

基于波段分组的 3D-SPIHT 高光谱图像无损压缩算法

张培强 柴焱 张晓玲 沈兰荪

(北京工业大学信号与信息处理研究室, 北京 100022)

摘要 波段间隔为纳米级的高光谱图像具有很强的谱间相关性,但不同频谱波段图像之间的相关性不同,本文提出了一种基于波段分组的 3D-SPIHT(set partitioning in hierarchical trees)高光谱图像无损压缩方法。对高光谱图像按照谱段类型进行分组,接着通过 3 维整型小波变换,对图像组去除空间相关性和光谱维相关性,最后以 3D-SPIHT 的空间方向树组织方式来进行编码,去除小波变换后子带间系数的冗余。实验结果表明,该方法能够有效地去除空间和谱间相关性,在算法复杂度和计算时间上较整体处理有一定优势,同时可获得较好的无损压缩结果。

关键词 3D-SPIHT 无损压缩 高光谱图像

中图法分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2005)04-0425-06

Lossless Compression of Hyperspectral Image Based on 3D-SPIHT Using Band Classification

ZHANG Pei-qiang, CHAI Yan, ZHANG Xiao-ling, SHEN Lan-sun

(Signal & Information Processing Laboratory, Beijing University of Technology, Beijing 100022)

Abstract The spectral correlation in hyperspectral image is highly correlated, but it differs in different bands. A lossless compression scheme based on band grouping and 3D-SPIHT algorithm is proposed in this paper. First, we divide the image bands in different groups according to the band's type. Then three dimensional integer wavelet transform is applied to each group, which can exploit both the spatial and spectral correlation. Finally, three-dimensional SPIHT algorithm is used to encode the tree-like wavelet coefficients. Experiments show that this algorithm can achieve better lossless compression as well as low complexity.

Keywords three-dimensional SPIHT, lossless compression, hyperspectral image

1 引言

成像光谱技术(Imaging Spectroscopy)是 20 世纪 80 年代初发展起来的新型遥感技术,是将成像技术与光谱技术相结合,在连续光谱段上对同一地物同时成像。由成像光谱仪获得的高光谱图像数据量极大,给有限的存储空间和传输带宽带来很大压力,数据压缩十分必要和迫切;同时,高光谱图像的获取

代价昂贵,往往用于分类、识别等进一步的分析和处理,只有进行无损压缩,才能保证在不丢失任何信息的前提下,减少数据量。

高光谱图像在电磁波谱段上采样密集,波段间隔仅为纳米级,因而在波段之间存在着很强的相关性^[1],如果仅仅利用各个波段内的相关性进行压缩,效果并不理想。近年来,高光谱图像无损压缩出现了很多新方法^[2-4]。由于高光谱图像不同类型的波段(可见光波段、近红外波段、远红外波段等)差异

基金项目:北京市基金/市教委重点项目(KZ200310005004);国家自然科学基金(60472036)

收稿日期:2004-03-29;改回日期:2004-11-02

第一作者简介:张培强(1978~),男。2001 年和 2004 年分别于北京工业大学获学士和硕士学位。主要研究方向为图像/视频编码。

E-mail:chaiyan@emails.bjut.edu.cn

较为明显,因此按照波段类型对光谱波段进行分组,一方面能够充分利用一类波段图像之间的相关性,另一方面能够减小计算量;接着对每一组波段采用 3 维小波变换,在去除各空间相关性的同时,又很好地利用了谱间相关性,从而使数据得到更加有效的压缩。其中,小波变换采用整型变换,保证了数据的可逆变换。SPIHT (set partitioning in hierarchical trees) 算法能够充分利用变换后各子带之间小波系数的相关性,进一步提高压缩效率,本文把 SPIHT 算法扩展到 3 维,探索了 3 维变换后小波系数在各子带之间的数据关系。

2 高光谱图像波段分组及基于 3D-SPIHT 的无损压缩

高光谱图像具有几十至数百波段,针对不同的波段类型进行分组处理,能够提高编码效率,并减小计算复杂度和编码时间。对每一组图像,通过 3 维整型小波变换和 3D-SPIHT 编码,实现高光谱图像的无损压缩。算法的整个压缩流程如图 1 所示。

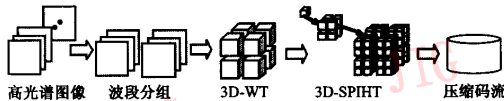


图 1 基于波段分组的 3D-SPIHT 压缩算法的流程

Fig. 1 Diagram of lossless compression based on 3D-SPIHT using band classification

2.1 高光谱图像的波段分组

高光谱图像最显著的特点是:

(1) 波段多、光谱分辨率高 高光谱图像波段间隔为纳米量级,从可见光到红外光谱区间波段数具有几十至数百个。如 AVIRIS 图像在 0.4 ~ 2.5 μm 的光谱范围内有 224 个波段。在以波长为横轴,灰度值为纵轴的坐标系中,高光谱图像上的每个像元点在各个波段通道的灰度值都形成一条精细的光谱曲线,这就是所谓的“图谱合一”。

(2) 波段间相关性强 不同波段的图像所涉及的地面目标相同,它们具有相同的空间拓扑结构,波段间具有很强的相关性,在相邻通道间表现得更加明显。

如上海技术物理所的 OMSI-I 型 (0.46 μm ~ 12.5 μm) 高光谱遥感器^[5] 获取的高光谱图像具有 128 个通道,其可见光/近红外 (Vis/Nir) 波段包括

64 个通道,光谱分辨率为 10nm 左右,短波波段 1 (SW1) 包含 32 个通道,光谱分辨率约为 40nm,短波波段 2 (SW2) 有 16 个通道,光谱分辨率约为 20nm,中红外 (Mir) 和热红外 (Tir) 波段各有 8 个通道,光谱分辨率在几百纳米。波段之间的相关系数通过下式来计算。

$$R(f_1, f_2) = \frac{Cov(f_1, f_2)}{\sqrt{D(f_1)}\sqrt{D(f_2)}} = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f_1(x, y) - f_2(x, y)]^2}{\sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f_1(x, y) - \mu_{f_1}]^2} \sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f_2(x, y) - \mu_{f_2}]^2}} \quad (1)$$

其中, $\mu_f = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)$ 为图像灰度均值, f_1, f_2 表示两幅图像。

OMSI-I 光谱图像相邻波段的相关系数如图 2 所示。

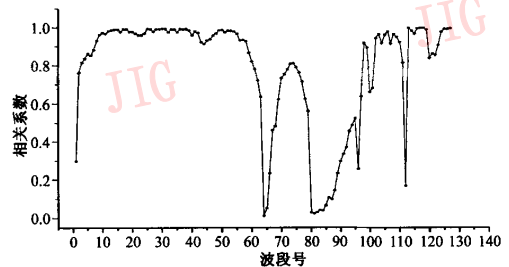


图 2 相邻波段的相关系数

Fig. 2 Correlation coefficient of adjacent band

从图 2 能够看出,第 64 波段和第 65 波段,第 96 和第 97 波段,第 112 波段和第 113 波段,相关性有非常明显的下降,这几个位置分别对应着可见光/近红外和短波波段 2,短波波段 2 和中红外,热红外和短波波段 1 的交界处。因此,可以根据谱段类型分组进行变换。另外,第 80 波段和第 81 波段相关性与前面相邻波段相关性差异较大,将其也作为一个交界点进行分组处理。由于中红外和热红外分别有 8 个波段,它们的交界处为 104 波段和 105 波段,相关性为 0.92,故将这两类波段作为一组来进行处理。

通过上面的相关性分析,根据不同波段类型中波段的数目以及小波变换的需要,对大于等于 16 波段的采用 16 波段作为变换单元,由于中红外和热红外波段较少,均为 8 个波段,并且它们的中心波长连

续,把它们合并为一组进行处理,这对实验结果影响很小,而且便于程序化处理。

对于不同类型遥感器获取的图像,同样可以根据上面的相关性分析,得到合适的分组进行变换编码,从而更好地去除光谱维的数据冗余。

2.2 基于提升算法的 3 维整型小波变换

利用通常的小波滤波器^[6]来实现小波变换会引入数据误差(因为滤波通常为浮点运算),对此,利用第二代小波的构造方法——提升算法^[7],来实现整型的小波变换。如图 3 所示,利用提升方法计算小波变换主要包含以下几个步骤:(1)计算 Lazy 小波,它将信号分为奇数和偶数组;(2)利用偶数序列来预测奇数序列,并且从奇序列中减掉预测值;(3)将得到的差值用于更新原来的偶数序列,这样进行多次的预测和更新,最后进行比例缩放后,偶信号成为低通系数,而奇信号成为高通系数。整个运算过程中不引入浮点运算,从而为无损恢复提供了保证。

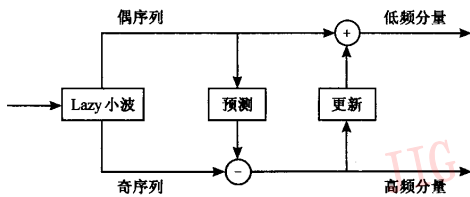


图 3 利用提升方法实现小波变换
Fig.3 Wavelet transform using lifting method

选择不同的小波滤波器,对压缩效果会有较大的影响,没有一种小波变换对于所有图像都是最佳的,针对高光谱图像高频成分较多的特点,选取阶数较低的变换,能够降低计算的复杂度,更重要的是能更好地保留图像中的边缘信息。实验中采用 S + P 变换^[8]来对高光谱图像进行小波分解,首先在光谱维进行 1 维变换,去除波段图像之间的相关性,然后对各个波段的空间维进行 2 维变换,减小空间冗余,使变换后图像的能量大部分集中于低频区域。与 2 维变换不同的是,3 维变换后能量主要集中于低频数据立方体中,图 4 是对高光谱图像数据进行 3 维整型一级小波分解后的结果示意。

采用 OMIS-I 的实验图像,分别进行 2 维和 3 维小波变换,在不同分解级数下得到的熵值如表 1 所示。需要指出的是,由于低 4 位基本呈噪音分布,难于压缩,并为了简化计算,将原始数据均量化为 8bpp 进行实验。

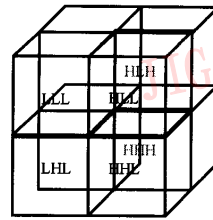


图 4 3 维一级小波分解示意图
Fig.4 Illustration of 3D wavelet decomposition

表 1 不同分解级数下小波变换后原始数据立方体的熵值

Tab.1 Entropy of data cube after wavelet transform using variant decomposition levels

分解级数	2D-WT	运行时间(s)	3D-WT	运行时间(s)
1	4.371	19.015	4.310	29.719
2	3.875	19.688	3.706	33.859
3	3.688	20.782	3.557	37.469
4	3.630	19.687	3.535	42.859
5	3.614	19.547	3.532	44.266
6	3.610	19.625	3.529	43.640

单位: bpp

从表中可以看出 3 维变换后熵值要比 2 维变换减小大约 0.1 ~ 0.2bpp,说明 3 维变换能够较好地去除高光谱图像的谱间相关性;另外,在分解级数大于 4 后,图像熵值变化不太明显,同时,程序运行时间也基本不变,说明算法复杂度并未随分解级数显著提高。一些实验数据也显示:低分解级数的运行时间有高于高分解级数运行时间的现象,这说明分解级数增加所引起复杂度的提高非常微小,有时甚至小于程序运行的时间误差。由此考虑,在进行小波分解时,选择 5 级分解即可,这样既没有增加计算量,又尽可能地消除了图像的相关性。

2.3 3 维 SPIHT 编码

2.3.1 空间方向树

在基于小波变换的图像压缩算法中,根据 Shapiro 嵌入式零树编码算法^[9](EZW)的基本思想所提出的等级树集合分割(SPIHT)编码算法^[10]对静止图像压缩简单高效,同时生成的码流具有嵌入特性,受到人们的广泛关注。

为了获得类似于 2D-SPIHT 算法的树状结构,首先参考一下 2 维的情况:每一个节点对应着 4 个后代节点或者没有后代(叶节点),逐层递归形成树状结构,如图 5 表示出了父子节点之间的树型关系,2 × 2 的相邻节点形成一组,作为上一级节点的后代。

在最高一级金字塔结构中的系数都是根节点并

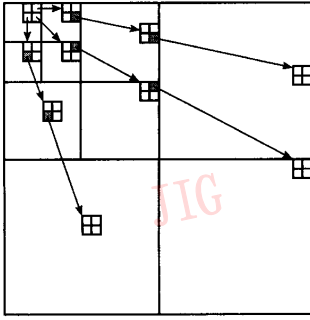


图 5 3 级小波分解后系数的零树组织

Fig. 5 Zerotree structure of 3-level wavelet decomposition

且仍以 2×2 的相邻节点组成一组, 其中每一组的左上节点没有后代, 这样, 除了金字塔最高和最低级的节点外, 各节点之间的父子链接关系表示为

$$O(i, j) = \{(2i, 2j), (2i, 2j+1), (2i+1, 2j), (2i+1, 2j+1)\} \quad (2)$$

其中, $O(i, j)$ 表示节点 (i, j) 的所有后代的坐标。

将 2 维 SPIHT 算法扩展到 3 维。首先通过 3 维小波变换获得金字塔型小波系数结构, 每个节点具有 8 个后代或者没有后代(叶节点), 每 $2 \times 2 \times 2$ 相邻节点形成一组。同样, 在最高一级金字塔结构中的系数作为根节点并且仍以 $2 \times 2 \times 2$ 的相邻节点组成一组, 其中每一组的左上节点没有后代。因此, 类似的父子节点的树型关系如图 6 所示。

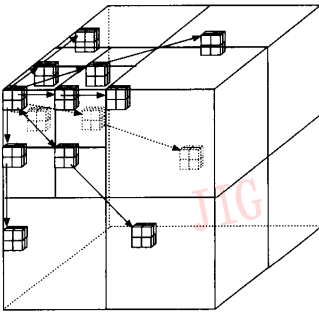


图 6 3 维等级方向树的空间结构

Fig. 6 Structure of 3D symmetric tree

父子节点的链接关系表示为

$$O(b, i, j) = \{(2b, 2i, 2j), (2b, 2i+1, 2j), (2b+1, 2i, 2j), (2b+1, 2i+1, 2j), (2b, 2i, 2j+1), (2b+1, 2i, 2j+1), (2b, 2i+1, 2j+1), (2b+1, 2i+1, 2j+1)\} \quad (3)$$

其中, $O(b, i, j)$ 表示节点 (b, i, j) 的所有后代的坐标, b 为波段序号。

2.3.2 编码方法

类似于 2 维静止图像的 SPIHT 编码方法, 3 维等级树集合分割方法在编码过程中也把小波系数的重要性信息通过以下 3 个表来组织: 重要像素表 (LSP), 将重要像素进行标记; 不重要像素表 (LIP), 标记了不重要像素的信息; 不重要集合表 (LIS)。像素或集合的重要性通过下面的判断准则来判断:

$$S_n(T) = \begin{cases} 0 & \max_{(b,i,j) \in T} |c_{b,i,j}| < 2^n \\ 1 & \max_{(b,i,j) \in T} |c_{b,i,j}| \geq 2^n \end{cases} \quad (4)$$

其中, T 表示单独的小波系数或小波系数的一个集合, $|c_{b,i,j}|$ 为小波系数的绝对值, n 是相应于阈值的位平面序号。

整个算法过程为首先初始化 LIP、LIS、LSP, 计算编码过程中用到的最大阈值 2^m , $m = \lceil \log_2 \max |c_{b,i,j}| \rceil$ (其中 $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整), 按顺序从树根节点开始对各空间方向树扫描, 分为分类过程和细化过程。分类过程中逐个判断 LIP 中的系数是否重要, 将判断结果输出并且把重要系数的位置信息记录于 LSP 中; 再判断 LIS 中集合的重要性, 输出判断结果。LIS 集合分为两类: 由所有子孙节点构成的集合(记为 A 类)和除去直接子孙节点外的节点组成的集合(记为 B 类), 对于判断为重要的 A 类集合, 进行集合分割生成直接后代集合和剩余后代集合, 对直接后代集合中的 8 个元素进行重要性判断, 重要的记录于 LSP, 反之送入 LIP, 将剩余后代集合放入 LIS 作为 B 类集合; 对于判断为重要的 B 类集合, 将其分割为子一级的 8 个 A 类集合添加到 LIS 中并把自身从 LIS 中清除。根据小波系数绝对值的变化规律, 随着分辨率空间由低到高, 系数绝对值呈下降趋势, 处于高分辨率空间上的后代集合以很大概率表现为不重要集合, 因而能够使用很少的符号来表示这些集合, 从而达到数据压缩的目的。细化过程则是在上一次分类过程得到重要系数之后, 在当前位平面输出更加精细的码流。最后将判断阈值减半, 进入下一轮的扫描, 直至完成所有比特平面的编码。

通过上述 3 维金字塔形的零树结构组织和集合分裂, 有效地利用 3 维变换后不同分辨率子带之间的相关性, 提高数据的压缩效率。由于高光谱图像波段达到几十甚至数百个, 若对所有波段同时进行

小波变换和3D-SPIHT编码,计算量很大,耗时很长,借鉴视频编码中GOP(group of picture)的概念^[11],按照前面提到的波段分组方法,每次选取若干个光谱图像组合成数据立方体来进行3维编码,能够降低运算的复杂度,节约计算时间,因为小波变换需要对整体的立方体数据进行去相关,立方体越小,速度越快。

3 实验结果

针对OMIS-I实验图像(共128幅),首先按8波段一组、16波段一组、32波段一组分别进行了不同

数目的分组,然后进行3D-SPIHT编码;另外,作为对比,还计算了用DPCM做光谱维去相关,再做2维空间维SPIHT编码,实验结果如表2所示。

从表中可以看出,16波段分组的结果优于8波段分组和32波段分组,也要好于DPCM+2D-SPIHT的结果,根据波段类型并且尽可能多的波段进行分组编码效果较好,8波段分组未能充分利用更多波段的数据冗余,而32波段分组跨越了波段类型,因而结果并不理想。另外,相对于2D-SPIHT编码算法(单独对每个波段进行,其平均比特率为3.98bpp),16波段分组后平均码率降低了约0.1bpp,这是由于更加充分的去除谱间相关性的结果。

表2 不同数目分组时进行3D-SPIHT编码结果

Tab.2 Result of 3D-SPIHT using variant band classification

波段类型	8 波段分组		16 波段分组		DPCM + 2D-SPIHT	32 波段分组	
	组序号	编码结果	组序号	编码结果		组序号	编码结果
Via/Nir	1	3.275	1	3.278	3.288	1	3.502
	2	3.507					
	3	3.764					
	4	3.899	2	3.719		3.423	
	5	3.924					
	6	3.529	3	3.642		3.474	
	7	3.440					
	8	3.146	4	3.188		3.309	
9	4.620						
SW2	10	4.759	5	4.636	5.045	3	4.548
	11	4.493					
	12	4.476	6	4.443		4.981	
	13	5.207					
Mir/Tir	14	3.682	7	4.385	4.360	4	4.164
	15	4.341					
SW1	16	3.457	8	3.778	3.681		
	平均码率	3.970					

对于OMIS-I型光谱图像,由于其谱间相关性呈现前面分析的特点,在使用3维变换算法时,可以考虑均采用16波段分组进行;对于其他类型的高光谱成像仪,应该首先深入分析所获得波段图像的相关性,再在此基础上进行压缩编码。

4 结论

3维小波变换能够同时去除空间相关性和光谱相关性,基于3D-SPIHT方法的系数组织方式,能够

进一步去除各个子带小波系数的相关性。另外,由于高光谱图像不同频段的波段相关程度不同,按波段类型分组进行编码,除了能够降低计算量外,还能够一定程度地提高压缩比,使用该方法使平均比特率降低了0.1bpp。如果在3D-SPIHT编码后,寻找合适的自适应上下文模型进行算术编码,将能够进一步提高压缩效率。

参考文献(References)

- 1 Liu H S, Peng F H, Huang L Q. Feature analysis of hyperspectral

- images[J]. *Optics and precision engineering*, 2001, **9**(4):392 ~ 395. [刘恒殊, 彭风华, 黄廉卿. 超光谱遥感图像特征分析[J]. 光学精密工程, 2001, **9**(4):392 ~ 395.]
- 2 Ryan M J, Arnold J F. The lossless compression of AVIRIS images by vector quantization [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, **35**(3):546 ~ 550.
- 3 Aboussleman G P, Marcellin M W, Hunt B R. Hyperspectral image compression using entropy-constrained predictive trellis coded quantization[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(4): 566 ~ 573.
- 4 Zhang X L, Wu L F, Shen L S. Lossless compression of remote sensing image based on perceptron [J]. *Journal of electronics and information technology*, 2001, **23**(7):712 ~ 715. [张晓玲, 毋立芳, 沈兰荪. 基于感知器的遥感图像无损压缩编码[J]. 电子与信息学报, 2001, **23**(7):712 ~ 715.]
- 5 Liu Y N, Xue Y Q, Wang J Y, *et al.* Operational modular imaging spectrometer[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2002, **21**(1):9 ~ 13. [刘银年, 薛永祺, 王建宇等. 实用型模块化成像光谱仪[J]. 红外与毫米波学报, 2002, **21**(1):9 ~ 13.]
- 6 Shen L S, Zhuo L, Tian D, *et al.* Video coding and low bit rate transmission[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2001:53 ~ 72. [沈兰荪, 卓力, 田栋等. 视频编码与低速率传输[M]. 北京:电子工业出版社, 2001:53 ~ 72.]
- 7 Calderbank A R, Daubechies I, Sweldens W. Lossless image compression using integer to integer transforms [A]. In: *IEEE International Conference on Image Processing [C]*, Santa Barbara, California, USA, 1997, **1**:596 ~ 599.
- 8 Adam M D, Kossentni F. Reversible integer-to-integer wavelet transforms for image compression: performance evaluation and analysis[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, **9**(6): 1010 ~ 1024.
- 9 Shapiro J M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, **41**(12):3445 ~ 3462.
- 10 Said A, Pearlman W A. A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1996, **6**(3):243 ~ 250.
- 11 Beong-Jo Kim, Zixiang Xiong, William A Pearlman. Low bit-rate scalable video coding with 3-D set partition in hierarchical trees[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2000, **10**(8):1374 ~ 1387.