

一种基于小波变换的多描述图象编码算法

幸 锐 杨长生

(浙江大学计算机系系统工程研究所, 杭州 310027)

摘 要 网络信道的不稳定性可能会造成数据传输出错, 从而可能导致恢复图象质量的急剧下降, 或者使算法失效. 针对这种情况, 提出了一种新的图象压缩方法来改善上述问题. 该方法是首先将图象进行小波分解, 然后针对不同的频带特征采用不同的压缩方法进行编码. 在图象编码中, 对于低频子带系数采用DPCM编码, 对于高频子带系数则采用多描述标量量化器. 由于小波分解后的系数经活动性预测分类后具有拉普拉斯分布的性质, 因此可对其采用预测分类的自适应量化方法进行编码. 同时由于不同子频带的系数之间具有不同的相关性, 因此在编码过程中采用了不同的方法来分别对高频子带系数和低频子带系数进行编码, 并且充分利用了频带系数分布具有拉普拉斯分布的特点. 实验表明, 该方法在减少传输误码敏感性方面具有理想的效果.

关键词 图象处理(510·4050) 小波变换 差分脉冲编码 基于预测分类的自适应量化器

中图分类号: TN919.81 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2003)07-0834-05

A Multiple Description Image Coding Algorithm Based on Wavelet

XING Rui, YANG Chang-sheng

(Computer System Engineering Institute, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract The instability of network channels will lead to transmission errors which deteriorate the quality of restored image, sometimes even make compression algorithms invalid. In this paper, a new image compression method is proposed to reduce such severity. Firstly a wavelet transform of the image is taken to obtain wavelet subbands of the image. According to different characteristics of each subband, different compression methods are applied to it. DPCM (Differential pulse code modulation) is employed to lowest frequency subband and multiple description scalar quantizer(MDSQ) to high frequency subband. Because coefficients match Laplacian distribution after classification based on their activity prediction, a context-based classification and adaptive quantizer (CBCAQ) is used to them. Because there are different correlations in different subband, different compression methods are used to encode high frequency and low frequency coefficients. And during encoding process, Laplacian distribution characteristics of subband coefficients are fully exploited. The results of experiments show that the proposed method of image compression performs well in reducing transmission errors.

Keywords Wavelet transform, Differential pulse code modulation (DPCM), Context-based classification and adaptive quantizer

0 引 言

随着近年来网络技术的发展,许多用来传输图象和视频信号的设备应运而生,但是这些设备的传输通道容易出现数据丢失的情况,例如,数据传输从高带宽信道切换到低带宽信道时就会造成数据包丢失,再比如在网络传输信号拥塞的情况下,数据包到

达网络节点的时候,若该节点缓冲区已满,则数据包就不得不被丢弃.另外,在无线通讯中,强衰落(deep fade)会导致非常高的解码错误率,从而令所接收的数据包丢失.

为了克服数据丢失造成误解码的现象,前人提出了许多图象压缩算法^[1~4].这些算法均能有效地提高在易错(error-prone)通道上图象传输的鲁棒性.这些编码方案的设计思想是:在编码端,先将图

象压缩后分解为多个独立的比特流,然后在解码端通过解码重建图象,但重建图象的质量需依赖解码器所接收到的数据包的个数,因为不同的数据包对重建图象质量具有互相改进的作用,即假设有两个图象的描述 M_1 、 M_2 ,若解码端单独收到 M_1 或 M_2 ,则均只能生成一幅质量较差的图象.如果 M_1 和 M_2 都到达解码端,那么就可以生成一幅质量较好的图象.这其中的许多研究均是基于文献[5]提出的多描述标量量化器 MDSQ (Multiple description scalar quantizer) 的概念.

本文提出了一种多描述小波变换编码方法.该方法针对不同的小波子频带,采用不同的处理方法.其中最低子频带的系数,由于数据之间的相关性比较大,因此可对其采用 DPCM (Differential pulse code modulation) 预测编码后,再使用基于预测分类的自适应量化器 CBCAQ (Context-based classification and adaptive quantizer)[6]来进行量化,并估计其拉

普拉斯分布参数;对于高频子带系数,则先使用 CBCAQ 估计这些子频带系数的拉普拉斯分布参数,再使用多描述量化器进行量化,然后分解成两个描述 (description),最后,分别对每个子频带的量化系数,使用自适应的算术编码方法进行熵编码.

由于不同子频带系数之间具有不同的相关性,因此在编码过程中应区别对待高频系数和低频系数,并且应充分利用了子频带系数分布具有拉普拉斯分布的特点.实验结果表明,在各种情况下,该算法均可得到理想的效果.

1 多描述图象编码

1.1 多描述标量量化器 (MDSQ)

Vaishampayan 首先提出了多描述标量量化器的概念[5].图 1 给出了两个不同 MDSQ 量化器的示意图.

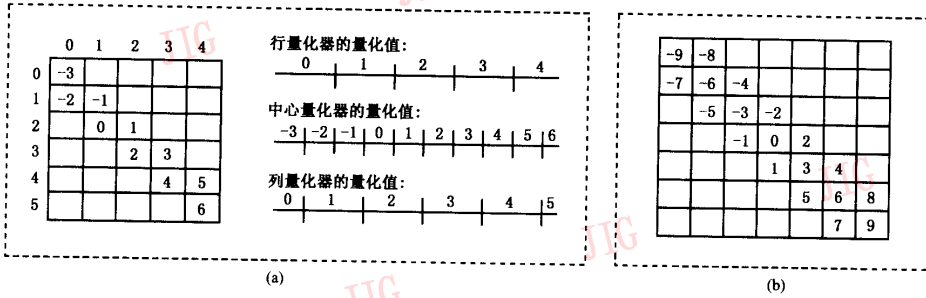


图 1 两个不同的 MDSQ 量化器的示意图

一个多描述标量量化器 MDSQ 有标量量化和下标分配 (Index assignment) 两个主要作用.其中,下标分配 I 就是将每个系数分解成两个描述,即 $I: N \rightarrow N \times N$ (N 是自然数集).现以图 1(a)中给出的量化器为例来说明量化的过程,即一个系数先使用一个中心量化器量化,假设其量化值为 0,那么这个中心量化值就被分解为两个边界 (side) 量化值分别为 1 (行量化值) 和 2 (列量化值),然后每个边界量化值就被作为一个描述的信息保存起来,即描述 1 保存了所有系数行量化值的信息,描述 2 保存了所有系数列量化值的信息.若两个描述都被接收,那么该系数的中心量化值 0 就可以被完全恢复,这样就实现了细量化级别的恢复.否则,如果只有其中一个描述被接收,那么只能恢复到由原来行 (或是列) 确定的量化级别,即只能实现粗量化级别的恢复.由此可见,这两个描述对重建图象的质量是互相促进的,而

且这两个描述之间可能也是存在冗余的.例如在图 1 中,图 1(a)量化器的幅度 (spread) 为 2,图 1(b)量化器的幅度为 3.由图 1 可见,使用图 1(a)量化器的两个描述之间的数据冗余就比使用图 1(b)的要大.

图 2 给出了一个使用 MDSQ 量化器的双通道系统基本框架图.

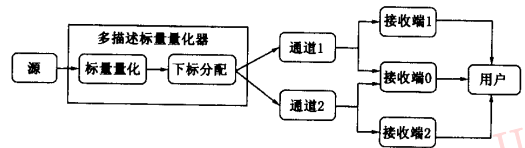


图 2 使用 MDSQ 量化器的双通道系统基本框架图

1.2 编码过程

首先将图象通过小波变换分解成多个子频带,然后对每个子频带使用均匀量化方法来得到量化后

的系数,再通过 MDSQ 量化器的下标分配将每个量化系数映射为一个下标对. 这样两个描述就分别得到了其中一个下标系数. 在得到每个子频带的描述以后,再对其进行熵编码.

不同的子频带由于其重要性不一样,因此编码过程中使用了不同的下标分配. 其中高频子带系数由于重要性不大,因此对其使用幅度较大的 MDSQ 量化器来进行量化;而对于能量比较集中的低频子带系数,则采用了幅度相对较小的 MDSQ 量化器.

得到每个子频带的描述以后,再对其进行熵编码.

1.3 解码过程

首先,对已经被熵编码的描述进行解码,以便得到相应的描述,如果其中一个描述在传输过程中丢失了,即只得到了一个描述,那么就先对它使用单通道去量化,再通过小波反变换来得到一幅单通道的重建图象;如果两个描述都到达了解码端,那么就先合成下标对,再根据下标对找到对应系数的量化值,可见,该过程是下标分配的反过程;然后再通过反量化量化、小波逆变换,即得到双通道的重建图象.

1.4 任意数据包的形象编码

首先创建图象的两个描述,然后对每个描述 4 个相对低频的子频带使用最大距离可分的 MDS 编码^[6]来增加冗余,例如采用一族 $(s, 1, s)$ 的重复编码,高频子带部分则不增加码字;最后根据需要的数据包数,将经过熵编码后的每个码字放入数据包中.

解码过程相对比较简单,即首先对每个接收到的数据包进行熵解码,如果收到的数据包的数目足够恢复特定制子频带的一个描述,则进行恢复;否则这个子频带的描述就丢失了.

1.5 基于预测分类的自适应量化器

文献[7]提出了基于预测分类的自适应量化器(CBCAQ)的设计.

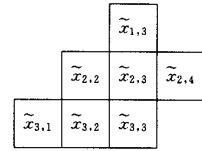
定义模板 $T_{i,j}$ (图 3)为

$$T_{i,j} = \{\tilde{x}_{i-1,j}, \tilde{x}_{i,j-1}, \tilde{x}_{i-1,j-1}, \tilde{x}_{i-1,j+1}, \tilde{x}_{i-2,j}, \tilde{x}_{i,j-2}\}$$

其中,当前点为 (i, j) , \tilde{x} 为量化系数. 对每个小波子频带,可根据模板 $T_{i,j}$ 来预测当前系数 $x_{i,j}$ 的活动性,即

$$M_{i,j} = a_0 |\tilde{x}_{i-1,j}| + a_1 |\tilde{x}_{i,j-1}| + a_2 |\tilde{x}_{i-1,j-1}| + a_3 |\tilde{x}_{i-1,j+1}| + a_4 |\tilde{x}_{i-2,j}| + a_5 |\tilde{x}_{i,j-2}|$$

其中,加权值 $a_k (0 \leq k \leq 5)$ 满足 $\sum_k a_k = 1$. 对预测的活动性 $M_{i,j}$,则应根据相应的阈值进行分类,以便得到活动性不同的系数类. 文献[6]实验表明,在小



$$M_{3,3} = a_0 |\tilde{x}_{2,3}| + a_1 |\tilde{x}_{3,2}| + a_2 |\tilde{x}_{2,2}| + a_3 |\tilde{x}_{2,4}| + a_4 |\tilde{x}_{1,3}| + a_5 |\tilde{x}_{3,1}|$$

图 3 6 系数分数模板 $T_{i,j}$

波分解后的高频子带中,每个分类的系数值满足零平均拉普拉斯分布. 对于小波最低频子带中的系数,则可以通过使用 DPCM 编码方法进行编码,其得到的预测余差则满足零平均拉普拉斯分布.

假设 Y_1, \dots, Y_n 为拉普拉斯源的 n 个样本值,那么其概率分布参数估计值为

$$\hat{\lambda} = \frac{n}{\sum_i |Y_i|}$$

为了得到分类阈值,需要在未量化系数之前就估计它量化后的系数值;然后根据估计的量化系数值来确定当前点的活动性 $M_{i,j}$;最后使用贪婪合并算法,不仅得到了分类阈值,同时也得到了相应分类的拉普拉斯概率分布参数估计.

对于每个分类,编码器先将其拉普拉斯参数估计和分类阈值作为附加信息(side information)传送到解码器,然后解码器一面根据量化值自适应地调整拉普拉斯参数值,一面反量化系数.

假设是做均匀步长量化,那么

$$p_0 = 2 \int_0^{b_1} f_\lambda(y) dy = 1 - e^{-\lambda b_1}$$

$$q_0 = 0$$

和

$$p_m = \int_{b_m}^{b_{m+1}} f_\lambda(y) dy = \frac{1}{2} [e^{-\lambda b_m} - e^{-\lambda b_{m+1}}]$$

$$q_m = \frac{1}{p_m} \int_{b_m}^{b_{m+1}} y f_\lambda(y) dy = \frac{1}{2p_m} [b_m e^{-\lambda b_m} - b_{m+1} e^{-\lambda b_{m+1}}] + \frac{1}{\lambda}$$

其中, $f_\lambda(y)$ 为系数的拉普拉斯概率分布函数, $[b_m, b_{m+1})$ 表示量化区间, p_m 表示经活动性分类后系数落入区间 m 的概率, q_m 表示区间 m 的质心,即反量化的取值.

2 算法实现

(1) 采用 10~18 Daubechie 小波对图象进行 K

级小波分解. 对于低频子带 LL_k 先通过 DPCM 编码来得到余差值, 然后对余差值和高频子带系数使用 CBCAQ 量化器估计它们的拉普拉斯参数值.

(2)使用 MDSQ 量化器生成每个子频带的两个描述, 而对每个描述, 则根据系数的活动性将每个系数分为两类, 再采用不同的模型估计来进行算术编码^[8].

由于解码过程要受到数据丢失的影响, 因此若只收到一个描述, 那么仅仅对此数据采用一个的分布模型进行反量化; 如果两个描述均到达解码端, 那么就对其进行 CBCAQ 反量化. 由于低频子带 LL_k

两个描述是一样的, 因此只要收到一个描述的数据就可使用 CBCAQ 加 DPCM 进行解码.

3 实验结果

为了对比本文算法的效果, 采用本文算法(算法 1)分别对 Lena 和 Barbara 图象进行了编码实验. 并且与文献[1]中的算法(算法 2)的编码结果、文献[4]中的算法(算法 3)的编码结果和文献[9]中算法(算法 4)的编码结果进行了对比. Barbara 图用不同算法编码的重建图象如图 4 所示.



图 4 在 0.50bpp 下两个算法重建 Barbara 图象的比较

对于不同比特率下的压缩, 表 1 给出了 Lena 图不同算法编码的重建图象的峰值信噪比.

实验是在 0.5bpp 下, 对 Lena 图象进行编码, 然后使用文献[4]中给出的算法, 将每个描述分成 13 个数据包, 再对其进行网络传输的随机模拟实验. 传输后重建图象的峰值信噪比见表 2.

由表 1 可以看出, 无论是单通道, 还是双通道的

表 1 不同比特率下, 使用算法 1、算法 2 和算法 3 对 Lena 图编码后重建图象的峰值信噪比比较 单位: dB

压缩率 (bpp)	0.25			0.50			1.00			
	通道	1	2	合成	1	2	合成	1	2	合成
算法 1		31.53	31.49	36.25	34.00	33.95	39.30	36.82	36.84	43.31
算法 2		31.06	31.05	36.00	32.10	32.12	36.80	-	-	-
算法 3		30.96	30.95	36.03	33.64	33.62	39.15	36.56	36.58	43.31

表2 在0.50bpp下,使用算法1、算法3和算法4对Lena图
编码及模拟网络传输后,重建图象的峰值信噪比比较

平均丢失 数据包个数	单位: dB				
	1	2	3	4	5
算法1	37.63	36.22	34.72	30.92	25.67
算法3	37.46	35.98	34.54	30.79	25.58
算法4	37.52	34.47	31.25	27.94	24.03

情况,本文算法所得到的重建图象的PSNR值总是最佳的.从表2也可以看出,本文所使用的算法得到的结果也是最优的,即有着最好的鲁棒性.

4 结 论

本文提出的算法对图象采用了小波变换,而不是传统的DCT变换,而且根据低频子带系数之间相关性比较大的特点,采用了DPCM进行编码.由于编码后的余差值具有拉普拉斯分布的特点,因此对低频子带系数可以采用CBCAQ量化器.实验结果表明效果较理想,但是也不得不看到,由于对低频子带是采用DPCM编码(因为如果采用MDSQ量化器的下标分配则会产生误差扩散的现象),所以对低频子带系数不是使用MDSQ量化器,而是采用两个描述的完全冗余传输.这不仅避免了误差扩散,同时也保证了重要系数在传输过程中的可靠性.

对于CBCAQ量化器,假设一幅图象经小波变换后分解为S个子频带,每个子频带根据活动性分为L+1个类别,其中一个为零值预测的特殊类,L个为普通类,那么一共有L-1个分类阈值和L+1个拉普拉斯参数估计.若每个参数分配Bbit,则所有的附加信息占用的比特数为

$$B \cdot S \cdot (L-1) + B \cdot S \cdot (L+1) = 2L \cdot B \cdot S$$

若B=8,L=4,则对于一幅512×512pixels大小的图象,其附加信息平均仅为0.0024bpp,可见,其对编码比特率的影响甚小.

综上所述,本文提出的图象编码算法,由于有着较强的鲁棒性,从而为图象传输提供了更有力的保证.

参 考 文 献

- 1 Wang Y, Orchard M T, Reibman A. Multiple description image coding for noisy channels by pairing transform coefficients[A]. In: Proceedings of IEEE 1st Workshop signal Processing Society Multimedia Signal Processing [C]. Princeton, New Jersey, USA, 1997: 419~424.

- 2 Goyal V K, Kovacevic J. Optimal multiple description transform coding of images [A]. In: Proceedings of IEEE Data Compression Conference [C]. Snowbird, Utah, USA, 1998: 388~397.
- 3 Chung D, Wang Y. Multiple description image coding based on lapped orthogonal transforms[A]. In: Proceedings of the IEEE Conference Image Processing [C]. Chicago, Illinois, USA, 1998: 664~668.
- 4 Servetto S D, Ramchandran K, Vaishampayan V A *et al.* Multiple description wavelet based image coding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(5): 813~826.
- 5 Vaishampayan V A. Design of multilevel description scalar quantizers [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1993, 39(5): 821~834.
- 6 Alon N, Luby M A. Linear time erasure-resilient code with nearlyoptimal recovery [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1996, 42(11): 1732~1736.
- 7 Yoo Y, Ortega A, Yu B. Image subband coding using context-based classification and adaptive quantization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(11): 1702~1715.
- 8 Witten I H, Neal R M, Cleary J G. Arithmetic coding for data compression [J]. Communications of the ACM, 1987, 30(6): 520~540.
- 9 Jiang W, Ortega A. Multiple description coding via polyphase transform and selective quantization [A]. In: Proceedings of SPIE Visual Communication Image Processing Conference [C]. San Jose, California, USA, 1999: 998~1008.



幸锐 1978年生,2000年获浙江大学学士学位,现为浙江大学计算机系系统结构专业硕士研究生.主要研究方向为图象压缩、图象处理等.



杨长生 1945年生,浙江大学计算机系教授.研究方向为多媒体数据压缩技术、控制器仿真技术及计算机体系结构.