», «False Floyd», «Simple Diagonal», «Simple Horizontal», «Simple L Diagonal», «Simple L Diagonal 2» (рис. 5, *б*), «L Diagonal» и «L Diagonal 2».

Результаты моделирования предложенного алгоритма с адаптацией (рис. 5, рис. 6) и без адаптации (рис. 8) показывают его эффективность при коэффициентах сжатия от 2 до 11.

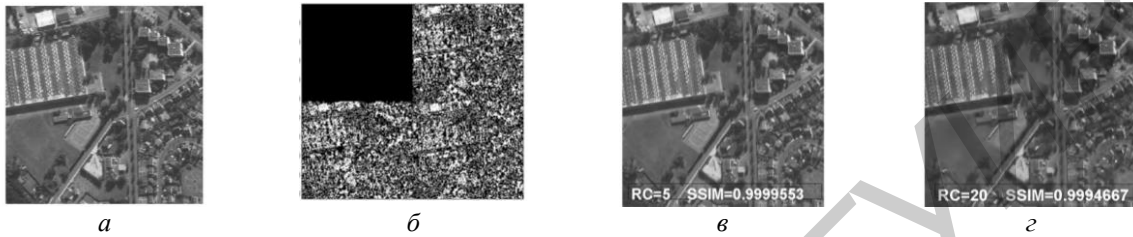


Рис. 5. Сжатие *a* – тестового изображения «France» размером 512×512 с использованием маски «Simple L Diagonal 2» для получения *б* – бинарного растриванного изображения при коэффициентах сжатия *в* – $RC = 5$ и *г* – $RC = 20$

Сравнительный анализ эффективности предложенного алгоритма для различных масок распределения ошибки квантования по критерию среднего качества восстановленного изображения относительно коэффициента сжатия представлен на рисунках (рис. 6 и 7).

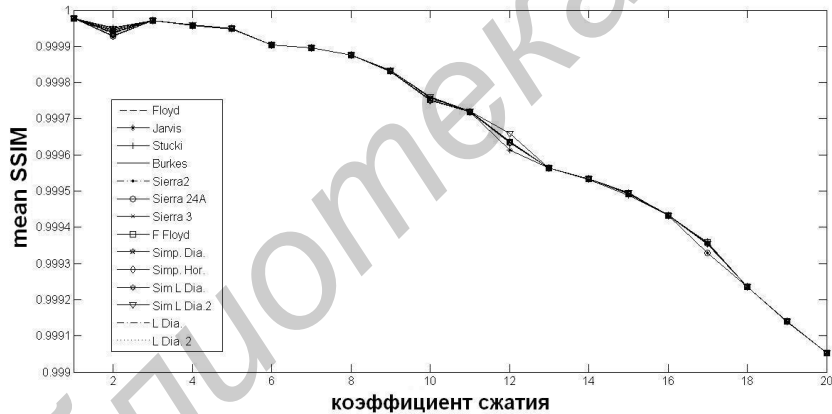


Рис. 6. Оценка среднего качества SSIM восстановленного изображения с использованием предложенного алгоритма



Рис. 7. Фрагмент оценки среднего качества SSIM восстановленного изображения с использованием предложенного алгоритма

Из рис. 7 видно, что алгоритмы, которые используют маски «Jarvis» и «Simple L Diagonal 2» являются эффективными алгоритмами по критерию среднего качества восстановленного изображения. Для обеспечения компромисса между быстродействием и качеством восстановленного изображения целесообразно использовать «Simple L Diagonal 2» (рис. 4).

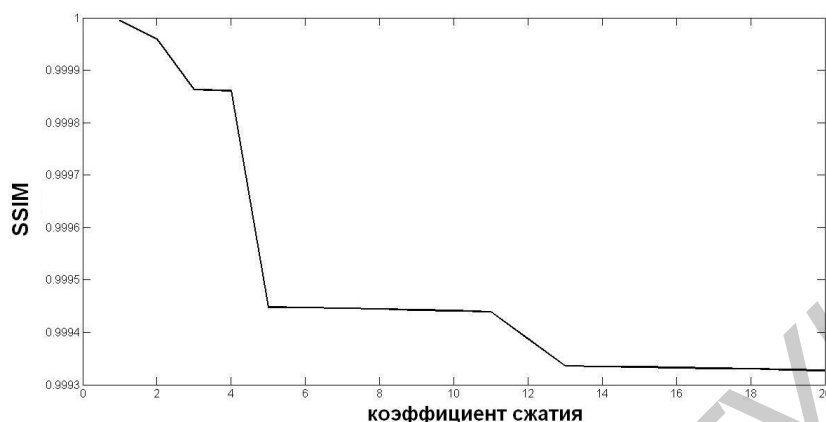


Рис. 8. Оценка качества SSIM восстановленного изображения с использованием стандартного вейвлет-преобразования 5/3

Заключение

Предложен алгоритм вычисления адаптивного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования, основанный на адаптивном предсказании детализирующих вейвлет-коэффициентов, учитывающем распределения единичных пикселей бинарного растрированного изображения в пределах детализирующих поддиапазонов для минимизации количества незначимых детализирующих коэффициентов и увеличения количества нулевых вейвлет-коэффициентов. Предложена маска диагональных весовых коэффициентов для формирования бинарного растрированного изображения, позволяющая достичь компромисса между быстродействием и качеством восстановленного изображения.

Определено, что данный алгоритм относится к классу алгоритмов, обеспечивающих сжатие данных почти без потерь. При этом значение коэффициента сжатия при использовании этого алгоритма достигает 5, а качество восстановления $SSIM = 0,9999553$ (близко к оригиналу).

AN ALGORITHM OF ADAPTIVE LIFTING WAVELET TRANSFORM COMPUTATION BASED ON PREDICTION ERROR DIFFUSION

L.A. RUIZ, A.A. BORISKEVICH

Abstract

An algorithm of adaptive lifting wavelet transform computation based on adaptive prediction of the detail wavelet coefficients, with using subbands halftone image obtained from the original grayscale is proposed. The results of an algorithm modeling show that it provides near lossless compression due to processing of insignificant coefficients defined by quantization error diffusion procedure.

Список литературы

1. Сэломон Д. // Сжатие данных. М., 2004.
2. Sweldens W. // Proc. of SPIE. 1995. Vol. 2569. P. 68–79.
3. Kang H. R. // SPIE Optical Engineering Press. New York. 1999. P. 178–207.
4. Bayer B. E. // Rec. IEEE Conf. ICC. 1973. Vol. 26. P. 11–15.
5. Floyd R. W., Steinberg L. // SID Int. Sym. Digest of Tech. 1975.