

文章编号: 0253-2239(2004)12-1633-5

基于网格编码量化的超光谱图像压缩^{*}

吴颖谦 方涛 施鹏飞

(上海交通大学模式识别与图像处理研究所, 上海 200030)

摘要: 提出了一个基于小波网格编码量化的超光谱图像压缩方法。谱间和空间冗余处理构成了超光谱图像压缩算法的主要内容, 该算法使用一个谱间差分预测步骤来去除谱间冗余, 而后对预测残差图像进行小波变换并利用均匀阈值网格编码量化(trellis-coded quantization)方法来量化各小波子带, 最后使用自适应算术编码对量化码字进行熵编码。为使编码器能为所有子带获取率-失真意义上最优的量化阈值, 设计了一个基于子带统计特性和网格编码量化器率-失真特性的比特分配算法。在实验中, 该算法表现出优良的压缩性能, 对于实验的超光谱图像, 该方法在压缩比为 32 时可得到 37.1 dB 的峰值信噪比, 这表明本算法能有效压缩超光谱图像, 适于超光谱图像压缩应用。

关键词: 信息光学; 图像压缩; 超光谱图像; 小波编码; 网格量化编码

中图分类号: TP751 文献标识码: A

Compression of Hyper-Spectral Images Based on Trellis Coded Quantization

Wu Yingqian Fang Tao Shi Pengfei

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

(Received 8 July 2003; revised 8 May 2004)

Abstract: An approach for compression of hyper-spectral images based on wavelet trellis-coded quantization is proposed. Processing of spectral and spatial redundancy make up the main ingredients of compression of hyper-spectral image. Firstly, the proposed algorithm takes advantage of spectral difference pulse code modulation (DPCM) to remove the spectral redundancy, then the discrete wavelet transform is carried out over the error images resulted from DPCM and trellis-coded quantization with uniform threshold value is adopted to quantize the sub-band images. At last, entropy encoding of quantized code-words is performed by adaptive arithmetic encoding. To compute optimal quantization thresholds in rate-distortion sense for each sub-band of all spectral bands, an algorithm for bit allocation based on sub-band statistic characteristic and R-D characteristic of trellis-coded quantization is also designed. In the experiments, excellent performance of the proposed algorithm is demonstrated. For the hyper-spectral image of experiment, the PSNR of the algorithm is 37.1 dB at the compression ratio of 32. This shows that the approach can efficiently compress hyper-spectral image and be suitable for the applications of hyper-spectral images compression.

Key words: information optics; image compression; hyper-spectral images; wavelet coding; trellis coded quantization

1 引言

超光谱成像设备具有成像仪和光谱仪的功能, 获取的遥感图像包含空间信息和光谱信息^[1]。现代超光谱成像技术在空间分辨率、谱分辨率、量化精度等方面取得了长足进步, 但其海量的成像数据给其存储与传输带来巨大的困难, 因而超光谱图像压缩

^{*} 国家 863 计划(2002AA134020-05)、上海市科委项目(015115036)资助课题。

E-mail: wuyq@sytu.edu.cn

收稿日期: 2003-07-08; 收到修改稿日期: 2004-05-08

研究显得尤为重要。超光谱图像中存在着两种相关性:谱间相关性和空间相关性,它们是压缩的基础。现有超光谱图像压缩方法包括无损、准无损、有损压缩,但任何压缩研究都立足于如何更好地去除这些相关性。目前处理谱间相关性的方法主要有谱间差分预测^[2]、3-D DWT^[3]等,对于空间处理,各种变换技术得到了广泛应用,而最受重视的主要有小波变换^[2]。小波编码算法的基本内容包括小波变换、量化、比特分配、熵编码等,其中量化和比特分配是决定算法压缩性能的关键,优化设计这些步骤以提高性能是目前小波编码研究的重点之一。

2 算法流程

提出了一种超光谱图像有损压缩方法,算法的流程如图 1 所示。该方法使用谱间差分预测去除谱间相关性。小波编码方法则用以处理空间相关性,为此本文使用均匀阈值网格编码量化方法(Uniform threshold trellis coded quantization, UTTCQ)来量化各小波子带,并提出相应的比特分配算法以为波段中各子带设计率-失真最优的量化参量。

要指出的是,本算法所采用的小波滤波器为 9-7 双正交滤波器^[4]。

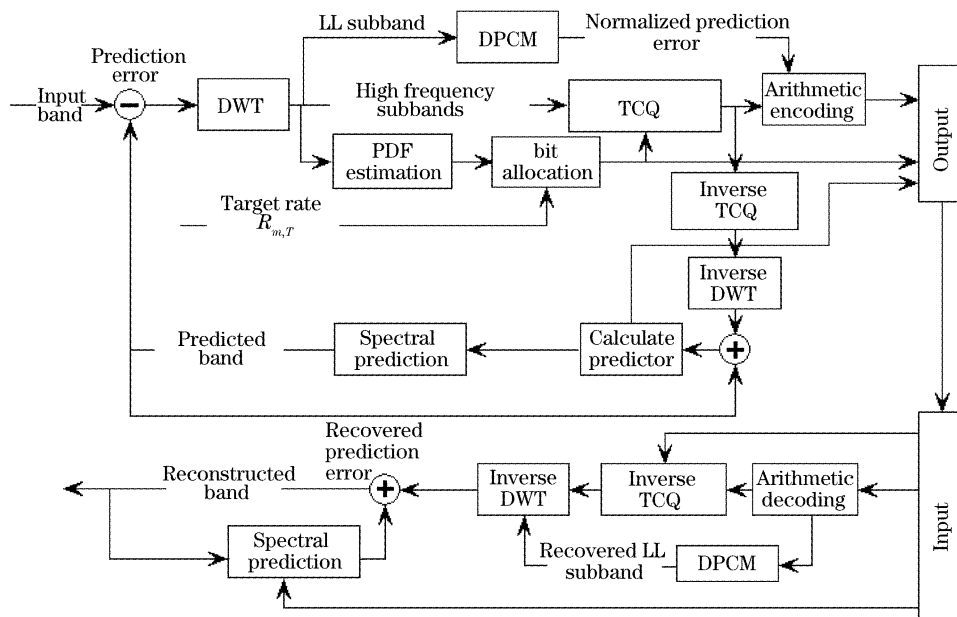


Fig. 1 The flowchart of the proposed algorithm. DWT: discrete wavelet transform, DPCM: difference pulse code modulation, TCQ: trellis coded quantization, PDF: probability density function

3 算法原理

3.1 谱间差分预测

去除谱间相关性的关键在于建立有效描述相关性的模型,它是谱间去相关处理的核心步骤。预测方法能以很小的计算代价描述图像的统计相关模型,是一种实用而有效的技术。本文的谱间预测器如下式所示:

$$\hat{I} = (i, j, k) = \alpha \cdot I(i, j, k-1) + \beta, \quad (1)$$

其中 i, j 表示空间位置, k 为波段序号, α, β 表示预测系数。本文按最小二乘准则求取最优预测系数,即最优 α, β 应使当前波段内所有系数的预测误差平方和 $e^2 = \|\hat{I} - I\|^2$ 最小,其中向量 $\hat{I}_k = [\hat{I}(1, k) \cdots \hat{I}(n_k, k)]^T$ 表示波段 k 中所有像素的预测值, $I_k = [I(1, k) \cdots I(n_k, k)]^T$ 为对应观测值, n_k 为波段 k 中系数个数,相邻波段 $k-1$ 中对应位置的实际系数值表示为 $I_{k-1} = [I(1, k-1) \cdots I(n_k, k-1)]^T$,易得下式成立。

$$\begin{cases} \alpha_k = \left[n_k \sum_{i=1}^{n_k} I(i, k) I(i, k-1) - \sum_{i=1}^{n_k} I(i, k) \sum_{i=1}^{n_k} I(i, k-1) \right] / \left\{ n_k \sum_{i=1}^{n_k} I(i, k-1)^2 - \left[\sum_{i=1}^{n_k} I(i, k) \right]^2 \right\}, \\ \beta_k = \left[n_k \sum_{i=1}^{n_k} I(i, k) - \alpha_k \sum_{i=1}^{n_k} I(i, k-1) \right] / n_k, \end{cases} \quad (2)$$

3.2 网格编码量化与 R-D 特性

研究表明,基于小波网格编码量化的编码算法具有优异的压缩能力^[5],它们都用网络编码量化小波分解子带。本文使用均匀码书的网格编码量化器^[6],其自变量是连续的量化步长,给定输入分布时,容易对率-失真关系建模。广义高斯(Generalized Gaussian)分布能很好地拟合小波子带的概率密度函数(Probability density function, PDF)^[6]。均值为 0 的广义高斯分布形式为:

$$p(x) = \frac{\nu}{2\Gamma(1/\nu)} \eta(\nu, \sigma) \exp\{-[\eta(\nu, \sigma)|x|]^\nu\}, \quad (3)$$

其中 $\eta(\nu, \sigma) = \frac{1}{\sigma} \left[\frac{\Gamma(3/\nu)}{\Gamma(1/\nu)} \right]^{1/2}$,

σ 为分布的方差, ν 为形状因子, $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} \exp(-t) dt$ 为伽马函数。

使用服从此分布的训练数据获取均匀网格编码量化器的 R-D 特性,并设计出最优的量化器。

本文用 10 组大小为 100000 的单位方差随机数序列进行训练,因子 ν 分别为 [0.3, 0.4, 0.45, 0.5, 0.55, 0.6, 0.7, 0.8, 1.0, 2.0], 获取了量化器的相关特性,这包括 $R \sim \text{lb}[-D'(R)]$ 和 $\text{lb}(\Delta) \sim R$ 。如图 2 和图 3 虚线所示的是 $\nu=0.7$ 的随机序列的实验结果。可以看到最小二乘拟合可准确获取近似函数关系,故本文使用分段多项式曲线来获取相关函数,即在高比特率、低比特率使用不同的多项式。

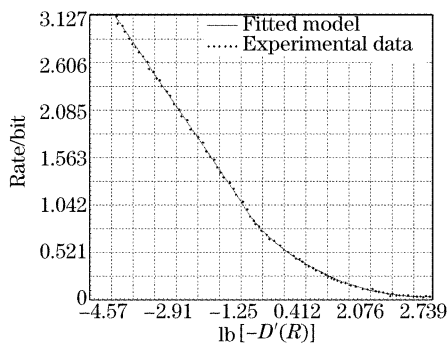


Fig. 2 The curve of $R \sim \text{lb}[-D'(R)]$.

本文拟合分段多项式表达如下:

$$R = \begin{cases} g_1 \{\text{lb}[-D'(R)], m_1\}, & R > r_b \\ g_2 \{\text{lb}[-D'(R)], m_2\}, & R \leq r_b \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{lb}(\Delta) = \begin{cases} f_1(R, n_1), & R > r_b \\ f_2(R, n_2), & R \leq r_b \end{cases} \quad (5)$$

其中 r_b 为高、低比特率的分界,本文中 $r_b = 1$, m_1, m_2, n_1, n_2 分别为拟合多项式阶数,本文中 $m_1 = n_1 = 1, m_2 = n_2 = 6$ 。上例中拟合的多项式如图 2、图 3 中实线所示。

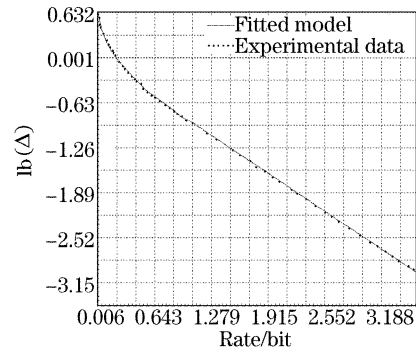


Fig. 3 The curve of $\text{lb}(\Delta) \sim R$

3.3 比特分配算法

为各子带设计率-失真最优量化器可归结为比特分配,即用前述网格编码量化器量化所有子带时,如何根据估计的子带分布确定量化各子带所需的步长,使压缩的比特率之和等于目标比特率时,量化误差平方和最小。算法首先应估计子带的分布,并将其与已有的训练结果对应。在本文算法中,方差 σ 直接从系数中计算,形状因子 ν 则通过计算峰态来估计。峰度是常用的四阶统计量,其形式如(6)式所示:

$$K = \frac{E(x^4)}{(\sigma^2)^2} = F(\nu), \quad (6)$$

其中 $F(\nu) = \frac{\Gamma(5/\nu) \cdot \Gamma(1/\nu)}{\Gamma(3/\nu)^2}$, 它是形状因子 ν 的函数,故 $\nu = F^{-1}[E(x^4)/\sigma^4]$, 而为快速估计参量 ν , 本文在实现中为 $\nu = F^{-1}[E(x^4)/\sigma^4]$ 建立查找表,以便在编码过程中快速计算函数值。

比特分配这样的约束优化问题可借助拉格朗日乘子将其等效为一个非约束问题,即

$$\Delta_{i,j} = \text{argmin} \left\{ J(\Delta_{i,j}, \lambda) = \sum_{j=0}^{L-1} \beta_j \gamma_j \sigma_{i,j}^2 D\left(\frac{\Delta_{i,j}}{\sigma_{i,j}}\right) + \lambda \left[\sum_{j=0}^{L-1} \beta_j R\left(\frac{\Delta_{i,j}}{\sigma_{i,j}}\right) - R_{i,T} \right] \right\}, \quad (7)$$

其中 J 为联合代价函数(Joint-cost function), i, j 标示波段、子带序号, β_j 考虑各子带系数长度因素, γ_j 补偿双正交小波滤波器能量的影响^[7]。(7) 式最小要求

$$\frac{\partial J(\Delta_{i,j}, \lambda)}{\partial \Delta_{i,j}} = \gamma_j \sigma_{i,j}^2 \frac{D(\Delta_{i,j}/\sigma_{i,j})}{\partial \Delta_{i,j}} + \lambda \frac{\partial R(\Delta_{i,j}/\sigma_{i,j})}{\partial \Delta_{i,j}} = 0$$

整理得到：

$$\frac{\partial D(\Delta_{i,j}/\sigma_{i,j})}{\partial R(\Delta_{i,j}/\sigma_{i,j})} = \frac{\lambda}{\gamma_j \sigma_{i,j}^2}, \quad (8)$$

此时最优 $\Delta_{i,j}$ 得到

$$\sum_{j=0}^{L-1} \beta_{i,j} R\left(\frac{\Delta_{i,j}}{\sigma_{i,j}}\right) = R_{i,T}, \quad (9)$$

迭代 λ_t , 可求得约束最优解：

I) 选取 λ_h 与 λ_l ；

II) 当前 $\lambda_t = (\lambda_h + \lambda_l)/2$, 代入(8)式和(4)式计算 $R_{i,j}$ ；

III) 若当前 $R_{i,j}$ 满足(9)式, 则跳至 IV), 否则按二分法处理 λ_h 与 λ_l , 跳至 II)；

IV) 利用(5)式计算对应于 $R'_{i,j}$ 的步长 $\Delta'_{i,j}$, 结束迭代过程。

3.4 算术编码

本算法采用自适应算术编码来编码量化码字。网格编码量化的量化码字都属于某一个超集(A_0 或 A_1), 此时应使用条件算术编码, 即编码码字 s_i 时使用条件概率 $p(s_i | A_j), j \in \{0, 1\}$ 。

4 实验结果与结论

为考察算法的性能, 本文采用一组 OMIS (Operational modular imaging spectrometer) 超光谱图像^[8]进行了压缩实验, 实验图像的各波段大小为 256×256 , 小波分解级数为 3。本节结合拍摄自黄河的一幅图像具体分析算法性能特点。

图4所示为原始图像的第12个波段, 图5与图6分别为比特率为0.5 bpp和0.25 bpp时的解码图, 其对应的峰值信噪比 (Peak signal-to-noise ratio, PSNR) 分别为38.9 dB和37.1 dB。如图7所示为“黄河”图像各波段的峰值信噪比, 以分析算法在超光谱图像原始光谱上产生的失真。为进一步评价性能, 本文将文献[2, 3]的算法与本算法进行比较, 它们在典型比特率上的峰值信噪比如表1所示。

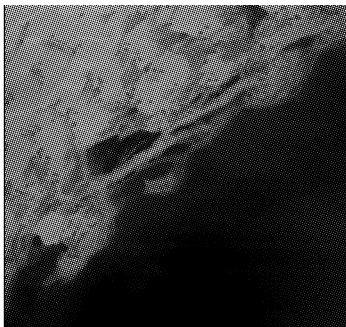


Fig. 4 The 12th band of the original OMIS image

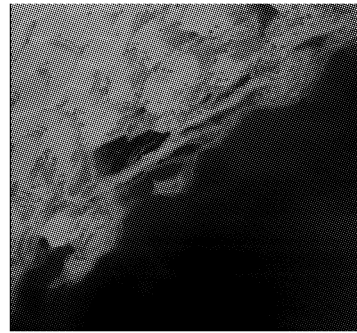


Fig. 5 The recovered 12th band at 0.5 bpp

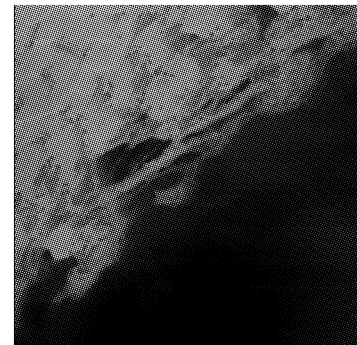


Fig. 6 The recovered 12th band at 0.25 bpp

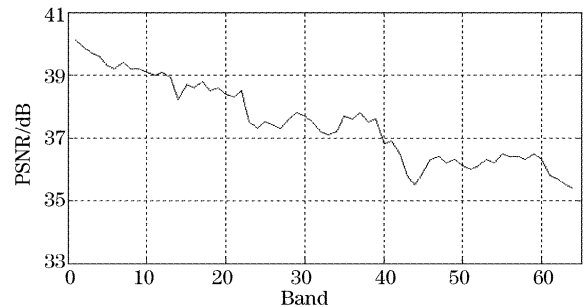


Fig. 7 PSNR of the algorithm at each spectral band

Table 1 Experimental data of the OMIS image of “Huanghe”

Bit rate /bpp	PSNR /dB		
	Our algorithm	COTCQ ^[2]	3D-SPIHT ^[3]
1	40.5	41.2	40.1
0.5	38.9	39.3	38.3
0.25	37.1	38.3	36.6
0.125	36.2	37.1	35.8

如表1, 信道最优的网格编码量比 (Channel-optimized trellis coded quantization, COTCQ) 具有更好的性能, 这主要因为它属于非均匀最优量化。量化是失真的主要来源, 量化器对算法性能具有决定性影响。虽然 COTCQ 考虑传输误码率, 但其码书优化原则依然是失真最小。虽然非均匀最优量化比本方法的均匀网格编码量化器性能优越, 但它为获取最优码书必须在不同比特率上分别进行训练,

并需在编、解码端维护相同、复杂的码书系统,且难以得到连续率压缩。均匀量化可方便地建立率-失真模型,能得到任意连续比特率,且比特分配过程比非均匀码书更为精确。本算法的均匀量化的执行效率要高于 COTCQ 的非均匀量化,最优码书的训练包括反复求取训练数据质心的迭代过程,计算量远大于本算法的训练过程,而且其量化过程包括大量比较,计算量更大。用 COTCQ 和均匀量化器量化同一图像时,COTCQ 的量化时间是均匀量化器的 2.3~2.6 倍。如图 8 所示的是若干比特率下两种算法的执行时间比较。由图 8 可见,非均匀网格编码量化的时间随比特率下降而下降,这是因为非均匀量化主要由比较运算组成,低率码书中量化胞腔减少使量化的比较次数减少,执行时间随之下降。文献[3]的 3 维层次树的单划分(Set partition in hierarchical tree, SPIHT)算法在实验中不能得到更好的效果。事实上,其他基于 TCQ 的压缩方法也

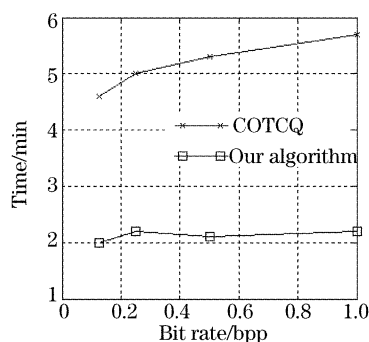


Fig. 8 Comparison between implementary times

表现出优于 SPIHT 的性能^[5]。

参 考 文 献

- 1 Liu L Y, Yan Y. High-throughput computed-tomography imaging spectrometer and its simulated experiment. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 2001, **21**(2): 198~201 (in Chinese)
- 2 Abousleman G P, Lam T T, Karam L J. Robust hyper-spectral image coding with channel-optimized trellis coded quantization. *IEEE Trans. Geo-Science and Remote Sensing*, 2002, **40**(4): 820~830
- 3 Lim S, Sohn K. Compression for hyper-spectral images using 3-dimensional wavelet transform. *Proc. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2001, **1**: 109~111
- 4 Christopoulos C, Skodras A, Ebrahimi T. The JPEG2000 still image coding system: an overview. *IEEE Trans. Consumer Electron.*, 2000, **46**(4): 1103~1127
- 5 Bilgin A, Sementilli P J, Marcellin M W. Progressive image coding using trellis coded quantization. *IEEE Trans. Image Processing*, 1999, **8**(11): 1638~1643
- 6 Kasner J H, Marcellin M W. Universal trellis coded quantization. *IEEE Trans. Image Proc.*, 1999, **8**(12): 1677~1687
- 7 Aiazzi B, Alba P, Baronti S. Estimation based on entropy matching for generalized Gaussian PDF modeling. *IEEE Signal Processing Lett.*, 1999, **6**(6): 138~140
- 8 Woods J W, Naveen T. A filter based bit allocation scheme for sub-band compression of HDTV. *IEEE Trans. Image Processing*, 1992, **1**(3): 436~440
- 9 Jiang Q S, Wang J Y. Study of signal-to-noise ratio estimation and compression method of operational modular imaging spectral multi-spectral images. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 2003, **23**(11): 1335~1340 (in Chinese)