

СЖАТИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ КОМПЕНСАЦИИ КОНТУРОВ ПРИ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИИ

Введение. Технологии хранения и доставки информации в виде изображений стали нормой нашей повседневной жизни.

Колоссальная избыточность такого рода информации давно уже сделала ее традиционным объектом научного штурма, цель которого — найти пути к освобождению от этой избыточности [1–6]. Особенно быстрый период развития этих технологий наблюдается в последнее десятилетие, когда были созданы новые высокоэффективные форматы хранения графических данных, основанные на методах вейвлет-преобразований и автоматической сегментации [7–12]. Примером такого подхода является формат DjVu компрессии, в котором изображение разделяется на контур (передний план) и фон (задний план), которые кодируются соответственно JB2 и IW44 методами. JB2 — модификация факсимильного стандарта JBIG2, а IW44 использует вейвлет-прогрессивные методы, равнозначные JPEG-2000 в отношении шумового коэффициента, но декодер которого более эффективен, занимает меньше памяти и оптимизирован для более быстрой работы. Однако этот формат сложен в реализации и ему присущи недостатки параметрических моделей кластер-анализа. Также очевидно, что исследователи приближаются к пределу эффективности сжатия изображений и в теории и на практике остается все меньше потенциала, содержащегося в этой области. Поэтому весьма актуальна задача исследования новых схем сжатия, которые сегодня или в ближайшем будущем позволят получить весомые результаты в кодировании изображений.

В данной работе авторы развивают и модифицируют метод сжатия изображений с помощью многомасштабной компенсации контуров (Multi Scale Edge Compensation — MSEC) или, другими словами, на основе компенсации контуров при вейвлет-преобразовании. Этот метод является существенной модернизацией вейвлет-сжатия, основанного на быстром алгоритме Малла [13, 14]. MSEC-метод можно отнести к технике кодирования изображений второго поколения, которая основывается на интеллектуальных методах сегментации и автоматической классификации изображений [8, 15, 16].

Вейвлет-преобразование дискретных сигналов. Алгоритм Малла. Вейвлет-преобразование дискретных сигналов основано на многомасштабном анализе — разложении сигналов конечной энергии, определенных на числовой оси, по ортонормированному (или биортогональному) очень специальному базису в пространстве $L^2(\mathbb{R})$. Этот базис, элементы которого называются вейвлетами, обладает следующими замечательными свойствами.

1. Каждый вейвлет-базис порождается всего одной функцией $\psi(t)$ и состоит из ее масштабных преобразований, кратных числу 2, и целочисленных сдвигов по координатам:

$$\psi_{ij}(t) = 2^{-j/2} \psi\left(\frac{t}{2^j} - i\right), \quad i, j = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

Здесь индекс j определяет масштаб вейвлета, i — его расположение, а множитель $2^{-j/2}$ нужен для нормировки.

2. Порождающая функция $\psi(t)$, а значит, и каждый вейвлет $\psi_{ij}(t)$ локализованы в пространстве, в отличие, например, от экспонент, используемых в рядах Фурье. Это свойство объясняет название: «вейвлет» переводится как «маленькая волна».

3. Возможность конструировать порождающую функцию, а это основная задача математической теории вейвлетов, позволяет получить симметричные гладкие вейвлеты с большим числом нулевых моментов: $M_n = \int_{-\infty}^{\infty} t^n \psi(t) dt$, $n = 0, 1, \dots$

Масштабируемость и пространственная однородность вейвлет-базиса позволили Малла определить преобразование дискретных сигналов, тесно связанное с вейвлет-базисом, а также указать для этого простую и эффективную в вычислительном смысле рекуррентную процедуру [14].

Пусть задан дискретный сигнал $\{x_i\}$, определенный на множестве целых чисел i . Малла исходит из так называемой масштабной функции $\varphi(t)$, которая задает порождающую вейвлет-базис функцию $\psi(t)$. В простейшем случае масштабная функция — это «ступенька», равная единице на интервале $[0, 1)$ и нулю во всех остальных точках числовой оси. Такой масштабной функции соответствует вейвлет Хаара. По сути алгоритм Малла дает разложение по вейвлет-базису функции $x_0(t) = \sum_i c_i^0 \varphi\left(\frac{t}{2^0} - i\right)$, где $c_i^0 = x_i$. Считается, что эта функция имеет (относительно $\varphi(t)$) масштаб 0.

На первом шаге алгоритма вычисляются коэффициенты $\{d_i^0\}$ разложения функции $x_0(t)$ по вейвлетам масштаба $j = 0$. Остаток $x_1(t) = x_0(t) - y_0(t)$, где $y_0(t) = \sum_i d_i^0 \psi_{i0}(t)$, уже не содержит вейвлеты масштаба 0, т.е. является функцией масштаба 1 и, следовательно, представим в виде $x_1(t) = \sum_i c_i^1 \varphi\left(\frac{t}{2^1} - i\right)$.

Второй шаг алгоритма отличается от первого только тем, что роль исходного сигнала $x_0(t)$ играет остаток $x_1(t)$ масштаба 1. Далее находят коэффициенты $\{d_i^1\}$ разложения функции $x_1(t)$ по вейвлетам масштаба $j = 1$, функцию $y_1(t) = \sum_i d_i^1 \psi_{i1}(t)$ и остаток $x_2(t) = x_1(t) - y_1(t)$, имеющий масштаб 2, и т.д.

Переход от коэффициентов $\{c_i^n\}$ к коэффициентам $\{c_i^{n+1}\}$ и $\{d_i^{n+1}\}$ на n -м шаге алгоритма осуществляется по формулам

$$d_i^{n+1} = \sum_k g_k c_{2i+k}^n \quad \text{и} \quad c_i^{n+1} = \sum_k h_k c_{2i+k}^n, \quad (1)$$

где конечные наборы чисел $h = \{h_k\}$ и $g = \{g_k\}$, связанные соотношением $g_i = (-1)^i h_{-i}$, взаимно-однозначно определяются масштабной функцией и называются соответствующими ей квадратурными зеркальными фильтрами.

Отметим, что применение фильтра h к функции $x_n(t)$ дает функцию $x_{n+1}(t)$ с характерным масштабом изменения, вдвое большим, чем у $x_n(t)$. Таким обра-

зом, фильтр h выделяет из сигнала $x_n(t)$ низкочастотную составляющую $x_{n+1}(t)$, а фильтр g — высокочастотную: $y_{n+1}(t)$. Из приведенных формул следует, что в соответствии с разделением частотного диапазона на две равные части количество коэффициентов для каждого диапазона уменьшается вдвое. Так что на каждом шаге алгоритма Малла суммарное количество коэффициентов $\{c_i^{n+1}\}$ и $\{d_i^{n+1}\}$ совпадает с количеством коэффициентов $\{c_i^n\}$.

Зная коэффициенты разложения исходной функции $x_0(t)$ по вейвлет-базису до масштаба m и остаток $x_{m+1}(t)$, можно восстановить $x_0(t)$. Это делается пошагово с помощью рекуррентной формулы

$$c_i^n = \sum_k h_{i-2k} c_k^{n+1} + \sum_k g_{i-2k} d_k^{n+1}. \quad (2)$$

Формулы (1), (2) определяют прямое и обратное вейвлет-преобразование по алгоритму Малла.

Сказанное относится и к ортогональному вейвлет-базису. Но в целях увеличения количества нулевых моментов на практике чаще используется биортогональный вейвлет-базис.

В терминах алгоритма Малла это означает, что имеется две пары квадратурных зеркальных фильтров $h = \{h_k\}$, $g = \{g_k\}$, и $\tilde{h} = \{\tilde{h}_k\}$, $\tilde{g} = \{\tilde{g}_k\}$, первая используется в формулах разложения (1), вторая — в формуле восстановления, аналогичной (2),

$$c_i^n = \sum_k \tilde{h}_{i-2k} c_k^{n+1} + \sum_k \tilde{g}_{i-2k} d_k^{n+1}. \quad (3)$$

Фильтры h и \tilde{h} имеют сравнительно простую аналитическую форму в терминах их преобразований Фурье $h(\omega)$ и $\tilde{h}(\omega)$. Коэффициенты этих фильтров (см. ниже) находятся численным образом с помощью обратного преобразования Фурье. Обычно используется следующее семейство фильтров:

$$\tilde{h}_{n,m}(\omega) = \sqrt{2} \left(\frac{1 + e^{i\omega}}{2} \right)^n; \quad h_{n,m}(\omega) = \sqrt{2} \left(\frac{1 + e^{i\omega}}{2} \right)^{2m-n} P_m \left(\sin^2 \frac{\omega}{2} \right) e^{-im\omega}, \quad (4)$$

где $P_m(x) = \sum_{s=0}^{m-1} C_{m-1+s}^s x^s$ — многочлен Дебеша.

Эти фильтры симметричны, а соответствующие им разлагающие вейвлеты имеют достаточно нулевых моментов, число которых увеличивается с ростом параметра n . Гладкость восстанавливающих вейвлетов повышается при увеличении параметра m . Увеличение параметров сопровождается усложнением поведения вейвлета и соответственно ростом длины фильтра.

Для вейвлет-преобразования изображений, когда входной сигнал имеет два индекса, т.е. представляет собой матрицу, одномерное вейвлет-преобразование применяется сначала к каждой строке, а затем — к полученным столбцам. Это показано на рис. 1.

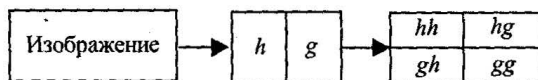


Рис. 1

Первый прямоугольник представляет собой исходное изображение, второй — два прямоугольника, вдвое меньшей ширины, полученные применением фильтров h и g к каждой строке изображения. И наконец, третий квадрат состоит из четырех равных прямоугольников, полученных из прямоугольников h и g применением этих фильтров к каждому столбцу. Это первый шаг алгоритма Малла для изображений. Прямоугольники hg , gh и gg , содержащие высокочастотную часть изображения, запоминаются, а к прямоугольнику hh , содержащему низкочастотную часть изображения, применяются фильтры так же, как к исходному изображению, и т.д.

Метод многомасштабной компенсации контуров (Multi-Scale Edge Compensation — MSEC). Сжатие изображения при вейвлет-преобразовании в основном осуществляется за счет исключения избыточной информации, связанной с гладкостью изображения. В общем случае, по крайней мере, на первом-втором шагах алгоритма Малла, высокочастотные прямоугольники hg , gh и gg содержат много малых значений, их можно при восстановлении без ущерба для качества изображения заменить нулями или записать более короткими словами. Чем глаже изображение, тем меньше информации содержится в высокочастотных прямоугольниках и тем лучше сжатие. По этой же причине сжатие улучшается, если использовать вейвлет с большим числом нулевых моментов. Однако фильтры, отвечающие таким вейвлетам, очень длинные, что резко увеличивает необходимое количество арифметических операций. Поэтому совершенно естественна идея, из которой, по-видимому, исходили авторы метода MSEC. Если заранее из изображения удалить резкие перепады яркости и сохранить их отдельно, то оставшаяся часть изображения будет сжиматься очень хорошо.

Совокупность точек, в которых имеются большие перепады яркости, принято называть эскизом, или контуром изображения. Это наиболее информативная для глаза человека часть изображения. Оставшуюся после выделения контура часть изображения называют фоном. При этом совершенно ясно, что если контур удален из изображения, то высокочастотные прямоугольники почти не содержат информации, поэтому и нет необходимости вычислять входящие в них коэффициенты.

Алгоритм MSEC-разложения строится таким образом.

1. Разделить изображение на фон и контур и сохранить последний.
2. Провести вейвлет-преобразование фона, используя только вторую из формул (1). В результате останется только низкочастотный прямоугольник hh .

Эта процедура рекуррентно применяется теперь к прямоугольнику hh как к исходному изображению. Результат одного шага разложения показан на рис 2.

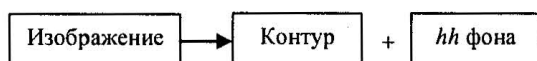


Рис. 2

При восстановлении на каждом шаге нужно:

- 1) провести обратное вейвлет-преобразование фона с помощью формулы

$$c_i^n = \sum_k \tilde{h}_{i-2k} c_k^{n+1}, \quad (5)$$

которая совпадает с формулой восстановления (3) при нулевых высокочастотных коэффициентах;

- 2) добавить соответствующий сохраненный контур.

Выделение контура. Из описания алгоритма MSEC следует, что при разложении фона и его восстановлении выполняется значительно меньше арифметиче-

ских операций, чем при стандартных прямом и обратном вейвлет-преобразованиях. Остается главный вопрос: «как разделить изображение на контур и фон?».

В [13] авторы MSEC описывают (но не приводят) весьма сложный алгоритм выделения контура, который, по-видимому, является их «ноу-хау». Например, они делят контуры на два типа — импульсные и ступенчатые — и по-разному их обрабатывают. В настоящей работе предлагается очень простой, быстрый и достаточно эффективный способ выделения контуров.

Пусть задано изображение $\{x_{ij}\}$. Рассмотрим преобразование H типа гауссиана, действующее по правилу: $H\{x_{ij}\} = \{\xi_{ij}\}$, где $\xi_{ij} = (x_{i-1,j} + x_{i+1,j} + x_{i,j-1} + x_{i,j+1})/4$ (рис. 3).

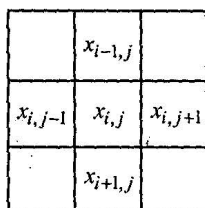


Рис. 3

Преобразование H — симметричный (по координатам i и j) низкочастотный фильтр, так как сглаживает перепады яркости в изображении. Точнее если точки, приведенные на рис. 3, лежат примерно в одной плоскости, то яркости x_{ij} и ξ_{ij} мало отличаются. Если же поверхность, проходящая через эти точки, сильно изогнута, что является признаком контура, то различие в яркости x_{ij} и ξ_{ij} может быть значительным. В первом случае высокочастотный фильтр g , соответствующий вейвлету, у которого равны нулю хотя бы первые два момента, не даст значимого вклада в высокочастотные компоненты изображения. Во втором — вклад может быть большим. Поэтому во втором случае точку (i, j) нужно считать принадлежащей контуру и для получения фона изменить значение x_{ij} яркости в ней. Соответствующее изменение нужно запомнить. Таким образом, после обработки всех точек изображения получим контур. Опишем это более формально.

Пусть Δ — задаваемое положительное число, о величине которого сказано ниже. Положим

$$\begin{aligned}
 y_{ij} &= x_{ij}, \quad z_{ij} = 0, \quad \text{если } |x_{ij} - \xi_{ij}| < \Delta, \\
 y_{ij} &= \xi_{ij}, \quad z_{ij} = x_{ij} - \xi_{ij}, \quad \text{если } |x_{ij} - \xi_{ij}| \geq \Delta.
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

Исходное изображение $\{x_{ij}\}$ представлено теперь в виде суммы двух изображений: $\{y_{ij}\}$ и $\{z_{ij}\}$, в том смысле, что

$$x_{ij} = y_{ij} + z_{ij}. \tag{7}$$

Изображение $\{y_{ij}\}$ более гладкое, чем исходное, и его естественно назвать фоном. Изображение $\{z_{ij}\}$ соответственно содержит контур.

Формулы (6) конкретизируют п. 1 алгоритма MSEC-разложения, а формула (7) — п. 2 алгоритма MSEC-восстановления.

В указанной простой схеме есть два момента, требующие обсуждения — выбор параметра Δ и выбор гауссиана. Начнем с первого.

Чем меньше величина параметра Δ , тем глаже получается фон, но больше ненулевых значений в контуре. Для лучшего сжатия недопустимы обе крайности:

при большом Δ фон не отличается от исходного изображения, а при малом — контур содержит слишком много деталей. Оптимум находится посередине и зависит как от сжимаемого изображения, так и от количества нулевых моментов у используемого вейвлета. Можно рекомендовать следующее эвристическое правило.

Число ненулевых значений в контуре должно составлять 3–5 % от числа пикселей в изображении.

Ясно, что это правило легко включить в алгоритм так, чтобы параметр Δ автоматически определялся в зависимости от изображения, причем отдельно на каждом шаге MSEC-разложения.

С помощью выбора гауссиана, содержащего больше точек, чем приведенный выше, или расположенных по-другому, можно отслеживать границы различных типов и обрабатывать их в отдельности. Такое усовершенствование алгоритма приведет к его значительному усложнению, но, возможно, даст преимущества в сжатии.

Для сжатия изображений, по-видимому, бессмысленно использовать больше трех шагов алгоритма MSEC, так как на третьем шаге фон становится в 64 раза меньше исходного изображения, и дальнейшая его обработка слабо влияет на общий результат сжатия. Кроме фона после третьего шага сохранены три контура: первый контур того же размера, что и исходное изображение, второй — в четыре раза меньше, и третий — меньше в 16 раз. Фактически имеется три изображения с суммарным количеством пикселей, превосходящим по этому параметру исходное изображение. Однако в них находится только около 3–5 % ненулевых значений, поэтому контуры, считанные, например, построчно в одномерный массив, очень хорошо сжимаются энтропийными методами кодирования.

Практическая реализация алгоритма. Для получения количественных и качественных показателей эффективности обработки (кодирования) изображений рассмотрим две схемы, использующие вейвлет-преобразование исходных данных парой биортогональных фильтров — алгоритм Малла (рис. 4) и одним фильтром с многомасштабной компенсацией контуров — MSEC (рис. 5). Необходимо отметить, что вычисление вейвлет-коэффициентов в обоих случаях проводилось одной парой фильтров, полученной согласно выражению (4) при заданных параметрах $n = 3$ и $m = 9$.

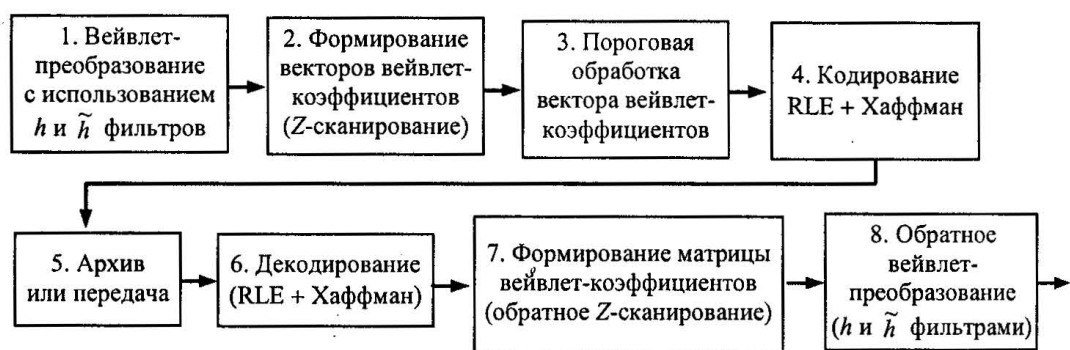


Рис. 4

Кратко рассмотрим алгоритмы работы предлагаемых методов кодирования изображения. Так после первого шага работы схемы, представленной на рис. 4, получим плоскость вейвлет-коэффициентов, с размещением, представленным на рис. 1. Необходимо заметить, что при данном подходе к кодированию изображений размерность исходного изображения полностью совпадает с размерностью плоскости вейвлет-коэффициентов.

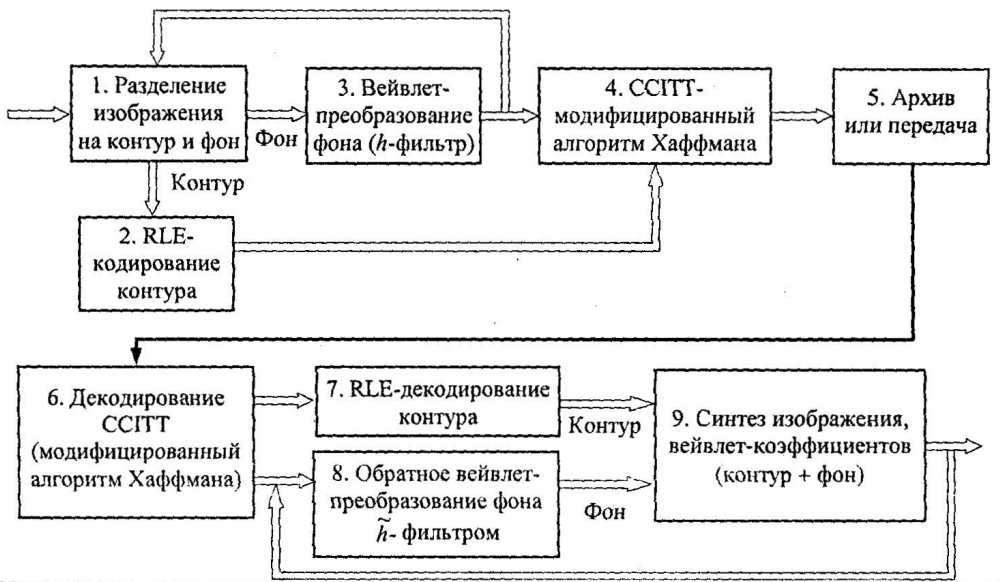


Рис. 5

После нахождения вейвлет-коэффициентов при заданной «глубине погружения» (D) целесообразно перейти от матричной формы представления данных к векторной (блок 2 в схеме кодирования изображен парой ортогональных фильтров (h и \tilde{h}), см. рис. 4).

В силу того, что после каждого шага преобразования качественный состав коэффициентов остаточного члена меняется, возникает необходимость учета расположения коэффициентов, полученных на предшествующих шагах преобразования (погружения). Для последовательного расположения коэффициентов, полученных на различных этапах погружения, целесообразно использовать методику считывания вейвлет-коэффициентов в вектор с помощью Z -сканирования [12].

После Z -считывания коэффициентов (блок 2 схемы на рис. 4) получим последовательность отсчетов следующего вида (рис. 6)

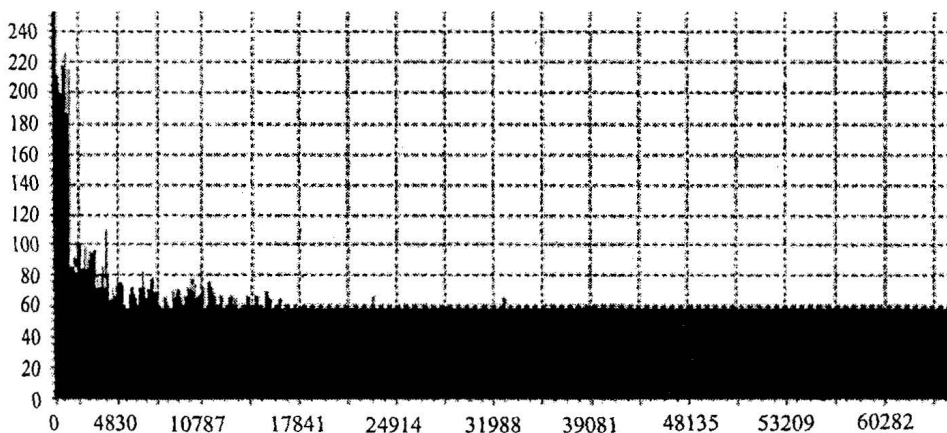


Рис. 6

Как видно, из рис. 6, такой подход полностью оправдан с точки зрения получения более равномерного распределения коэффициентов. Это обстоятельство позволяет в дальнейшем эффективнее использовать методы компрессии данных без потерь после пороговой обработки вектора вейвлет-коэффициентов. Пороговая обработка, реализованная в блоке 3 схемы кодирования изображений парой биортогональных фильтров (h и \tilde{h}) (см. рис. 4) при формировании вейвлет-коэффициентов, предназначена для получения более равномерного распределения зна-

чений отсчетов после Z-сканирования. Данная операция обеспечивает получение заданного коэффициента сжатия. После пороговой обработки последовательность вейвлет-коэффициентов поступает на вход блока 4 в схеме на рис. 4, где реализованы энтропийные методы кодирования, основанные на алгоритме группового кодирования (RLE) и модифицированном алгоритме Хаффмана (ССИТ). Восстановление изображений проводится в обратном порядке (см. рис. 4).

Алгоритм разложения изображений, реализованный в схеме кодирования изображений одним фильтром (h) и компенсацией контуров в плоскости вейвлет-коэффициентов (MSEC) рис. 5, схематично представлен на рис. 7, 8.

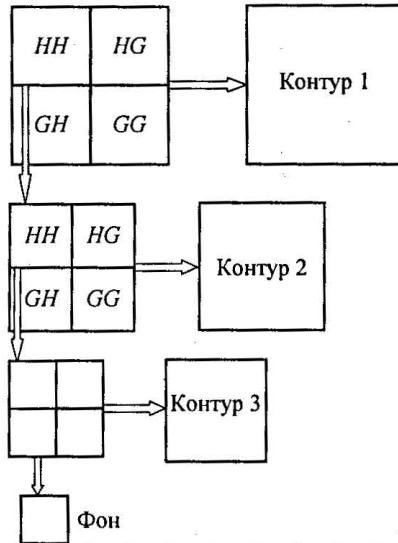


Рис. 7

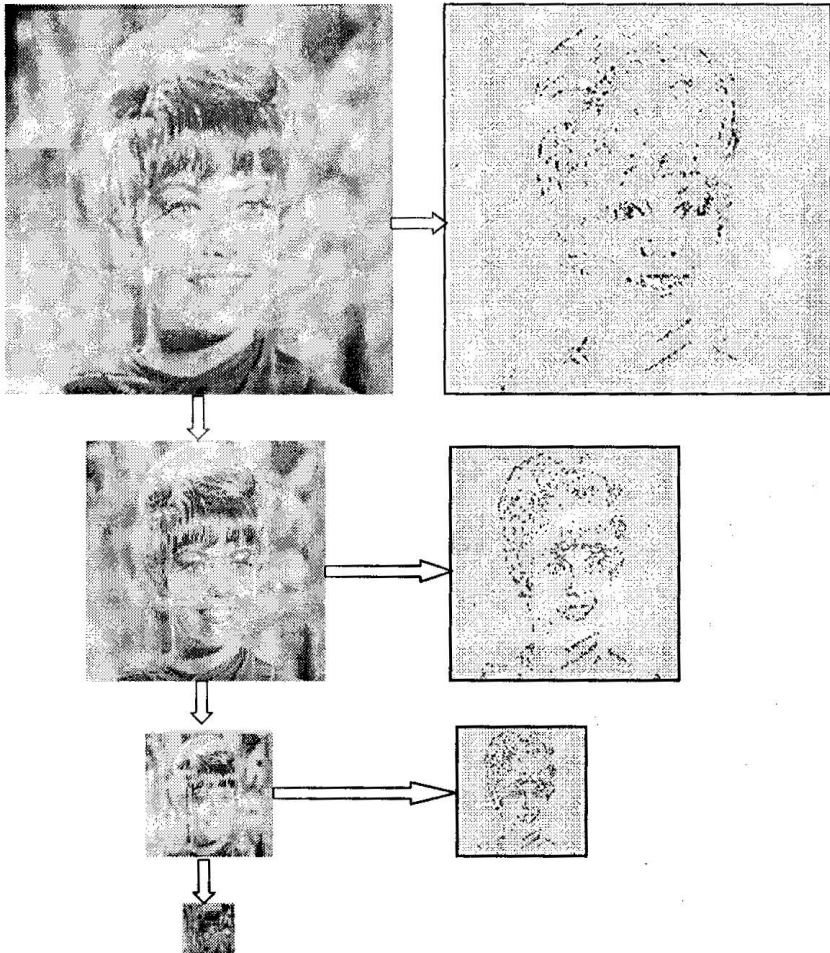


Рис. 8

Сравнительная оценка вычислительных затрат алгоритмов Малла и MSEС. Для сравнительного анализа и расчета объема вычислений в схеме кодирования MSEС (см. рис. 5) и схеме обработки изображений алгоритмом Малла (см. рис. 4) приведем некоторые допущения.

1. Найдем относительный показатель вычислительных затрат в виде коэффициента, который определяет, во сколько раз сократилось количество операций при выполнении процедуры свертки изображения с одним фильтром h (MSEС) и двумя ортогональными фильтрами h и g (Малла);

2. Для простоты сначала найдем относительный коэффициент эффективности вычислений для равных и симметричных фильтров с параметрами $N = 1$, $M = 1$. В этом случае согласно выражению (4) получим пару биортогональных фильтров для вычисления вейвлетов Хаара;

3. Далее определим, каким образом влияет длина разлагающих и восстанавливающих фильтров на объем вычислений при сравнении схем кодирования изображений с одним фильтром h или парой биортогональных фильтров h и g .

Структура размещения вейвлет-коэффициентов на плоскости изображения после кодирования алгоритмом Малла при одном шаге разложения представлена на рис. 1. Также оговорим размер исходного изображения: будем считать, что количество строк соответствует количеству столбцов в матрице изображения и равно N . Сначала определим выигрыш в объеме вычислений при использовании биортогональных фильтров для получения вейвлетов Хаара, которые в данном случае равны между собой, т.е. $h = g$.

Для вычисления области вейвлет-коэффициентов HH фильтру h требуется выполнить операцию свертки на N строках исходного изображения и на $(N/2)$ столбцах (см. рис. 1). Аналогичным образом запишем количество строк и столбцов, необходимых для построения остальных областей вейвлет-коэффициентов при разложении изображения согласно алгоритму Маала:

$$\begin{aligned} HH &= N_{\text{row}} + (N/2)_{\text{column}}; & HG &= (N/2)_{\text{column}}; \\ GG &= N_{\text{row}} + (N/2)_{\text{column}}; & GH &= (N/2)_{\text{column}}. \end{aligned} \quad (8)$$

Разложение и восстановление изображений методом MSEС проводится согласно второму выражению в формуле (1) и выражению (5) при условии, что $g = \tilde{h}$. Для вычисления относительного коэффициента количества операций алгоритма Малла и алгоритма MSEС необходимо использовать следующие отношения:

$$\begin{aligned} \text{а) } K &= (HH + HG + GG + GH) / HH \text{ — при разложении изображения,} \\ \text{б) } K &= (HH + HG + GG + GH) / GG \text{ — при восстановлении изображения.} \end{aligned} \quad (9)$$

Заменим соответствующие члены этого выражения значениями, полученными в (8). В силу того, что изображение имеет равное количество строк и столбцов, можно сократить соответствующие члены:

$$K = \frac{2(N + (N/2)) + 2(N/2)}{N + (N/2)} = \frac{4N}{1,5N} = 2,6(6). \quad (10)$$

Поскольку фильтры h и g равны, следует, что обе схемы (см. рис. 4 и рис. 5) при вычислении вейвлет-коэффициентов Хаара симметричны. По вычислительным затратам алгоритм MSEС имеет преимущество в 2,6 раза, перед схемой кодирования алгоритмом Маала, как при разложении, так и при восстановлении изображений.

Количество операций при вычислении вейвлет-коэффициентов с использованием пары биортогональных фильтров h и g будет определяться длиной фильтра h и длиной фильтра g ($g = \tilde{h}$). При заданных параметрах ($N = 3$ и $M = 9$) длина фильтра h равна 4, а длина фильтра g — 32 отсчета. Поэтому в выражении (8), где вычисляются области вейвлет-коэффициентов с применением фильтра g , необходимо поставить дополнительный множитель, равный отношению длины фильтра g к длине фильтра h (в данном случае этот множитель равен $8 = 32 : 4$). Таким образом, выражение (8) и выражение (10) соответственно приобретают вид

$$HH = N_{\text{row}} + (N/2)_{\text{column}}; HG = 4N_{\text{column}}; \quad (11)$$

$$GG = 8(N_{\text{row}} + (N/2)_{\text{column}}); GH = 4N_{\text{column}};$$

$$K = \frac{9(N + (N/2)) + 8N}{N + (N/2)} = \frac{21,5N}{1,5N} = 14,3(3). \quad (12)$$

При восстановлении изображения используется выражение (9, б):

$$K = \frac{9(N + (N/2)) + 8N}{8(N + (N/2))} = \frac{21,5N}{12N} = 1,79. \quad (13)$$

По результатам расчетов можно сделать вывод, что количество операций при использовании схемы с многомасштабной компенсацией контуров (см. рис. 5) при вычислении вейвлетов Хаара меньше, чем при использовании алгоритма Малла (см. рис. 4) в 2,6 раза, как при восстановлении, так и при разложении исследуемых изображений. При использовании пары биортогональных фильтров h и g выигрыш в количестве операций, согласно выражениям (12) и (13), составит:

- при разложении изображения 14,3;
- при восстановлении изображения 1,79.

Таким образом, очевидно, что алгоритм с многомасштабной компенсацией контуров MSEC асимметричен, а коэффициент асимметрии приблизительно равен отношению длины фильтра g к длине фильтра h . Это свойство можно использовать для предварительной оценки асимметричности работы алгоритма MSEC при формировании определенной пары биортогональных фильтров по выражению 4.

Качественная и количественная оценка степени сжатия изображений. Для оценки эффективности алгоритмов и расчета показателей качества различных преобразований из библиотеки стандартных изображений (<http://www.icsl.ucla.edu>) выбрано изображение в формате *.bmp, представленное файлом Zelda.bmp с параметрами: размер 256×256 точек, глубина цвета 8 бит в градации серого, исходный объем файла 65536 Б. Изменение коэффициента сжатия (K_{compr}) — отношение количества двоичных знаков на входе технологической цепочки кодирования к количеству этих знаков, полученных на выходе этой цепочки, оценивалось в зависимости от среднеквадратической ошибки (СКО) восстановленного изображения после соответствующего преобразования. Причем соответствующим интервалам значений СКО субъективно присвоены значения: отлично, хорошо, удовлетворительно и плохо. Эти оценки позволяют с достаточной точностью говорить о качестве визуального восприятия изображения после его восстановления.

На рис. 9 представлена зависимость коэффициента сжатия K_{compr} от СКО (E) изображения Zelda.bmp при использовании алгоритма Малла (см. рис. 4), алгоритма MSEC (см. рис. 5) и алгоритма JPEG 2000, реализованного в коммерческом формате компанией производителем. При расчетах коэффициента сжатия алгоритмами Малла и MSEC использовалась одна пара биортогональных фильтров.

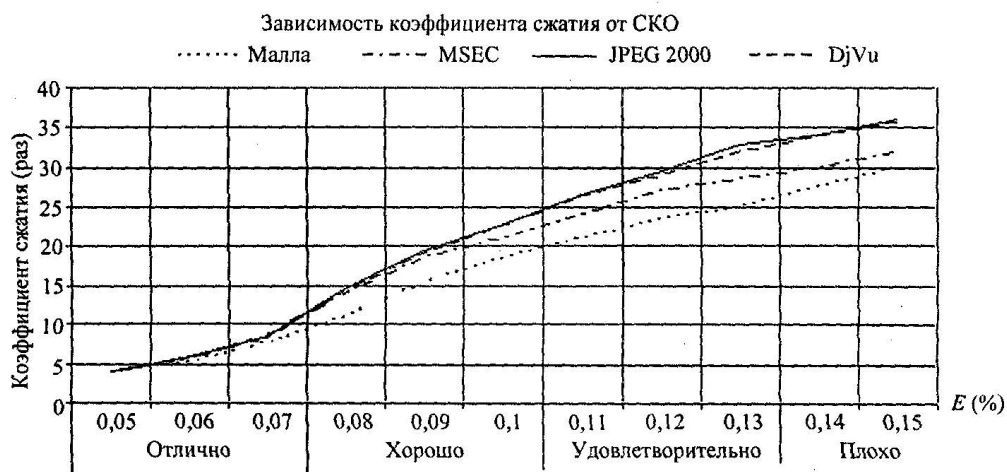


Рис. 9

Из рис. 9 следует, что на исследуемом отрезке значений ошибок, алгоритм многомасштабной компенсации контуров (MSEC) имеет преимущество перед алгоритмом Малла, который использует два фильтра при разложении и при восстановлении изображения. Так, при хорошем качестве ($E = 8-10\%$) коэффициент сжатия $K_{\text{сжмг}}$, полученный с использованием алгоритма MSEC, превосходит аналогичный показатель для алгоритма Малла в среднем на 15 %.

Однако на интервале СКО (E) — «отлично», когда ошибка имеет малые значения, коэффициент сжатия для всех алгоритмов практически одинаков, что еще в большей степени свидетельствует о преимуществах рассмотренного в работе алгоритма. Высокая эффективность формата JPEG 2000, в котором также используется вейвлет-преобразование изображений, объясняется более совершенными методами энтропийного кодирования и инженерными составляющими формата.

На рис. 10 представлены изображения, полученные при использовании алгоритмов MSEC и Малла для СКО = 11 % и коэффициентах сжатия MSEC 24 раза и Малла 22,5 раза соответственно, где a — оригинал изображения *Zelda.bmp*; b — результат кодирования MSEC; v — кодирование MSEC без контуров; z — контура MSEC при трех уровнях разложения; d — остаточный фон; e — кодирование алгоритмом Малла.

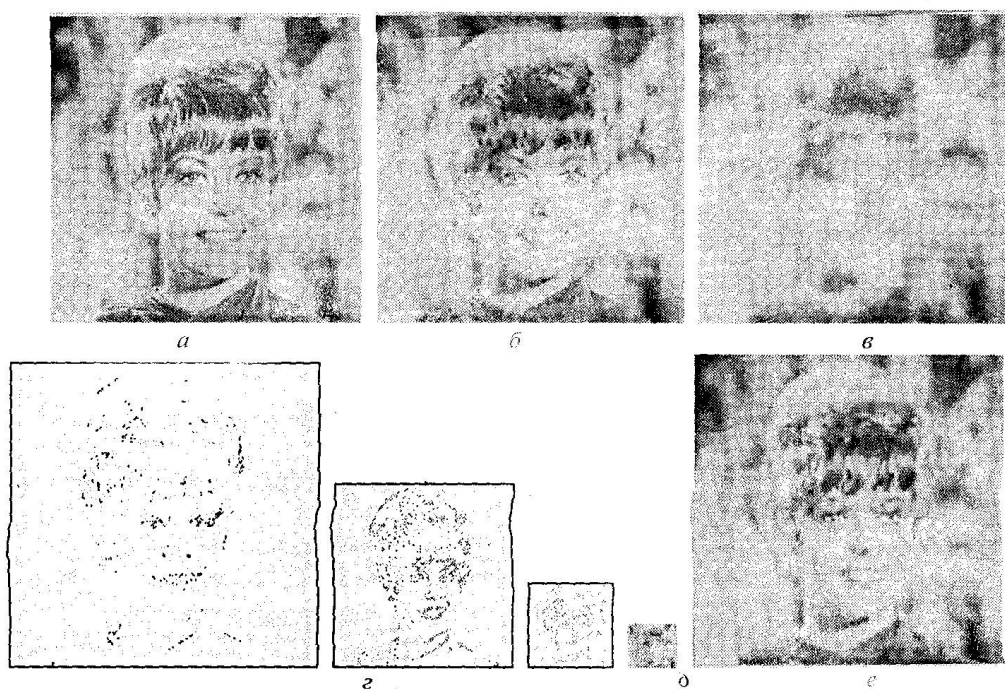


Рис. 10

Выводы. В результате проведенных исследований получены качественные и количественные оценки эффективности алгоритма сжатия изображений на основе MSEC, из которых следует, что использование алгоритма MSEC приводит к уменьшению количества операций при разложении и при восстановлении изображений по сравнению с алгоритмом вейвлет-анализа Малла, а также имеет некоторое преимущество в качестве кодирования. Особенно сказываются преимущества рассмотренного метода при малых ошибках (0,05 %) восстановления исходного изображения, даже по сравнению с коммерческими форматами. К ограничениям данного метода можно отнести тот факт, что MSEC не позволяет осуществить кодирование изображения без потерь, так как вейвлет-преобразованию подвергается только остаточный член, а не вся плоскость изображения.

В.Г. Иванов, М.Г. Любарский, Ю.В. Ломоносов

СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ КОМПЕНСАЦІЇ КОНТУРІВ ПРИ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННІ

Пропонується новий метод стиснення, що полягає в багатомасштабному поділі зображення на контур і фон. Виділення контуру здійснюється в кожному масштабі на основі симетричного низькочастотного фільтру, а фон представлено вейвлет-коефіцієнтами. Показано, що даний метод порівняно з вейвлет-перетворенням є більш швидким і дозволяє одержати більш високий коефіцієнт стиснення зображення.

V.G. Ivanov, M.G. Lubarskiy, Yu.V. Lomonosov

COMPRESSION OF THE IMAGES ON THE BASIS OF COMPENSATION OF CONTOURS AT WAVELET TRANSFORMATION

The new method of compression consisting in multiscale separation of the map on a loop and a hum noise is offered. Selection of a loop is carried out in each scale on the basis of a symmetric low-frequency filter, and the hum noise is represented by wavelet-factors. It is shown, that the given method, in comparison with wavelet conversion is faster and allows to receive higher aspect ratio of the map.

1. Харкевич А.А. Сравнение некоторых возможностей передачи простых рисунков // *Электросвязь*. — 1958. — № 44. — С. 44–47.
2. Лебедев Д.С., Цуккерман И.И. Телевидение и теория информации. — М.: Энергия, 1965. — 219 с.
3. Сокращение избыточности // *Тр. ИИЭР. Тематический вып.* — 1967. — 55, № 3. — С. 173.
4. Цифровое кодирование телевизионных изображений / И.И. Цуккерман, Б.М. Кац, Д.С. Лебедев, В.Г. Маковеев, С.В. Сардыка, Е.З. Сорока, В.А. Хлебородов, Н.Н. Шостацкий / Под ред. И.И. Цуккермана. — М.: Радио и связь, 1981. — 240 с.
5. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. — М.: Мир, 1982. — Кн. 2. — 480 с.
6. Методы передачи изображений. Сокращение избыточности / У.К. Прэтт, Д.Д. Сакрисон, Х.Г. Мусман и др. / Под ред. У.К. Прэтта: Пер. с англ. — М.: Радио и связь, 1983. — 264 с.
7. Х.Г. Мусман, П. Пириш, Х. Граллерт. Достижения в области кодирования изображений // *ТИИЭР*. — 1985. — 73, № 4. — С. 31–58.

8. *Kunt M., Ikonopoulos A., Kocher M.*, Second-Generation Image Coding Techniques // Proc. IEEE, Apr. 1985. — 73, N 4. — P. 549–574.
9. *Миано Дж.* Форматы и алгоритмы сжатия изображений в действии: Уч. пособ. — М. : Триумф, 2003. — 336 с.
10. *Уэлстид С.* Фракталы и вейвлеты для сжатия изображений в действии: Уч. пособ. — М. : Триумф, 2003. — 320 с.
11. *Сэлмон Д.* Сжатие данных, изображений и звука. — М. : Техносфера, 2004. — 368 с.
12. *Иванов В.Г., Любарский М.Г., Ломоносов Ю.В.* Фурье- и вейвлет-анализ изображений в плоскости JPEG-технологий // Проблемы управления и информатики. — 2004. — № 5. — С. 111–124.
13. *Xue X., Wu X.* Image representation based on multi-scale edge compensation // IEEE Intern. Conf. on Image Proc. — 1999. — <http://citeseer.ist.psu.edu/xue99image.html>.
14. *Mallat S.* Multiresolution approximation and Wavelet orthonormal bases $L_2(\mathbb{R})$ // Trans. of the American Mathematical Society, June 1989. — 315, N 1. — P. 68–87.
15. *Иванов В.Г., Ломоносов Ю.В., Шишков К.С.* Сжатие изображений на основе выращивания и кодирования областей // Вісн. Нац. техн. ун-ту «Харківський політехнічний інститут». Зб. наук. праць. Тем. випуск: «Системний аналіз, управління та інформаційні технології». — Харків : НТУ «ХПІ». — 2005. — № 18 (19). — 8 с.
16. *Иванов В.Г.* Кодирование изображений на основе автоматической классификации и позиционирования фрагментов // Матеріали 12-ї Міжнар. конф. з автоматичного управління (Автоматика – 2005), м. Харків, 30 травня–3 червня 2005 р.: В 3-х т. — Харків : Вид-во НТУ «ХПІ», 2005. — 3. — С. 80–81.

*Получено 16.11.2005
После доработки 24.02.2006*