

ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ, ИЗОБРАЖЕНИЙ И РЕЧИ

УДК 681.3

А.Ф. Чернявский, С.Г. Тихоненко, В.С. Садов

ОЦЕНКА ИНФОРМАЦИОННЫХ ПОТЕРЬ ПРИ ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Предлагается алгоритм оценки информационных потерь при фильтрации изображений, который может быть положен в основу их объективной спектральной классификации и использован при построении алгоритмов адаптивной компрессии статических изображений.

Введение

При оптимизации алгоритмов сжатия изображений с потерями одной из основных оценок их эффективности является качество изображений после восстановления. Наилучшие результаты показывает экспертная оценка, однако такой подход практически невозможно математически формализовать, поэтому основным критерием выбора алгоритма сжатия конкретного изображения остается анализ особенностей спектра этого изображения.

Визуальная оценка изображений позволяет разделить их на следующие основные классы [1]:

- изображения с небольшим количеством цветов (4–16) и большими областями, заполненными одним цветом; плавные переходы цветов отсутствуют;
- изображения, построенные на компьютере, с плавными переходами цветов; основным представителем является графика презентаций;
- фотореалистичные изображения, например портретные и пейзажные фотографии;
- фотореалистичные изображения с наложением деловой графики;
- изображения, позволяющие увидеть объемную картинку при тщательном рассмотрении (стереоизображения); интерес к ним вызван сложностью визуальной оценки;
- картографические изображения.

1. Постановка задачи

Для спектрального представления изображения используется надежное и широко распространенное в настоящее время двумерное дискретное косинусное преобразование, известное как DCT. Изображение в этом случае делится на блоки размером 8×8 пикселей, причем DCT раздельно применяется к блокам данных для каждой цветовой компоненты (R, G, B).

Прямое DCT [2] позволяет преобразовать информацию о пикселях и перейти от пространственного представления изображения к спектральному:

$$F(u, v) = \frac{1}{4} C(u) C(v) \left[\sum_{x=0}^7 \sum_{y=0}^7 f(x, y) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{16}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)v\pi}{16}\right) \right], \quad (1)$$

$$\text{где } C(z) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & \text{при } z = 0; \\ 1, & \text{при } z \neq 0. \end{cases}$$

$f(x, y)$ – яркость цветовой компоненты пикселя, соответствующая координате строки с номером x и столбца с номером y в матрице, описывающей блок 8×8 пикселей, к которому применяется DCT;

u, v – частоты базисных функций DCT.

Результатом выполнения прямого DCT над блоком изображения является матрица 8×8 коэффициентов $F(u, v)$ при пространственных частотах $\Omega(u, v)$, при этом $F(0, 0)$ – коэффициент

при нулевой частоте $\Omega(0, 0)$, который представляет собой статическую составляющую изображения, а остальные 63 значения коэффициентов являются динамическими составляющими [3].

Спектр изображения также можно представить в виде двумерного изображения (рис. 1), который состоит из горизонтальных полос, соответствующих различным пространственным частотам: от минимальных значений в нижней части изображения спектра до максимальных – в верхней. Областям спектра с большими значениями фурье-коэффициентов соответствуют более светлые области на спектральной диаграмме. Каждой вертикальной полосе шириной Δx исходного изображения соответствует аналогичная полоса на изображении его спектра. Очевидно, $\Delta x = 8$ пикселей в силу разбиения изображения на блоки 8×8 пикселей.

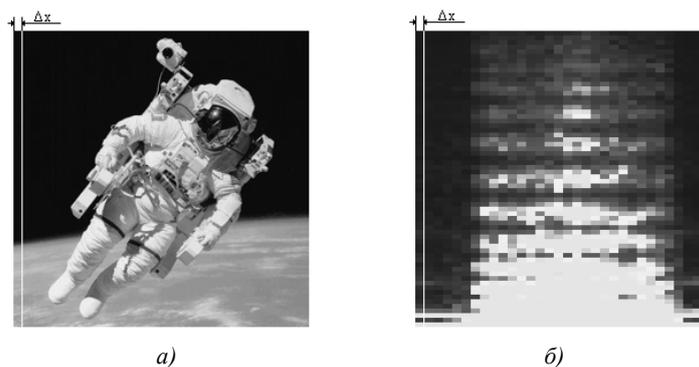


Рис. 1. Результаты применения DCT к изображению: *а)* исходное изображение; *б)* спектр исходного изображения, по оси y отложены частоты $\Omega(u, v)$, по оси x – координаты, соответствующие координатам исходного изображения

Так как при сжатии изображений используются разного рода частотные фильтрации [4], то целесообразно провести классификацию изображений также с учетом особенностей их спектров. Для этого были выбраны явные представители каждого класса изображений (согласно визуальной классификации) и для них построены изображения спектров. Детальное изучение полученных спектров показало, что визуальная классификация изображений не согласуется с различиями их спектров (рис. 2).

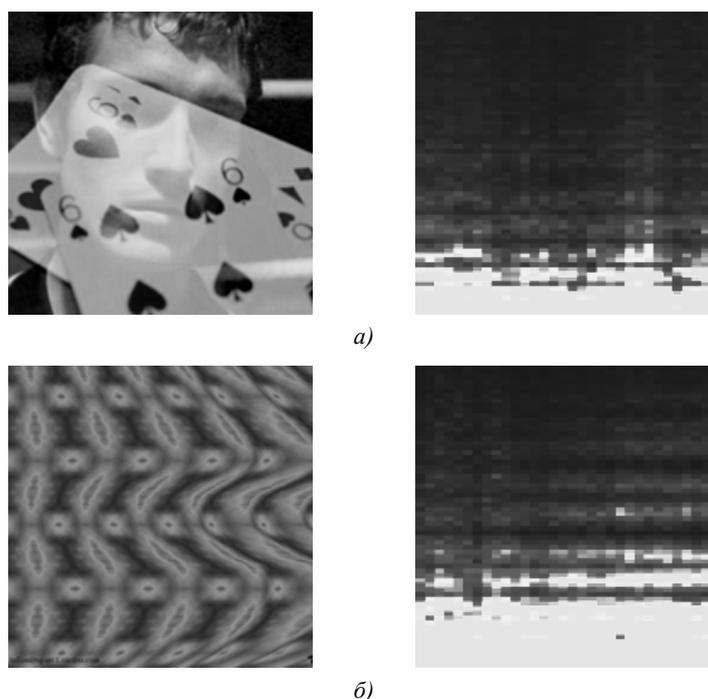


Рис. 2. Изображения двух различных визуальных классов и их спектры: *а)* фотореалистичное изображение с наложением компьютерной графики; *б)* стереоизображение

Видно, что фотореалистичное изображение с наложением компьютерной графики имеет спектр, слабо отличающийся от спектра стереоизображения. Поэтому в основу машинной классификации изображений целесообразно положить распределение значений фурье-коэффициентов по спектральному диапазону, а также информативность каждой из анализируемых частот $\Omega(u, v)$.

2. Описание алгоритма классификации изображений

Алгоритм классификации изображений основывается на оценке отличия фильтрованного изображения от исходного после подавления частоты $\Omega(\tilde{u}, \tilde{v})$ исследуемого изображения (рис. 3).

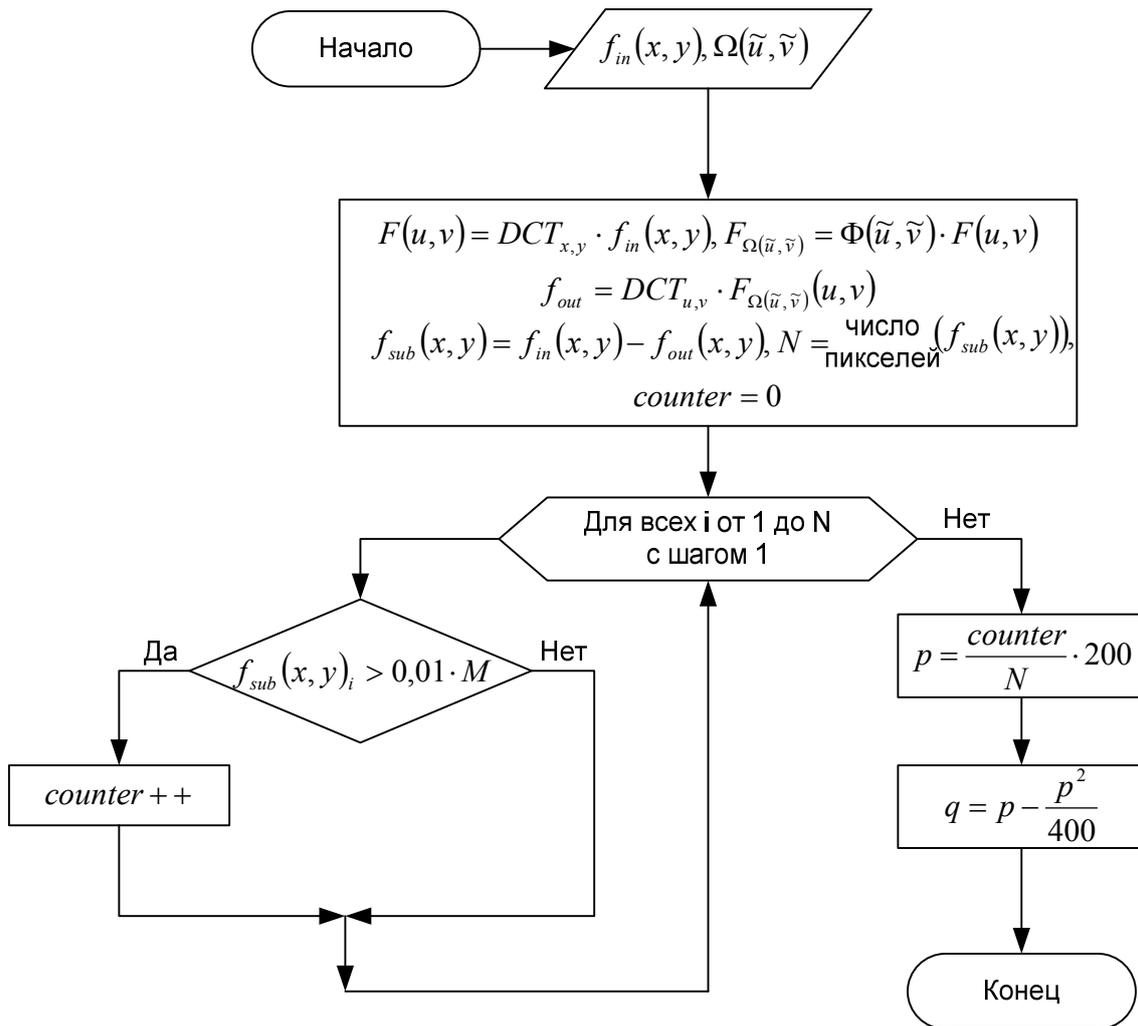


Рис. 3. Блок-схема алгоритма вычисления критерия, оценивающего долю информации, теряемой в процессе подавления частоты $\Omega(\tilde{u}, \tilde{v})$ исследуемого изображения

Введем следующие обозначения:

$f_{in}(x, y)$ – исходное изображение;

$f_{out}(x, y)$ – фильтрованное изображение;

$f_{sub}(x, y)$ – разностная картина;

$F(u, v)$ – спектр исходного изображения;

q – значение параметра отличия (информационных потерь);

$F_{\Omega(\tilde{u}, \tilde{v})}(u, v)$ – спектр изображения после подавления частоты $\Omega(\tilde{u}, \tilde{v})$;

$DCT_{x,y}$ – оператор прямого дискретного косинусного преобразования;

$DCT_{u,v}$ – оператор обратного дискретного косинусного преобразования;

$\Phi(\tilde{u}, \tilde{v})$ – оператор подавления частоты $\Omega(\tilde{u}, \tilde{v})$;

M – среднестатистический максимум интенсивности исходного изображения, т. е. среднее значение выборки из наибольших интенсивностей, взятых по всем трем цветовым компонентам.

Под исходным изображением подразумевается файл со статической RGB видеоинформацией, а под фильтрованным – данный файл после подавления частоты $\Omega(\tilde{u}, \tilde{v})$. Во всех дальнейших рассуждениях рассматриваются 24-битные статические видеоданные.

Алгоритм вычисления критерия заключается в следующем:

1. Находится среднестатистический максимум M интенсивности исходного изображения $f_{in}(x, y)$ с целью сглаживания влияния отдельных флуктуирующих пикселей на результаты вычислений. Под флуктуирующими понимаются пиксели, которые изменяют свой цвет либо яркость в силу влияния дестабилизирующих факторов. Усреднение проводится по 4 % наиболее ярких цветовых компонент из общего числа цветовых компонент, представляющих пиксели, в блоках изображения размером 8×8 пикселей. С учетом представления каждого пикселя изображения тремя цветовыми компонентами количество компонент усреднения в каждом блоке 8×8 пикселей исходного изображения составит семь. Выбранное количество компонент усреднения при данном разбиении изображения на блоки является достаточным, так как во флуктуирующем пикселе флуктуируют все три его цветовые компоненты, что составляет 1,6 % от общего числа цветовых компонент в рассматриваемом блоке. Поэтому для сглаживания этой флуктуации необходимо усреднять как минимум шесть цветовых компонент в каждом блоке изображения, что составляет 3,2 % от общего числа цветовых компонент. Для повышения надежности сглаживания выбираются семь цветовых компонент, что составляет 4 % от общего числа цветовых компонент.

2. Исходное изображение $f_{in}(x, y)$ подвергается дискретному косинусному преобразованию для получения спектра:

$$F(u, v) = DCT_{x,y} f_{in}(x, y). \quad (2)$$

3. В полученном спектре подавляется частота $\Omega(\tilde{u}, \tilde{v})$:

$$F_{\Omega(\tilde{u}, \tilde{v})} = \Phi(\tilde{u}, \tilde{v}) F(u, v). \quad (3)$$

4. Проводится обратное дискретное косинусное преобразование:

$$f_{out}(x, y) = DCT_{u,v} F_{\Omega(\tilde{u}, \tilde{v})}(u, v). \quad (4)$$

5. Строится разностная картина между исходным и фильтрованным изображениями

$$f_{sub}(x, y) = f_{in}(x, y) - f_{out}(x, y), \quad (5)$$

и для всех ее пикселей находится общее количество цветовых компонент p , значения которых оказываются больше 1 % от среднестатистического максимума. Однопроцентный порог сравнения выбран из условия обеспечения максимальной чувствительности алгоритма к потерям качества изображений.

6. Для интерпретации результатов исследований используется метод второго порядка, который на практике проявил себя лучше, чем линейный, так как обладает большей чувствитель-

ностью при малых информационных потерях. Интерпретируемый параметр q вычисляется умножением на 200 найденного на предыдущем шаге значения p и делением полученного произведения на общее количество цветовых компонент исходного изображения. Полученное значение параметра p лежит в диапазоне от 0 до 200. Для перевода его в процентное выражение используется квадратичная функция

$$q = p - \frac{p^2}{400}, \quad (6)$$

величина которой и является процентным выражением информационных потерь при фильтрации изображений.

3. Результаты экспериментальных исследований

Предложенный критерий может быть положен в основу классификации изображений. Он показывает достаточно высокую эффективность при анализе динамических пространственных частот, а получаемые числовые данные о потерях при самой низкочастотной фильтрации адекватны видимым изменениям в изображениях. Вышесказанное хорошо подтверждается результатами исследования фотоснимка (рис. 4) со следующими характеристиками:

- класс изображения: фотореалистичное согласно приведенной визуальной классификации;
- размер изображения: 256×256 ;
- цвет: 24-битный;
- подавляемая частота: $\Omega(1, 1)$, что соответствует частоте с номером 5 в матрице частот;
- степень подавления частоты: $\Omega(1, 1)$, что соответствует неполному подавлению путем квантования;
- коэффициент квантования: 3,0;
- коэффициент усиления изображения разностной картины: 10;
- информационные потери: 27 %.

Под коэффициентом усиления разностной картины понимается величина, на которую умножаются значения разностных цветовых компонент (R, G, B) каждого пикселя для улучшения визуализации областей наибольших потерь. Полученная разностная картина позволяет определить области исходного изображения, в которых присутствует данная частота.



Рис. 4. Визуальная оценка значимости частот в изображении:
 а) исходное изображение; б) фильтрованное изображение;
 в) разностная картина, усиленная в десять раз

Производя по полученным данным экспертную оценку значимости частоты $\Omega(1, 1)$, можно отметить высокую степень ее совпадения с оценкой, полученной по предлагаемому критерию.

Исследованы выборки из типичных представителей каждого визуального класса изображений (по 15 от каждого класса). Для снижения расчетных затрат при спектральной классификации

проведено сужение множества анализируемых частот и выделены опорные частоты, на которых производятся вычисления фактора потерь, из соображений квазинепрерывности изменения значений фурье-коэффициентов по спектру. Очевидно, что зависимость значений фурье-коэффициентов от частоты не носит случайный характер и может быть описана следующей функцией:

$$E(\Omega) = \sum_{k=1}^{64} g_k \cdot L_k(\Omega), \quad (7)$$

где $L_k(\Omega)$ – полная система элементарных линейно независимых функций, т. е. базис; g_k – весовые коэффициенты при базисных функциях. Интерполяцию значений в исследуемом частотном диапазоне можно проводить в силу возможности интерполяции базисных функций (косинусов) в DCT. Исходя из этого выбрано равномерное разбиение всего частотного диапазона изображения на поддиапазоны, а в качестве опорных взяты частоты на их правых концах. Это позволяет не учитывать при анализе начальную часть спектра, коэффициенты в которой не обнуляются при квантовании и являются наиболее информативными для любого изображения, так как описывают его огрубленную версию. Приведенные выше рассуждения хорошо согласуются с экспериментальными данными (рис. 5).

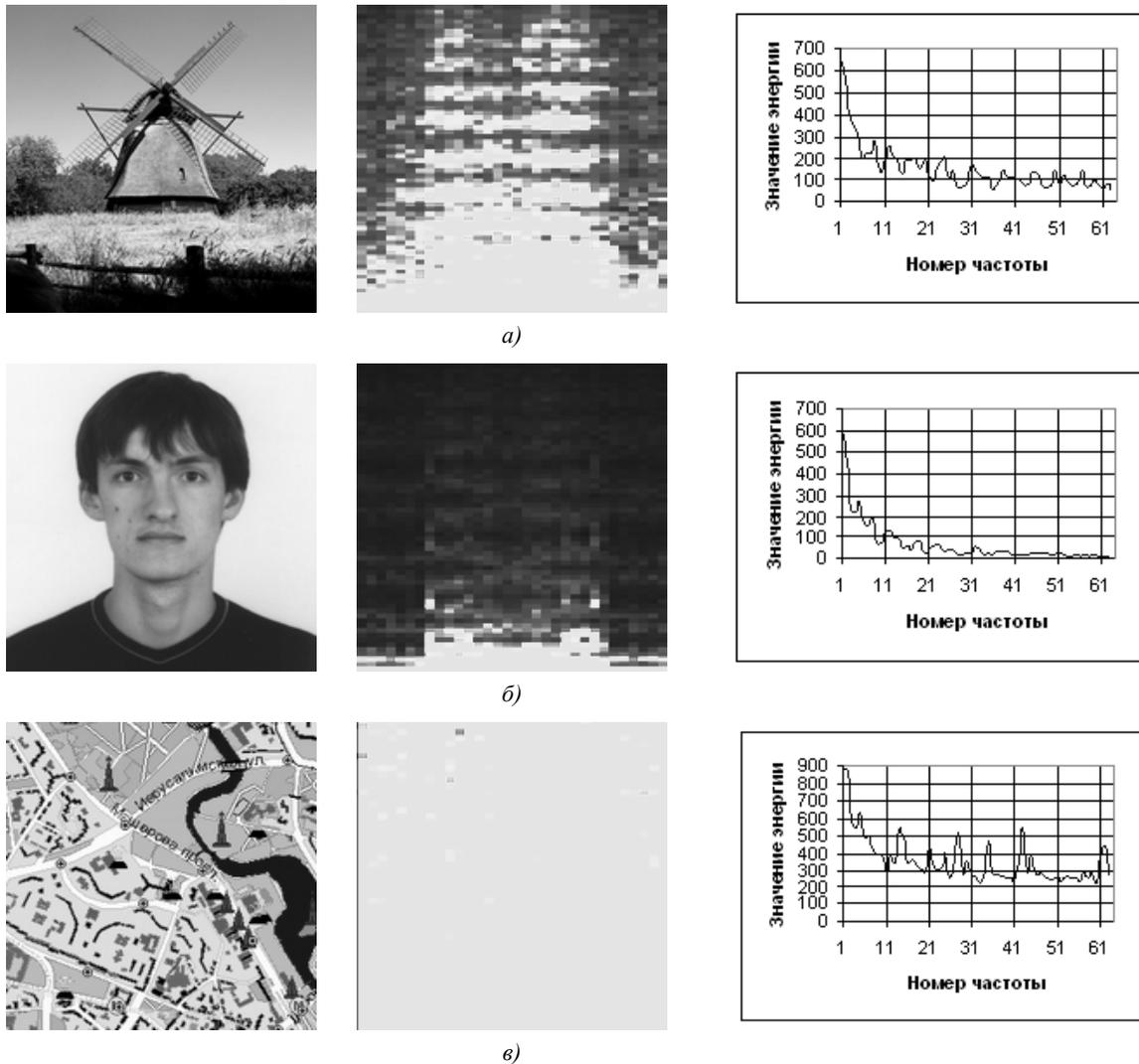


Рис. 5. Распределение энергии по спектрам статических изображений:
 а) фотореалистичное изображение типа «пейзаж»; б) фотореалистичное изображение типа «портрет»; в) картографическое изображение

На практике для большинства изображений оказалось достаточным разбить частотный диапазон на шесть поддиапазонов с опорными частотами с номерами 10, 20, 30, 40, 50, 60. В отдельный класс следует отнести изображения, у которых спектр при практически равномерном распределении значений фурье-коэффициентов во всем диапазоне пространственных частот имеет подъем в области высоких частот (рис. 5, в). Это изображения со значениями коэффициентов $F(u, v)$, превышающими пороговые, которые получены экспериментально при оценке потерь в высокочастотной области спектра.

Согласно экспериментальным данным практически для всех изображений высокочастотная часть их спектров завершает свой спад на некоторой опорной частоте, или характер спектра остается неизменным при наличии на изображениях большого количества резко выраженных границ. За опорную частоту при оценке вида спектра выбрана частота с номером 40, а пороговая оценка значения фурье-коэффициента на опорной частоте принята равной 100.

В таблице выделены восемь классов изображений, позволяющих провести их достаточную детализацию и полностью использовать информационные биты при реализации алгоритмов обработки изображений. При классификации на два и четыре класса нельзя провести детальное разделение изображений. Из таблицы видно, что можно выделить три детальных класса изображений (с первого по третий), расположенных в таблице с нарастанием информационных потерь в изображениях при исключении опорных пространственных частот. Следующие четыре класса (с четвертого по седьмой) разграничивают изображения по спектральным составляющим, сосредоточенным в областях, близких к низкочастотному и/или высокочастотному диапазонам. Восьмой класс отделяет изображения, у которых значения фурье-коэффициентов практически равномерно распределены в пределах спектра, а значение коэффициента $F_{40}(4,4)$ превышает пороговое.

Таблица

Спектральная классификация изображений

| Номер класса | Информационные потери на изображениях при исключении фурье-коэффициента, соответствующего частоте $\Omega(u, v)$ с номером, приведенным ниже, % | | | | | | Значения фурье-коэффициента на частоте 40, ед. |
|--------------|---|--------|--------|--------|--------|---------|--|
| | 10 | 20 | 30 | 40 | 50 | 60 | |
| 1 | [0;15] | [0;10] | [0;10] | [0;5] | [0;5] | [0;5] | [0;100] |
| 2 | [15;30] | [0;20] | [0;15] | [0;10] | [0;5] | [0;5] | [0;100] |
| 3 | [30;60] | [0;30] | [0;20] | [0;15] | [0;10] | [0;10] | [0;100] |
| 4 | [0;60] | * | * | * | * | [0;15] | [0;100] |
| 5 | [0;60] | * | * | * | * | [15; ∞) | [0;100] |
| 6 | [60; ∞) | * | * | * | * | [0;15] | [0;100] |
| 7 | [60; ∞) | * | * | * | * | [15; ∞) | [0;100] |
| 8 | * | * | * | * | * | * | [100; ∞) |

Примечание: * – процент потерь не учитывается.

Заключение

Предложенная классификация изображений, основанная на анализе информативности фурье-спектра и распределении спектральных компонент в исследуемом диапазоне пространственных частот, носит объективный характер и достаточно проста в реализации. Она может быть положена в основу построения адаптивных алгоритмов сжатия изображений [5], использующих вейвлет-преобразования, в силу многообразия вейвлет-базисов.

Предложенные в статье принципы анализа изображений позволяют строить и другие классификационные таблицы изображений с учетом специфики решаемых задач.

Список литературы

1. Ватолин Д.С. Алгоритмы сжатия изображений: метод. пособие. – М.: МГУ им. В.М. Ломоносова, 1999. – 76 с.
2. Быков С.Ф. Алгоритм сжатия JPEG с позиции компьютерной стеганографии // Защита информации. Конфидент. – 2000. – № 3. – С. 26–33.
3. Шлихт Г.Ю. Цифровая обработка цветных изображений. – М.: ЭКОМ, 1997. – 336 с.
4. Wallace G.K. The JPEG still picture compression standard // Communication of ACM. – 1991. – V. 34. – № 4. – P. 43–48.
5. Миано Дж. Форматы и алгоритмы сжатия изображений в действии: учеб. пособ. – М.: Триумф, 2003. – 336 с.

Поступила 11.03.05

*Белорусский государственный университет,
факультет радиофизики и электроники,
Минск, Курчатова, 5
e-mail: Siarhey_Tsikhanenka@epam.com,
Sadov@bsu.by*

A.F. Cherniavskiy, S.G. Tsikhanenka, V.S. Sadov

DATA LOSS ESTIMATION UNDER IMAGE FILTERING

Algorithm of data loss estimating under image filtering is offered. It could be taken as a basis for objective spectrum classification and could be used for optimization of adaptive image compression algorithms.