

率失真最优的多分辨率小波图像压缩方法

谭毅华 王振华 田金文 柳健

(华中科技大学图像所图像处理和智能控制教育部重点实验室, 武汉 430074)

摘要 提出了一种具有渐进多分辨率特性的小波图像压缩算法。对图像作提升小波分解后, 首先利用人眼视觉特性, 对小波系数作无视觉失真的量化, 然后按各子带对视觉效果不同的贡献, 在给定的编码比特约束条件下, 将比特资源按照率失真曲线最优地分配给各子带, 最后以给定的比特量对各子带分别进行分层量化和算术编码, 从而达到最小的失真要求。最优分配方法将小波系数建模为广义高斯分布, 给出了最优分配给各子带比特数的理论公式, 它不需遍历不同的量化阶段, 且在率失真意义上最优。实验结果表明, 与经典的算法相比, 在 PSNR 相仿的情况下, 低码率时有更好的视觉效果, 有更优越的综合性能。

关键词 比特分配 小波压缩 人眼视觉模型 多分辨率

中图分类号: TN911.21 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2004)08-0927-07

Multi-resolution Wavelet Image Coder with Optimal Rate-distortion

TAN Yi-hua, WANG Zhen-hua, TIAN Jin-wen, LIU Jian

(State Key Laboratory of Education Ministry for Image Processing and Intelligent Control, Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

Abstract This paper presents a new wavelet based image coder with the property of progressive multi-resolution. After the image is decomposed with lift wavelet, the wavelet coefficients are quantized visually lossless by utilizing the properties of HVS. Then, in the constraint of the bits budget, the bits are allocated optimally to each subband according to the rate-distortion curve and their contribution to the visual effect. At last each subband is independently encoded with the procedures of layered quantization and arithmetic coding. Without the iteration of all the quantization steps, the bit allocation algorithm deduces the theoretic formula of allocation by modeling the wavelet coefficients as generalized Gaussian distribution. The allocation result is optimal in the sense of rate-distortion. The experiments show that, compared with the classical coders, the coder has the near PSNR values and the better visual effect in low bit rate such that it displays the superior performance.

Keywords bit allocation, wavelet-based coding, HVS, multi-resolution

1 引言

图像压缩技术在很多领域有着广泛的应用, 它能显著地降低对信道容量的要求, 节约大量的磁盘存储空间, 因此一直是研究的热点。而基于变换的图像压缩算法则是常用的有损编码方法。基于 DCT 变换的静态图像压缩标准 JPEG^[1] 在中高码率时, 能表现出较好的性能, 但在低码率情况下, 则会出现方块效应等编码效应, 这主要是由分块变换和量化引起的。因此为了更进一步地提高图像编码的性能,

众多的工作转向了基于 DWT 变换的图像压缩算法研究。图像经小波变换以后, 呈现出多分辨率的分解结构, 在频率上分解为若干个子带。由于小波变换具有时频局部特性、子带间结构相似性和能量聚集等性能, 因此在图像编码中应用相当成功。为了有效地利用子带间的结构相似性, Shapiro 提出了一种嵌入式零树编码算法, 该算法以零树结构来表示子带间系数的相关性, 并在整棵树上对系数作位平面编码, 最后形成的码流可以在任意比特位置中止, 有着良好的渐进特性^[2]。与 EZW 类似, Pearlman 等人提出的 SPIHT 算法也在整个图像的零树上做各种操

作^[3]。但它利用空间方向树对重要性系数形成集合,从集合的角度对系数编码,因此有着更好的性能。文献[4]以多递归算法修正 EZW 压缩方案,取得了优于 EZW 算法的编码性能。Wu 提出首先对图像作自适应的多子带分解以改变小波系数的统计特征,然后采用子带标志方法对 EZW 算法提出改进,子带标志可大大降低零树搜索的时间^[6]。此类基于子带间零树结构的算法还有 SLCCA 算法^[6],它以数学形态学的方法将同一子带间的重要性系数进行聚类,减少位置编码所需的比特。

上述算法都具有渐进传输特性,图像的质量可以由粗及精浮现,但它们不具备多分辨率特性,无法从一个码流提取出不同分辨率的图像,比如 Internet 上的图像传输,从人的主观视觉感受角度,更愿意首先看到清晰的子图像,然后待全部码流传输后形成清晰的高分辨率图像;另外,由于在全部系数上以同一个量化器作量化,在率失真意义上并不是最优的。因此,有必要研究码流具备多分辨率特性而率失真为最优的小波图像压缩算法。Taubman 首先提出在图像作子带分解后,如何形成多分辨率的渐进码流的方案^[7],但其中子带间的码流最优分配采用了 Shoham 比特分配算法^[8],该算法计算复杂性较高,一般采用二分法搜索。由于提升小波算法的引入,使得以硬件实现基于小波变换的图像编码算法成为可能。新一代静态图像压缩标准 JPEG2000 采用的核心算法——EBCOT 算法^[9]就是基于小波变换的高性能编码器。该算法以分块的方式对小波系数分别作无损的渐进编码,然后按照最优比特分配分别对各子块选择截断点。它需要对子块的候选截断点作优选,使该子块优选候选点的失真-码率斜率按递减顺序排列,然后按照统一的率失真曲线选取各子块在给定的码率约束条件下的码段。这两个计算过程复杂性较高,并且消耗了约一半的编码时间。

本文提出在给定小波系数的概率分布模型情况下,通过考虑人眼视觉特性,使得在理论上就可以推导出各子带的最优分配比特的公式,并且保证较好的视觉特性。从而既保持较好的图像编码性能,又降低编码时最优比特分配算法的复杂度。

2 提升的小波分解模型

传统的基于卷积的小波变换计算复杂性比较

高,而且需要较多的内存容量,而由 Sweldens 首先提出的基于提升的小波分解方法在很大程度上克服了这些困难^[10]。提升小波分解的基本原则就是将小波的滤波器多相矩阵映射成为一系列的上三角、下三角和常系数对角阵。该映射通过扩展 Euclidean 算法实现,小波滤波也转换为多次矩阵的乘积。令 $\tilde{h}(z)$ 和 $\tilde{g}(z)$ 分别代表低通和高通滤波器,那么可以分别分为奇数位和偶数位部分:

$$\tilde{h}(z) = \tilde{h}_e(z^2) + z^{-1}\tilde{h}_o(z^2) \quad (1)$$

$$\tilde{g}(z) = \tilde{g}_e(z^2) + z^{-1}\tilde{g}_o(z^2) \quad (2)$$

多相矩阵 $\tilde{P}(z)$ 可定义如下:

$$\tilde{P}(z) = \begin{bmatrix} \tilde{h}_e(z) & \tilde{h}_o(z) \\ \tilde{g}_e(z) & \tilde{g}_o(z) \end{bmatrix} \quad (3)$$

任何 FIR 小波滤波器组进行小波变换的过程都可以分解成一系列的提升步骤完成,而每个提升步骤可以进一步分割为若干个基本操作^[11],即如果 (\tilde{h}, \tilde{g}) 是互补滤波器,则该多相矩阵可以映射为如下提升步骤:

$$\tilde{P}(z) = \begin{bmatrix} K_1 & 0 \\ 0 & K_2 \end{bmatrix} \prod_{i=1}^m \begin{bmatrix} 1 & \tilde{s}_i(z) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \tilde{t}_i(z) & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, K_1, K_2 为非零拉伸系数, $\tilde{s}_i(z)$ 和 $\tilde{t}_i(z)$ 为 Laurent 多项式。

图 1 给出了有 8 个离散点的信号 $(x_n, 0 \leq n \leq 7)$ 通过 5 步提升步骤完成一级 9/7 小波分解的过程,此处假定对边界处的信号作偶对称延拓。9/7 小波多相矩阵被分解为 2 个上三角阵、2 个下三角阵以及 1 个对角阵。

图 1 中除最后的拉伸步骤外,其他每个步骤的基本操作均可以用图右的公式表示,最终输出的是该级小波分解的低频部分和低频部分。

从图 1 中可以看出,每个输出的小波系数值只和邻近的 4 个采样点有关。小波分解的特点使运算具有迭代的特性,提升的步骤又可实现原位运算,因此完成运算最少只需 5 个采样的缓存,可以大大节省内存,扩大其应用的范围。在计算复杂性方面,平均每个采样点只需 4 次加法和 3 次乘法,而传统的小波运算则需 9 次乘法和 8 次加法,显然提升的算法大大提高了运算速度。

图像的小波提升算法仅是一维小波分解的简单扩展。首先在图像的行方向作提升分解,然后在行分解中间结果的基础上,按列方向作提升分解。多级分解则是上述过程的迭代重复。

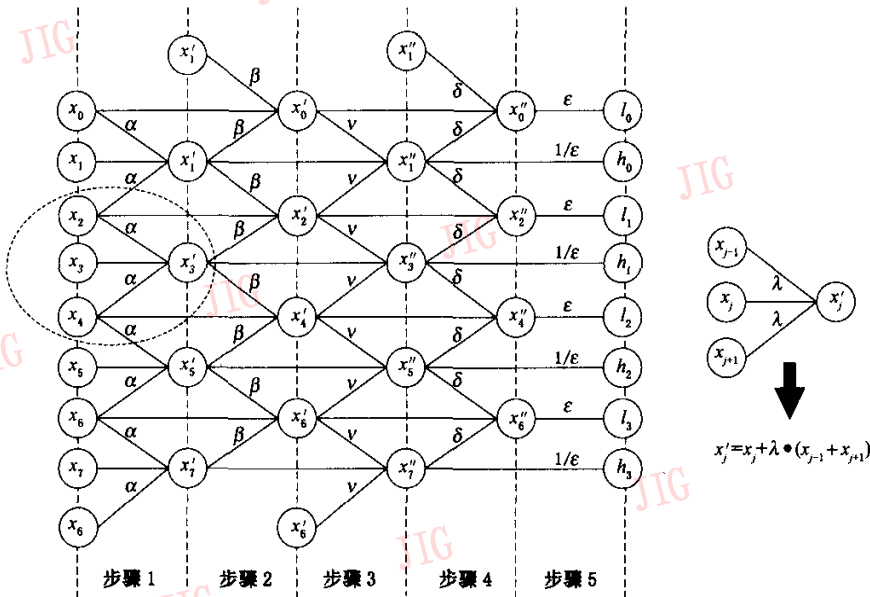


图 1 Daubechies9/7 双正交小波变换的 5 步提升过程

3 人眼视觉效应的应用

图像压缩的主要目的是降低对信道传输容量的需求和减小存储量,而解码恢复的图像质量应由主观感受来评价,因此为了使重建的图像能达到比较好的视觉质量,在编码时应考虑人眼视觉效应。

人眼视觉模型的建立来源于人类视觉特性在神经生理学和心理学两个方面的研究成果。从神经生理学的角度来看,人眼视觉系统(HVS)等价于一个多通道滤波器,它将视觉对象分解成一系列频率或方向性的子带。从生理学的角度,它如同黑盒模型,通过主观实验,检测 HVS 对不同视觉刺激的全局及可见的响应程度,因此定义了光强掩模效应、对比度敏感度和掩模效应 3 个参数来评价。这两个方面并不是互斥的,考虑 HVS 的神经特性和心理效应,可将其统一至一个 HVS 模型。HVS 对视觉刺激的视觉响应随着空间频率和方向的不同而发生变化,因此两方面的联系为 HVS 过程输出若干个独立的多通道子带,每个子带的可见性随频率和方向的不同而发生变化。小波变换二进分解的本质使得多子带的频率平面分解十分接近于环滤波器,尽管信号的空间方向选择性较低。小波分解后只有水平、垂直和对角方向的子带,而视觉分解有 6 个扇滤波器。在处理基于小波变换的多通道 HVS 模型时,通过计

算每个子带视觉门限的初值,然后根据局部掩模效应调整各位置的值,将心理视觉特性整合在一起。

从视觉感知的角度,希望首先对小波系数作处理,使之达到视觉无失真。人眼可感知的视觉对象取决于其频率、对比度和光强等,通常用检测门限来表示某个对象的可视性。Watson 等人作的关于小波变典型视觉效应的试验研究^[12],已经成为在各多分辨率子带确定检测门限值的模型基础。由于编码时需对小波系数作量化,因此首先需研究量化误差的可视性。Watson 等人给出了多分辨率量化噪声的可视性门限曲线如下^[12]:

$$T(u, \varphi) = a10^{k(\log(u/g_{\varphi_0}))^2} \quad (5)$$

$T(u, \varphi)$ 表示可视性门限,它是空间频率 u 和扇区方向 φ 的函数, g_{φ} 将曲线的最小值转化为整数方向 $g_{L,H}$ 和 $g_{H,L}$ 的函数, u_0 为曲线在 g_{φ} 方向取最小值时的名义中心频率, a 和 k 为曲线拟合参数。对于小波子带,其空间频率 u 与分解的级数 (m) 和方向 (φ) 有关,可给出表达式

$$u(c, m) = 3u_{max}/2^{(m+1)} \quad (6)$$

文献[13]根据各子带量化误差的传递公式,给出了具体小波滤波器组的可视性系数 $V(u, \varphi)$ 推导公式,该系数表示量化误差的可视性因子,并给出了图像压缩中最佳小波基 9/7 小波分解各子带的可视性系数列表如表 1 所示。

为使小波系数量化后,量化误差不为人眼察觉,

表1 4级9/7小波分解量化误差可视性系数 $V(u, \varphi)$ 分布表

方向 φ	分解级数 m			
	1	2	3	4
L ₁ L ₂	1.243 0	1.546 1	1.922 4	2.390 4
L ₁ H ₂	1.344 7	1.672 0	2.079 0	2.585 1
H ₁ L ₂	1.344 7	1.672 0	2.079 0	2.585 1
H ₁ H ₂	1.454 2	1.808 2	2.248 3	2.795 6

各系数的量化误差应小于视觉门限。如量化阶距为 Q 的均匀量化,最大的量化误差为 $Q/2$,该系数误差的量化可视性度量

$$\hat{T}(u, \varphi) = V(u, \varphi) \frac{Q(u, \varphi)}{2} \quad (7)$$

因此根据感知条件,应有 $\hat{T}(u, \varphi) < T(u, \varphi)$,故:

$$Q(u, \varphi) < \frac{2a}{\hat{V}(u, \varphi)} 10^{k(\log(3u_{\max}/2^{(m+1)}g_{\varphi}u_0))^2} \quad (8)$$

因此,满足量化误差不可见的量化阶距可通过式(7)计算,表2给出了在25cm/pixel,人眼观察距离为60cm时各子带视觉无失真时的量化阶距。

表2 4级9/7小波分解视觉无失真系数
量化阶距 $Q(u, \varphi)$ 分布表

方向 φ	分解级数 m			
	1	2	3	4
L ₁ L ₂	4.176	1.658	0.800	0.469
L ₁ H ₂	6.389	2.264	0.975	0.510
H ₁ L ₂	6.389	2.264	0.975	0.510
H ₁ H ₂	14.688	4.359	1.574	0.690

4 小波子带最优比特分配

有损图像压缩的失真主要发生在量化过程,如果确定了系数的量化器,则压缩的图像质量也已确定。因此,为了达到最好的图像恢复质量,对有损图像压缩,在图像被小波分解成若干子带后,如何在比特约束的条件下,按最佳的率失真下限对各子带分配编码的比特数成为一个需解决的关键问题。该问题可表述为如何将有限的比特按照一定的最优标准分配给各子带,然后根据分配的比特数对各子带独立编码。

设总的比特限额为 R_T , $R_{i,j}$ 为实际分配给各子带的比特数, L 为总的分解级数, i 为所在的分解级, j 为子带的方向数, $R_{L,0}$ 表示最低频子带编码所需的比特数,则

$$R_T = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^3 R_{i,j} + R_{L,0} \quad (9)$$

相应地,设均方失真总和为 D_T , $D_{i,j}$ 为各子带的失真, $D_{L,0}$ 为最低频子带的失真,则

$$D_T = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^3 D_{i,j} + D_{L,0} \quad (10)$$

为适应人眼视觉系统对不同空间频率敏感程度不同的特性,赋予不同子带以相应的权系数 $\omega_{i,j}$,则式(9)将改写为

$$D_T = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^3 \omega_{i,j} D_{i,j} + \omega_{L,0} D_{L,0} \quad (11)$$

为了在比特限额 R_T 的约束下,使式(11)取值最小,引入拉格朗日乘子 λ ,将该问题转化为无约束问题。为简便起见, (i, j) 表示各子带,则目标函数为

$$J = D_T + \lambda R_T = \sum_i \sum_j (\omega_{i,j} D_{i,j} + \lambda R_{i,j}) \quad (12)$$

此问题的解法,也有很多的研究成果,如将各子带的失真视为独立可加性的,将该问题的解转化为求解多个独立的解,采用分治策略以二分法搜索问题的解^[11];以动态规划求出全局最优的码率分配^[14];EBCOT算法^[9]估计率失真曲线,将位于率失真曲线下限的率失真点作为待求的解。这些算法,从本质上来说均需计算各种量化条件下的失真,亦即EBCOT算法所谓的“编码后压缩”。这必然会带来计算复杂性增加,此外求最优解时的搜索时间是不确定的。为此,提出按照一定的概率模型刻画各子带系数的分布,从理论上给出最优解,从而克服前述问题。

假定小波系数均已被解相关,按照文献[15]采用的模型,以两参数 (p, q) 的广义高斯分布作各子带的密度函数,广义高斯概率密度函数介于高斯分布和拉普拉斯分布之间,可表示为

$$f_{p,q}(x) = N(p, q) e^{-|x|^p} \quad (13)$$

其中,

$$N(p, q) = \frac{pq}{2\Gamma(1/q)} \quad (14)$$

$$p = \frac{1}{\sigma} \left[\frac{\Gamma(3/q)}{\Gamma(1/q)} \right]^{1/2}$$

而 σ 为方差,

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} t^{x-1} e^{-t} dt \quad (15)$$

典型的 q 在 $[0.5, 1.0]$ 之间。若 $r=1$,模型为拉普拉斯分布,若 $q=2$,模型为高斯分布,实验结果表明,小波系数的分布 q 接近 0.7 ^[15]。

实际上,各子带对视觉的影响在很大程度上取决于其能量的分布,因此可以用其概率分布的方差估计其权因子如下:

$$\omega_{i,j} = \frac{\sigma_{i,j}^2}{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^3 \sigma_{i,j}^2 + \sigma_{L,0}^2} \quad (16)$$

根据香农理论^[16],统计信源 X 被最优量化为 Y ,则 Y 的熵满足:

$$h(Y) = h(X) - \frac{1}{2} \log_2(12D) \quad (17)$$

假定熵编码能达到上述码率极限,即 $R=h(Y)$,式(17)可改写为

$$D = \frac{2^{2(h(X)-R)}}{12} = 2^{-2R} \frac{2^{2h(X)}}{12} \quad (18)$$

令 $K = \frac{2^{2h(X)}}{12}$,则 $D=K2^{-2R}$,故如果假定各子带每个像素的平均失真为 $\bar{D}_{i,j}$,码率为 $\bar{R}_{i,j}$,则

$$\bar{D}_{i,j} = K_{i,j} 2^{-2\bar{R}_{i,j}} \quad (19)$$

按文献[17]给出的 K 表达式,可确定各子带的系数 K 为

$$K_{i,j} = A(1,2) \times \left[\int [p_{i,j}(x)]^{1/(2+1)} dx \right]^{2+1} \quad (20)$$

其中, $A(1,2)$ 为文献[17]计算得到的基于 MSE 的上界, $A(1,2)=0.08333$,而 $p_{i,j}(x)$ 是小波子带系数的概率密度函数。设各子带的像素个数为 $N_{i,j}$,将式(19)和式(20)代入式(12),令 $\frac{\partial J}{\partial \bar{R}_{i,j}} = 0$,即

$$\frac{\partial}{\partial \bar{R}_{i,j}} \left[\sum_i \sum_j \omega_{i,j} N_{i,j} K_{i,j} 2^{-2\bar{R}_{i,j}} + \lambda N_{i,j} \bar{R}_{i,j} \right] = 0 \quad (21)$$

因此推导出

$$(-2 \ln 2) K_{i,j} 2^{-2\bar{R}_{i,j}} \omega_{i,j} + \lambda = 0 \quad (22)$$

$\bar{R}_{i,j}$ 用 λ 表达为

$$\bar{R}_{i,j} = \frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{2 \ln 2 K_{i,j} \omega_{i,j}}{\lambda} \right) \quad (23)$$

设图像总的像素为 N ,则

$$\begin{aligned} R_T/N &= \sum_i \sum_j (1/2^{2i}) \bar{R}_{i,j} \\ &= 1/2 \log_2 \prod_i \prod_j \left(\frac{2 \ln 2 K_{i,j} \omega_{i,j}}{\lambda} \right)^{2^{-2i}} \\ &= 1/2 \log_2 \left(\frac{2 \ln 2}{\lambda} \prod_i \prod_j (K_{i,j} \omega_{i,j})^{2^{-2i}} \right) \end{aligned} \quad (24)$$

由方程(24)可以求出

$$\lambda = 2 \ln 2 \cdot 2^{-2R_T/N} \left(\prod_i \prod_j K_{i,j} \omega_{i,j} \right)^{2^{-2i}} \quad (25)$$

将式(25)代入到式(23),可求出各子带最优的比特数为

$$R_{i,j}^{opt} = 1/2 N_{i,j} \log_2 \left[\frac{2^{-2R_T} K_{i,j} \omega_{i,j}}{\prod_i \prod_j (K_{i,j} \omega_{i,j})^{2^{-2i}}} \right] \quad (26)$$

5 算法及实验结果

基于上述分析的小波图像压缩算法框如图 2 所示。

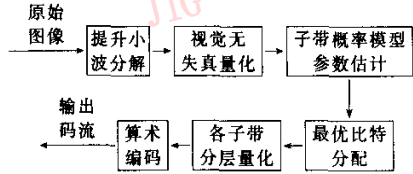


图 2 基于最优比特分配的小波图像压缩算法

输入的原始图像经提升小波作分解后形成若干频带的子带,按照第 2 节的方法对各子带的系数首先作无视觉失真的量化,然后对量化后的子带系数估计其广义高斯概率模型的参数,再由估计的模型参数求出各子带的 $K_{i,j}$ 和 $\omega_{i,j}$ 系数,将其代入式(26),计算出在给定比特限额下各子带最优分配的比特数。熵编码器采用算术编码,为满足码流的多分辨率特性,每个子带各对应一个独立的算术编码器,算术编码器的概率模型与 EBCOT 算法类似,充分利用了相邻系数之间的相关性。算法中采用分层量化方法^[9]对各子带系数独立地进行渐进量化,每层的量化值输入至算术编码器作熵编码,当输出的码流达到该子带分配的比特限制条件时,则中止此子带的编码。

以目前压缩领域公认的最佳小波基——9/7 小波基的提升步骤完成图像的小波分解,分解级数为 4。选择 2 幅有代表性的图像进行测试,其中 Lena 图像比较平滑,Barbara 图像纹理比较丰富,细节较多,它们的大小均为 512×512 。文献[9]中的算法以 MLO 表示,本文算法以 MRV 表示。在不同压缩比下编码的 PSNR 值如表 3 所示。

表 3 不同压缩比下各算法的 PSNR 结果

压缩比	单位: dB							
	Lena				Barbara			
	MRV	MLO	SPIHT	EBCOT	MRV	MLO	SPIHT	EBCOT
8 : 1	40.39	39.98	40.41	40.50	37.30	36.08	36.41	37.32
16 : 1	37.20	37.01	37.21	37.40	32.19	30.67	31.39	32.43
32 : 1	34.18	33.78	34.11	34.30	28.42	26.54	27.58	28.51
64 : 1	31.13	30.29	31.10	31.20	25.25	23.79	24.86	25.52
128 : 1	28.40	27.39	28.38	28.30	23.40	22.67	23.35	23.49

从表 3 可以看出,MRV 算法在 PSNR 客观评价尺度下,无论是平滑图像还是细节较丰富的图像,均与当今最优小波编码器相仿,而较之 MLO 算法

则有显著的提高。SPIHT 算法充分利用了子带系数空频上的相关性,具备精确的码流控制,但在率失真意义上不是最优的。MLO 算法相对容易实现,但是需对小波系数首先进行量化,然后利用二分法搜索最优解,且编码效率较低。EBCOT 算法为分块的最优截断编码,但同样存在首先对图像进行编码,然后搜索最优解的问题,其搜索时间是不确定的。而本文

算法将人眼视觉特性融入实现过程,给出了码率约束下分配给各子带比特的理论公式,它在率失真意义上是最优的,且可以达到精确的码流截断,因此本文算法较之前述算法综合性能较优越,而且在低码率压缩时,可以显示出更好的视觉特性,以 Barbra 图像为例,在压缩比为 64:1 时,各算法的解码结果如图 3 所示,可以看出本文算法的视觉效果更好。

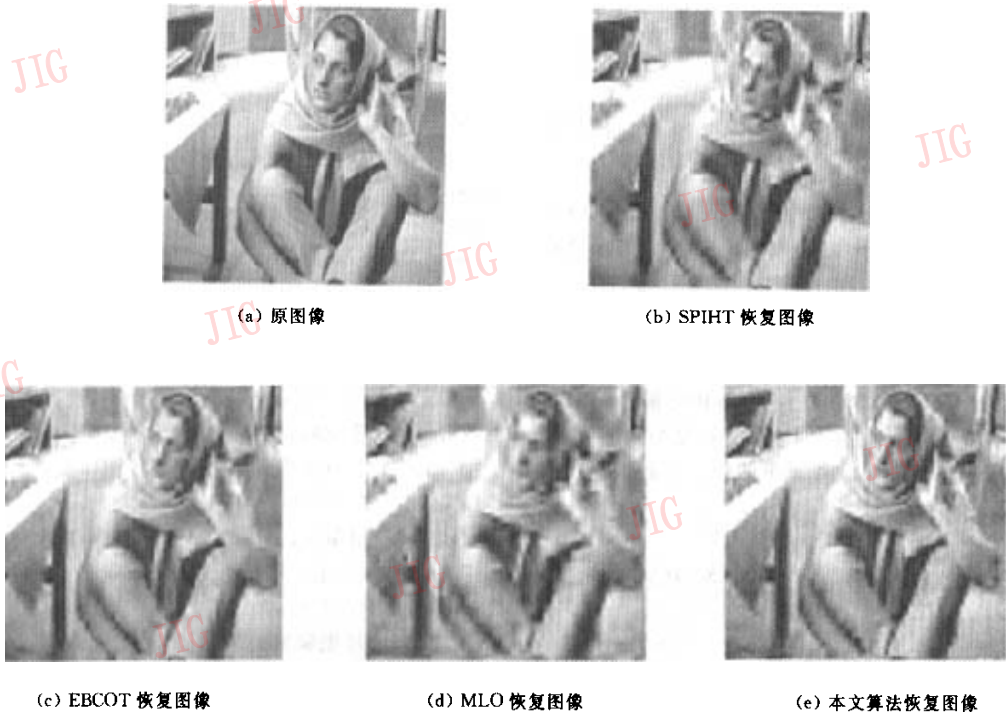


图3 Barbra 在压缩比为 64:1 时各算法的恢复图像

为比较本文算法(MRV)与其他小波压缩算法的计算复杂性,以 1024×1024 的一幅 8 位灰度遥感图像为例,比较其编码算法的运算时间。算法的运行平台为 P4-1.7G,内存 256M,操作系统为 Windows 2000,算法的运行时间如表 4 所示。

表 4 1024×1024 灰度图像编码时间表

压缩比	MRV	MLO	SPIHT	EBCOT
8:1	2.69	5.32	2.83	1.38
16:1	1.35	5.25	1.62	1.35
32:1	1.12	5.25	1.41	1.39
64:1	0.78	5.23	0.89	1.37
128:1	0.65	5.26	0.73	1.38

从表 4 可以看出,MLO 算法和 EBCOT 算法由于需要首先对所有系数层编码,因此大部分时间消

耗在分层编码上,在不同压缩比时,算法的时间基本不变。由于 EBCOT 算法实现时使用了 MQ 算术编码器,其他 3 种算法使用的是传统实现算法,故 EBCOT 算法尽管也和 MLO 算法一样需全部分层编码,但其编码时间仍相对较少。本文算法和 SPIHT 算法都根据确定的码率分层编码,因此受不同压缩比的影响,压缩比小时,需要编码的层数较多,而要消耗更多的时间。本文算法和 SPIHT 算法相比,不需扫描链表,实际运行时反映为速度更快。

6 结论

本文描述了一种新的具有码流多分辨率特性的小波图像压缩算法。该算法利用了人眼视觉特性,首先对各子带的小波系数作视觉无失真的量化,然后

根据各子带对人眼视觉影响效果的不同,给各子带的失真赋以不同的权系数。假定子带系数的分布为广义高斯模型,在率失真最优意义上,从理论上给出了固定压缩比时各子带比特分配公式。通过对标准测试图像压缩结果的实验分析,重建图像质量在 PSNR 上与经典的小波压缩算法相仿,但在高压缩比时视觉质量上优于这些算法。和其他小波算法相比,算法的运算速度也比较快。

JPEG 2000 中的核心 EBCOT 算法,对小波系数独立地作分块编码,这样可以提高码流的容错性,本算法也可以扩展为分块的编码,但需要将块内小波系数的分布建模为更好的概率模型。

参 考 文 献

- ISO 10918-1. Information Technology-Digital Compression and Coding of Continuous-tone Still Images; Requirements and Guidelines[S], ISO/IEC JTC1/SC29/WG1 JPEG/JBIG, 1994.
- Shapiro J M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12):3445~3462.
- Said A, Pearlman W A. A new, fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees [J]. IEEE Transactions on Circuits Systems and Video Technology, 1996, 6(6):243~250.
- Angeles Losada M, Tohumoglu Gulay. Multi-iteration wavelet zero-tree coding for image compression[J]. Signal Processing, 2000, 80(8):1281~1287.
- Wu Bing-Fei, Su Chong-Yann. Low computational complexity enhanced zerotree coding for wavelet-based image compression [J]. Signal Processing, Image Communication, 2000, 16(3):401~411.
- Chai Bing-Bing, Vass Jozsef. Significance-linked connected component analysis for wavelet image coding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(6):774~783.
- Taubman D, Zakhor A. Multi-rate 3-D subband coding of video [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(5):572~588.
- Taubman D. Embedded block coding in JPEG 2000[J]. Signal Processing: Image Communication, 2002, 17:49~72.
- Shoham Y, Gersho A. Efficient bit allocation for an arbitrary set of quantizers[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1988, 36(9):1445~1453.
- Sweldens W. The lifting scheme: A custom design construction of biorthogonal wavelets[J]. Applied Computing and Harmonic Analysis, 1996, 3(2):186~200.
- Daubechies I, Sweldens W. Factoring wavelet transforms into lifting steps[J]. Journal of Fourier Analysis and Application, 1998, 4(2):247~269.
- Watson A B, Yang G Y, Solomon J A, et al. Visibility of wavelet quantization noise [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(8):1164~1175.
- Ferguson K L, Allinson N M. Psychophysically derived quantization model for efficient DWT image coding [J]. IEE Proceedings—Vision, Image and Signal Process, 2002, 149(1):51~55.
- Prandoni P, Vetterli M. R/D optimal linear prediction [J]. IEEE Transaction on Speech and Audio Processing, 2000, 8(6):646~655.
- Lazar D, Averbuch A, Israeli M. Image compression using vector quantization on wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(1):4~15.
- 傅祖芸. 信息论——基础理论及应用[M]. 北京:电子工业出版社, 2001.
- Conway J H, Sloane J N. A lower bound on the average error of vector quantizer[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1985, 31(1):106~109.

谭毅华 1975 年生。2000 年于华中科技大学工学获硕士学位,现为华中科技大学图像识别与人工智能研究所博士研究生。主要研究领域为数字图像处理及分析、图像和视频编码。
E-mail:yihua.tan@263.net



王操华 1966 年生。1991 年于武汉大学理学获硕士学位,现为华中科技大学图像识别与人工智能研究所博士研究生。主要研究领域为遥感图像处理和多媒体数据压缩。



田金文 1961 年生。教授、博士生导师。1998 年于华中科技大学获工学博士学位。研究方向为小波理论、图像压缩和计算机视觉。



柳 健 1939 年生。教授、博士生导师。研究方向为数字图像处理与识别、计算机视觉和遥感图像分析等。负责完成省部级科研项目 18 项,其中 6 项获省部级科技进步奖,合编著作 2 部,发表学术论文 100 余篇。

