

УДК 621.327

В.В. Баранник¹, Н.Ф. Сидоренко², А.А. Красноруцкий¹¹Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков²ГНПП «Объединение Коммунар» – НТ СКБ «ПОЛИСВИТ», Харьков

МЕТОД КОДИРОВАНИЯ ТРАНСФОРМАНТ УОЛША В СИСТЕМАХ МОНИТОРИНГА ЗЕМЛИ

Обосновывается направление повышение степени сжатия сильнонасыщенных изображений. Излагаются основные этапы метода компактного представления трансформант ортогональных преобразований на основе сокращения статистической избыточности.

трансформанты Уолша, статистическая избыточность

Введение

Важнейшей составляющей общегосударственных географических информационных систем является система сбора и передачи информации на основе аэрокосмического мониторинга Земли с использованием современных информационных технологий. Основная часть информации аэрокосмического мониторинга представляет собой статические изображения местности с большим количеством мелких деталей, т.е. относится к сильнонасыщенному типу изображения. При этом объемы данных достигают сотни Мбит. В тоже время низкая пропускная способность существующих каналов передачи в системах аэрокосмического мониторинга не позволяет

передавать необходимую информацию в требуемые сроки [1 – 4]. Поэтому **цель статьи** заключается в необходимости организовывать уменьшение объемов видеоданных при сохранении заданного уровня качества принимаемых изображений на основе сокращения объемов видеоданных.

Разработка метода сжатия сильнонасыщенных изображений

При построении критерия эффективности подсистемы обработки и передачи данных с учетом их сжатия необходимо учитывать время сжатия $T_{сж}$, время восстановления $T_{в}$ изображений и время передачи $T_{п}$ сжатых изображений по каналам связи, а

также среднеквадратический показатель погрешности δ выполнения алгоритма сжатия/восстановления изображения. Отсюда выражение для критерия эффективности примет вид:

$$T_{\text{и}} = T_{\text{сж}} + T_{\text{п}} + T_{\text{в}}.$$

Наиболее эффективным будет тот метод сжатия, для которого, с одной стороны выполняется равенство: $\delta^{\text{разр}} \approx \delta^{\text{сущ}}$, а с другой стороны, выполняется одна из систем неравенств:

$$\begin{aligned} K_{\text{сж}}^{\text{разр}} &\geq K_{\text{сж}}^{\text{сущ}}; (T_{\text{сж}} + T_{\text{в}})^{\text{разр}} < (T_{\text{сж}} + T_{\text{в}})^{\text{сущ}}; \\ K_{\text{сж}}^{\text{разр}} &\leq K_{\text{сж}}^{\text{сущ}}; (T_{\text{сж}} + T_{\text{в}})^{\text{разр}} < (T_{\text{сж}} + T_{\text{в}})^{\text{сущ}}, \\ &\text{а } T_{\text{и}}^{\text{разр}} < T_{\text{и}}^{\text{сущ}}. \end{aligned}$$

Наибольшая степень сжатия данных изображений достигается на основе методов, учитывающих психовизуальную избыточность и двумерные корреляционные зависимости в обрабатываемых блоках [1 – 3]. Поэтому совершенствование методов сжатия предлагается строить с использованием ортогональных преобразований, которые позволяют: снизить степень корреляционных связей, повысить степень неравномерности распределения и распределить погрешность преобразования по всему обрабатываемому фрагменту.

Для сильнонасыщенных изображений, применение базиса кусочно-постоянных функций более эффективно по сравнению с базисом тригонометрических функций, если в качестве критерия использовать сложность машинной реализации. Сложность практической реализации оценивается временной сложности аппроксимации последовательности элементов изображений.

Поэтому предлагается разработать метод сжатия изображений, основанный на совершенствовании методов, базирующихся на двумерных ортогональных преобразованиях и энтропийном кодировании.

Построение процесса сжатия изображений базируется на дискретном ортогональном преобразовании Уолша с предварительной разбивкой исходного изображения на блоки размерностью 16×16 пикселей:

$$\begin{aligned} Y(n, n) &= \frac{1}{n^2} F_y(n) X(n, n) F_y(n); \\ F_y(k, \ell) &= (-1)^{\sum_{\xi=0}^{\log_2 n - 1} v_{\xi}(k) \ell_{\xi}}; k, \ell = \overline{0, n-1}; \\ v_0(k) &= k_{q-1}; \quad v_1(k) = k_{q-1} + k_{q-2}, \end{aligned}$$

где $Y(n, n)$ – трансформанта ортогонального преобразования Уолша размерностью $n \times n$; $X(n, n)$ – массив размером $n \times n$, составленный из элементов исходного изображения; $F_y(n)$ – столбец матрицы

дискретных значений базисной функции преобразования Уолша; учитывает особенности трансформант ДПУ, заключающиеся в том, что [4]:

1) низкочастотные (НЧ) и высокочастотные (ВЧ) составляющие трансформант ортогональных преобразований образуются на основе различных линейных выражений. Поэтому они имеют различное информационное содержание. Анализ матрицы трансформанты ДПУ показал, что максимальное значение компоненты приходится на первый элемент этой матрицы, расположенный в верхнем левом углу. Значения этих коэффициентов отвечают за низкочастотную составляющую спектра ДПУ, в которой сосредоточены основные сведения об исходном изображении – граница цветового перехода. Наоборот, высокочастотные составляющие трансформанты ДПУ характеризуют степень насыщенности локального фрагмента мелкими деталями, а также степень изрезанности контурами цветовых перепадов;

2) законы распределения вероятностей появления значений низкочастотных и высокочастотных компонент трансформант преобразования ДПУ, выполненного для реалистических изображений, аппроксимируются соответственно нормальным законом и законом распределения Релея [4].

Учитывая данные особенности, для дополнительного повышения степени сжатия изображений, предлагается организовывать отдельную обработку низкочастотных и высокочастотных компонент (рис. 1).

До такой разбивки количество информации $H_{\text{тр}}$ в трансформанте ДПУ равнялось:

$$\begin{aligned} H_{\text{тр}} &= -n^2 H_{\text{тр}}^{(y)} = \\ &= -n^2 \sum_{y(k; \ell)=0}^{S_{\text{тр}}} P(y(k; \ell)) \log_2 P(y(k; \ell)), \quad (1) \end{aligned}$$

где $S_{\text{тр}}$ – мощность трансформанты, равная количеству различных значений компонент; $H_{\text{тр}}^{(y)}$ – количество информации, приходящееся в среднем на одну компоненту ДПУ.

Поскольку значение, которое принимает низкочастотная составляющая, отличается от значений других трансформант, то, в случае разделения трансформанты, количество информации $H_{\text{тр}}^{(B)}$ в оставшихся компонентах будет равно

$$H_{\text{тр}}^{(B)} = -(n^2 - 1) \sum_{y(k; \ell)=0}^{S_{\text{тр}} - 1} P(y(k; \ell)) \log_2 P(y(k; \ell)), \quad (2)$$

т.е.

$$H_{\text{тр}} = H_{\text{тр}}^{(B)} + P(y(1; 1)) \log_2 P(y(1; 1)). \quad (3)$$

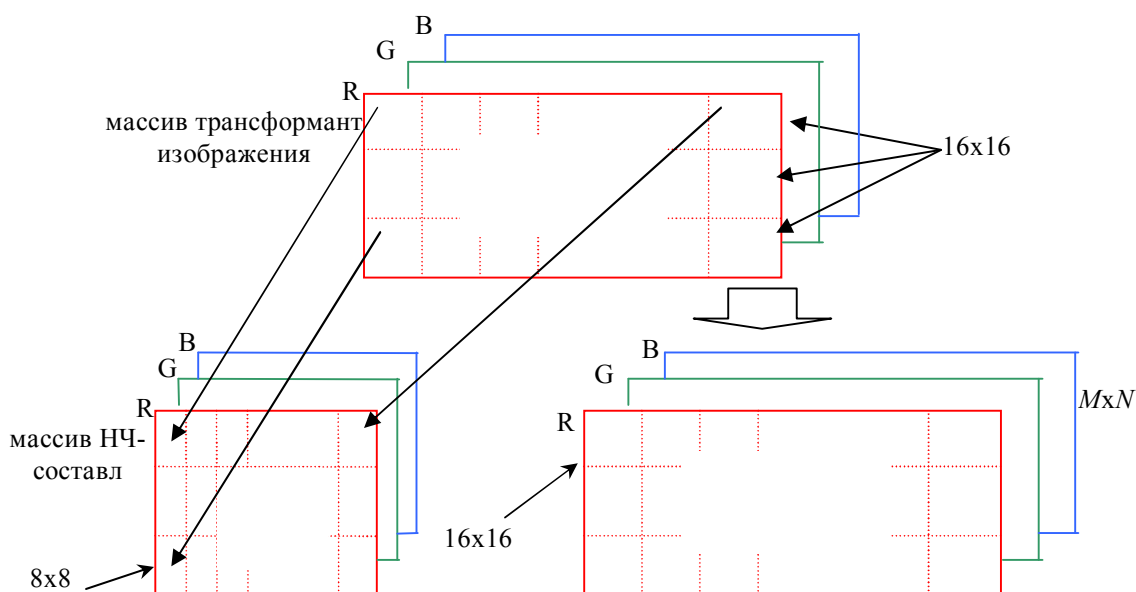


Рис. 1. Разделение массива трансформант изображения на НЧ- и ВЧ- составляющие из трансформант Уолша

Поскольку $P(y(1;1)) = 1/n^2$, то соотношение (3) примет вид

$$H_{\text{тр}} = H_{\text{тр}}^{(B)} + \frac{1}{n^2} \log_2 \frac{1}{n^2}. \quad (4)$$

Из сравнения выражений (1) и (4) вытекает, что

$$H_{\text{тр}} > H_{\text{тр}}^{(B)}. \quad (5)$$

Для того чтобы количество информации $H^{(H)}$, содержащееся в низкочастотной составляющей $y(1;1)$, было меньше, чем $P(y(1;1)) \log_2 P(y(1;1))$

$$H^{(H)} < P(y(1;1)) \log_2 P(y(1;1)), \quad (6)$$

требуется осуществить дополнительную обработку низкочастотных составляющих. Для этого необходимо учитывать то, что низкочастотные составляющие являются характеристикой средней яркости в фрагменте изображения. При этом данная характеристика локальных фрагментов является относительно однородной для соседних частей кадра изображения. В связи с этим предлагается формировать массивы низкочастотных компонент. На рис. 1 представлен механизм извлечения коэффициентов низкочастотных спектральных составляющих из трансформант размером 16x16 пикселей в отдельные матрицы размером 8x8 пикселей (размерность исходного изображения цветовой модели RGB 128 x 128 пикселей). При выборе способа обработки низкочастотных компонент необходимо учитывать то, что человеческий глаз воспринимает реалистическое изображение по частоте цветовых границ. Отсюда следует важность низкочастотных коэффициентов трансформанты ДПУ. Следовательно, потеря части низкочастотных коэффициентов может привести к значительной потере информации. Поэтому предлагается осуществлять сжатие массивов низкочастотных составляющих на основе

исключения статистической избыточности путем их арифметического кодирования. Количество информации $H^{(H)}$, приходящееся на один элемент матрицы низкочастотных составляющих, равно

$$H^{(H)} = - \sum_{y(k;\ell)=0}^{S_M^{(H)}} P_H(y(k;\ell)) \log_2 P_H(y(k;\ell)), \quad (7)$$

где $S_M^{(H)}$ – мощность массива низкочастотных компонент, равная количеству различных значений компонент; $P_H(y(k;\ell))$ – вероятность появления низкочастотной компоненты со значением $y(k;\ell)$.

Такая обработка позволяет увеличить коэффициент сжатия на 20%. Сравнительная оценка разработанного и известных методов сжатия изображений представлена в табл. 1.

Выводы

Разработанный метод сжатия, основанный на классификационном кодировании и преобразовании Уолша, обеспечивает:

1) в случае равенства RMS:

- выигрыш по коэффициенту сжатия относительно метода, реализованного в формате JPEG, для сильнонасыщенных изображений в среднем на 38%;
- по сравнению с методом, реализованным в формате JPEG 2000, выигрыш по степени сжатия для слабонасыщенных изображений составляет в среднем 14%, а для средне и сильно насыщенных изображений степень сжатия отличается не значительно (в среднем не превышает 1%);

2) потеря качества сжатого/восстановленного изображения не превышает 2% по критерию RMS или не хуже 45 дБ по критерию PSNR. Что не ощутимо для человеческого глаза;

Таблица 1

Зависимость качества сжатого/восстановленного изображения от типа исходных изображений

| Тип изображения (коэффициент корреляции) | сильнонасыщенные (0,7) | | | средненасыщенные (0,85) | | | слабонасыщенные (0,95) | | |
|--|---------------------------|-----------|-----------|----------------------------|-----------|-----------|---------------------------|-----------|-----------|
| | JPEG | JPEG-2000 | разработ. | JPEG | JPEG-2000 | разработ. | JPEG | JPEG-2000 | разработ. |
| К _{сж} | 2,5 | 4,1 | 4,11 | 7,5 | 6,6 | 6,61 | 62 | 47 | 54,7 |
| В _{пр} | 3,2 | 1,95 | 1,94 | 1,06 | 1,21 | 1,21 | 0,13 | 0,17 | 0,15 |
| RMS, % | 1,98 | 1,98 | 1,97 | 1,2 | 1,22 | 1,25 | 1,68 | 1,93 | 1,72 |
| PSNR, дБ | 45,1 | 45,1 | 5,2 | 7,3 | 47,3 | 47,1 | 5,9 | 45,3 | 45,8 |

3) разработанный метод компрессии предусматривает только целочисленный тип арифметических операций, что существенно отражается на скорости выполнения алгоритма компрессии и снижении ошибок округления при вычислениях на ЭВМ по сравнению с существующими компрессорами;

4) выигрыш по времени доведения сжатых изображений на основе разработанного метода относительно известных методов достигает в среднем 2 раз. Данный выигрыш обусловлен тем, что при незначительном отличии в коэффициенте сжатия сильнонасыщенных изображений в сравнении с методом JPEG-2000, для разработанного метода время обработки будет меньше минимум на 34%. Причем с ростом объемов передаваемых изображений и скорости передачи данных по каналу связи - выигрыш по времени доведения для разработанного метода будет увеличиваться.

Список литературы

1. Ахмед Н., Рао К.Р. Ортогональные преобразования при обработке цифровых сигналов. – М.: Связь, 1980. – 248 с.
2. Бондарев В.Н., Трестер Г., Чернега В.С. Цифровая обработка сигналов: методы и средства. – Х.: Конус, 2001. – 398 с.
3. Ватолин Д., Ратушняк А., Смирнов М., Юкин В. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео. – М.: ДИАЛОГ – МИФИ, 2003. – 384 с.
4. Красноуцкий А.А., Яценко С.Я. Метод арифметического классификационного кодирования трансформант Уолша // Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии. – Х.: НАКУ «ХАИ», 2006. – Вып. 31. – С. 138-141.

Поступила в редколлегию 3.08.07

Рецензент: д-р техн. наук проф. П.Ф. Поляков, Украинская государственная академия железнодорожного транспорта, Харьков.