

# 基于小波变换和形状-增益矢量量化的 3 维图像压缩

苏令华 万建伟

(国防科技大学电子科学与工程学院,长沙 410073)

**摘要** 数据压缩是高光谱图像处理应用中的一个关键问题。为了对高光谱图像进行有效压缩,在 2 维小波变换的基础上,提出了一种分组矢量量化的高光谱图像有损压缩方案。该方案首先按照谱段类型对高光谱图像进行分组,然后对每个谱段分别进行 2 维小波变换,最后变换系数再使用一种 Kronecker-Product 形状-增益矢量量化方法来进行量化编码。计算机仿真结果证明,该算法在取得高压缩率的同时,不仅能很好地保持数据的谱特征,并能降低运算量。

**关键词** 压缩 高光谱图像 小波变换 矢量量化

**中图分类号**: TP751.1 TN919.81 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)11-1610-04

## Compression of 3D Data Based on Wavelet Transform and Gain Shape Vector Quantization

SU Ling-hua, WAN Jian-wei

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

**Abstract** Data compression is a key problem in the applications of hyperspectral images. To meet the demand, based on 2-D wavelet transform, this paper proposes a lossy compression method using band grouping and vector quantization. Every band of hyperspectral images is decomposed by biorthogonal filters and the coefficients are coded by Kronecker-Product Gain-Shape Vector Quantization. The experimental results have shown that the computational complexity is reduced. The high compression ratio is achieved and the spectral characteristics are preserved.

**Keywords** compression, hyperspectral image, wavelet transform, vector quantization

## 1 引言

卫星高光谱遥感,为地面提供了丰富而宝贵的信息,现已广泛应用于工农业生产、环境监测、军事侦察等领域,成为遥感技术一大热点。随着星载遥感传感器分辨率的提高和波段数的增加,设备获取的数据量越来越大,由此,海量数据的存储与传输便成为制约高光谱数据应用的瓶颈问题,尤其对于卫星数据链路,有限的信道带宽与数据传输需求之间的矛盾日益突出,因此高光谱数据压缩技术已成为

近年来无线通信领域的一项挑战性技术。

综合考虑当前高光谱成像分辨率、波段数及其发展趋势,采用有损压缩成为必然。有鉴于此,压缩算法的设计就要将数据压缩与数据的后续应用结合起来考虑。同时,要照顾到星载设备的体积、重量、功耗限制,而且压缩方案应成熟、简单易于实现。本文仅涉及信源编码。

压缩就是去除冗余。高光谱数据是在 2 维图像的基础上,增加了光谱维信息,因此可以将它看成 3 维图像。其数据冗余主要表现为空间相关性和谱间相关性。通常认为高光谱数据的谱间相关性强于空

**基金项目**:国防预研基金(4132090202)

**收稿日期**:2006-06-14;**改回日期**:2006-08-02

**第一作者简介**:苏令华(1979~),男,2003年3月于空军工程大学获信号与信息处理专业硕士学位,现为国防科技大学在读博士研究生。主要研究方向为遥感图像处理、视频信号处理。E-mail: sulinghua79@sina.com

间相关性<sup>[1]</sup>。几年来,在国内外学者的广泛关注下,高光谱数据压缩大致形成了预测、变换和矢量量化 3 类技术,而且所有方法无一例外致力于减小 3 维数据的谱带内和谱带间的相关性。本文提出一种基于小波变换结合矢量量化的高光谱图像有损压缩方案,即首先,针对不同的波段类型进行分组处理<sup>[2]</sup>,继而每个波段进行 2 维离散小波变换,最后按照一定的码率分配原则,对小波系数采用 KRGSVQ (kronecker-product gain shape vector quantization)<sup>[3]</sup>进行矢量量化编码。

## 2 高光谱图像波段分组及基于小波变换和 KRGSVQ 的数据压缩

高光谱分辨率遥感是在电磁波谱的紫外、可见光、近红外和中红外区域获取成像数据。通常成像仪在不同的波段范围内的光谱分辨率从 10nm ~ 几百 nm 不等。文献[3]研究表明,KRGSVQ 在光谱分辨率较高的情况下,其所作假设才更为合理,因此,全波段高光谱数据首先要进行分组处理,即先将光谱数据各个波段分别进行 2 维小波变换,通过对各波段小波变换系数进行的统计表明,由于小波变换系数间依然存在较强的谱间相关性,因此对变换系数不进行标量量化,而是采用文献[3]提出的 KRGSVQ 方法进行量化编码,该方法在取得较高压缩率的同时,还保持了该矢量量化方法的低复杂度的特点。

整个压缩流程如图 1 所示。

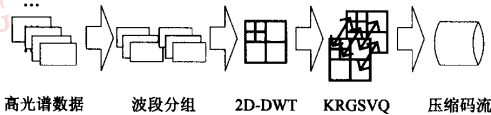


图 1 压缩算法流程图

Fig. 1 Diagram of the lossy compression method

### 2.1 波段分组

直观上理解,随着光谱分辨率的提高,相邻波段间的相关性会越来越大。一般可采用下式计算波段间的相关系数:

$$r = \frac{\sum_m (A_m - \bar{A})(B_m - \bar{B})}{\sqrt{\sum_m (A_m - \bar{A})^2 \sum_m (B_m - \bar{B})^2}} \quad (1)$$

其中  $A, B$  为两个不同波段数据,  $\bar{A}, \bar{B}$  分别为该波段数据均值,  $m$  表示该波段有  $m$  个数据。

文献[2]根据成像仪在可见光、近红外、短波等波段内的通道数,结合各波段相关性统计,进行了波段分组。鉴于 KRGSVQ 的后续应用需求及分组复杂性,本文采用文献[2]的分组方法。

### 2.2 小波分解

近几年来,绝大多数新兴的图像压缩方案均采用以下两步处理,即首先将数据变换到另外一个域或通过设计码书进行矢量量化,继而对变换系数或者码字索引进行编码。离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 因其良好的能量汇聚性能和实现简单,而广泛应用到单幅静态图像及视频编码,如 JPEG 和 MPEG。相对于 DCT,离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT) 由于具有多分辨率、紧缩性、非高斯性等优点<sup>[4]</sup>,从而提供了更有效的变换域,并且小波变换是一种全局变换,可有效地避免“方块效应”,从而取代了 DCT,成为 JPEG2000 的内核。

本文小波变换是采用金字塔算法结构,在不同尺度下,对各个波段高光谱图像进行小波分解,分解后可以得到一系列的子带图像。图 2 给出了采用双正交滤波器组进行的 3 级小波变换简图。

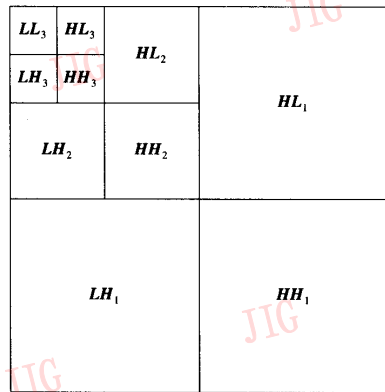


图 2 3 级小波分解图

Fig. 2 Three level wavelet decomposition

其中,  $LL, LH, HL, HH$  分别表示低频、水平、竖直和对角分解子图,下角数字表示分解的级数。小波分解采用高通和低通滤波器组。  $LH, HL$  和  $HH$  包含了图像的细节特征,而  $LL$  则为图像的轮廓。通过小波变换,能量汇聚到  $LL$  而  $HH$  则能量很小。这样的分解过程就方便了下一步的多分辨率码书设计。

### 2.3 小波系数的 KRGSVQ

根据 Shanon 的率失真理论,相对于标量量化,

矢量量化总可以取得更优的编码性能。由于全局最优的码书设计和码书搜索通常带来难于忍受的计算复杂度,因此,一系列准最优矢量量化方法被提出。Canta 和 Poggi 提出了适于高光谱图像压缩的 KRGSVQ 方法<sup>[3]</sup>,其是在形状-增益矢量量化 (gain shape vector quantization, GSVQ) 的基础上,针对 3 维图像数据特点,假定一个空间块的形状在谱段间保持一致,而仅仅存在幅度上的差异。由此,就可以将一个 3 维块 (相应空间块取多个波段) 通过一个空间形状码字和一个增益码字进行联合量化。

设在空间取一个  $K$  (通常为  $2 \times 2, 4 \times 4$  等) 大小的块,某组高光谱数据有  $B$  个波段,则可以构建一个  $KB$  维的矢量:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_B)$$

其中,  $x_i (i = 1, 2, \dots, B)$  为一个  $K$  维行矢量,根据前述假定可以将  $X$  表示为

$$X = \tilde{X} = g \otimes s = (g_1 s, g_2 s, \dots, g_B s) \quad (2)$$

其中,  $\otimes$  表示 Kronecker 积,  $s$  为一个适用于  $B$  个波段的  $K$  维形状矢量 (模为 1),  $g$  是一个  $B$  维矢量,其每一组  $g_i$  表示  $i$  波段的增益。设  $s_{opt}$  和  $g_{opt}$  分别为方差最小准则下的形状和增益矢量,定义  $R_x = \sum_{i=1}^B x_i^T x_i$ , 可以证明在均方误差最小准则下,

$$s_{opt} = u_1 \quad (3)$$

其中,  $u_1$  为  $R_x$  的与最大特征值对应的特征矢量。

$$g_{opt} = (x_1 s_{opt}^T, x_2 s_{opt}^T, \dots, x_B s_{opt}^T) \quad (4)$$

通过抽取样本训练即可得到增益码书  $G = \{\hat{g}_1, \hat{g}_2, \dots, \hat{g}_{N_g}\}$ , 形状码书  $S = \{\hat{s}_1, \hat{s}_2, \dots, \hat{s}_{N_s}\}$ 。对某一  $KB$  维矢量  $X$ , 分别搜索  $s_{opt}$  和  $g_{opt}$  最佳码字,再存储码字索引,即完成编码。

经过 2.2 节的小波变换,再对小波系数使用 KRGSVQ 进行量化编码,编码是在不同的子带内展开,而且对不同方向及不同分解级子图,采用规模不等的形状码书及增益码书,如此可以实现码率的合理分配及渐进式编码。形状码书和增益码书的训练

与文献[3]类似,形状码书和增益码书交替训练,以获得联合最优的结果。

使用 KRGSVQ 对小波系数进行编码的基础在于,由于谱间相关性较强的高光谱图像经过小波变换,在不同子带图像序列间,依然存在很强的谱间相关性,因此使用 KRGSVQ 可以在码书规模较小的情况下实现低失真编码,同时,码书设计和搜索的复杂度可降低。而小波变换的全局特性又使得该方法相对于原始数据直接进行 KRGSVQ,方块效应得到了很好的抑制。

### 3 仿真实验

根据本文提出的压缩方案,应用 Matlab 仿真软件,对 OMIS-I 型高光谱数据进行了仿真实验。国家“863”信息获取与处理主题提供了数据支持。实用型模块化成像光谱仪 (operational modular imaging spectrometer, OMIS) 是我国自主研制的光谱成像仪。OMIS-I 具有 128 个波段,每个像素 12bit 量化,存为 2 个 Byte。其覆盖了从可见光到热红外的光谱范围。实验中选取 2000 年的辽东湾、内蒙古奈曼旗及北京城郊地区飞行数据作为实验图像,其涵盖了海洋,河流,城市,沙漠等不同的地物。每幅图中又截取  $256 \times 256$  大小方形区域作为测试图像。分解和重构滤波器采用 9/7 双正交滤波器。实验时,128 个波段分为 8 组,每组 16 波段。

实验数据通过小波变换后,发现 85% 以上的能量集中到低频分量  $LL$ ,因而对子图  $LL$ ,依然采用 12bit 量化。对其他子图,则采用 KRGSVQ 编码。由于码率的分配参考了一种改进的动态分配方案<sup>[5]</sup>,从而在设定码率下,快速实现了各子带的码率分配。表 1 给出了仿真采用的一种 3 级小波分解的码率分配方案。其中,  $N_g$  表示增益码书  $G$  中码字数,  $N_s$  表示形状码书  $S$  码字数,  $K$  表示方块的大小。

表 1 三级小波分解子图码率分配表

Tab. 1 Bit allocation of subimages after three level wavelet transform

	子带码书规模与分块大小设置									
	$LL_3$	$LH_3$	$HL_3$	$HH_3$	$LH_2$	$HL_2$	$HH_2$	$LH_1$	$HL_1$	$HH_1$
$N_g$	12bit 量化	32	32	8	32	64	16	16	32	0
$N_s$		32	32	128	32	16	64	64	32	
$K$		$2 \times 2$	$2 \times 2$	$4 \times 4$	$2 \times 2$	$2 \times 2$	$4 \times 4$	$4 \times 4$	$4 \times 4$	

图 3 给出了采用本文的处理步骤, River9 数据在不同压缩率下的信噪比 SNR 的变化情况。信噪比定义为

$$SNR = 10 \log \frac{E[x^2]}{E[(x - \hat{x})^2]} \quad (5)$$

其中,  $\hat{x}$  为原始数据  $x$  的编码值。根据图 3 可以看出, 随着码率的提升, 信噪比呈稳步上升的趋势。其所得结果与文献[3]方法基本相当。从该图亦可以看出, 在同一分组的波段之间, 信噪比变化不大, 这反映了小波变换系数在一个波段范围内, 具有较强的相关性。

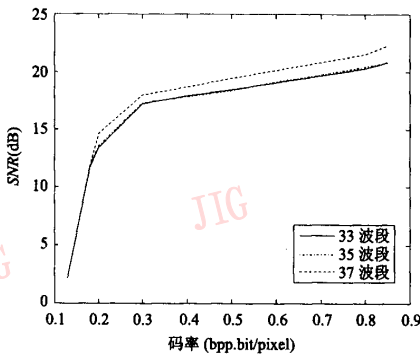


图 3 River9 图像信噪比和码率关系图  
Fig. 3 SNR vs. bpp for Image River9

通常的高光谱数据应用都牵涉到光谱分类。此处采用非监督 K-means 聚类来考察所提算法的压缩性能。表 2 给出了在 K-means 分类数为  $C=4$  和  $C=8$  情况下的压缩率-分类错误率曲线。为方便比较, 中的分类错误率比较是针对所有实现分类的像素。在各压缩率下, 本文方法性能均强于文献[3]方法, 可以满足多数数据应用要求。

表 2 分类错误率与压缩率关系表

Tab. 2 Error rates with various compression rates

压缩率	分类错误率 (%)			
	本文方法 ( $C=4$ )	本文方法 ( $C=8$ )	文献[3] 方法( $C=4$ )	文献[3] 方法( $C=8$ )
10:1	1.88	2.24	2.04	2.58
20:1	2.19	2.72	3.97	4.75
30:1	3.04	5.21	5.85	7.48
40:1	5.98	8.58	7.76	9.97
50:1	8.66	11.73	9.50	13.05

## 4 结论与讨论

鉴于 KLT (KL transform)、DCT、DWT 和各种准最优矢量量化方法常常用于高光谱数据压缩, 为此本文将二者有机结合用于数据压缩。即在波段分组的基础上, 先利用 DWT 进行空域去相关, 然后采用 KRGSVQ 这一低复杂度矢量量化方法对小波变换系数进行编码。实验结果表明, 该方法相对于一般的矢量量化方法, 极大地降低了运算量和存储量。其运算量与分块大小  $K$  及各分组波段数  $B$  密切相关。而通过波段分组, 小波系数较好地满足了 GSVQ 对谱间相关性的要求。K-means 聚类结果表明, 本文方法的重构图像保持了良好的谱特征, 优于不采用小波变换的 KRGSVQ 方法。

数据压缩不是高光谱数据应用的最终目的。针对不同的后续数据应用, 由于简单使用信噪比无法准确反映压缩算法的性能, 因此, 科学的压缩失真衡量标准应该成为研究的目标。本文的小波滤波器组统一采用了 9/7 双正交小波, 设计适合高光谱图像谱特征的小波滤波器也是一个研究的方向。同时, 下一步可以研究该方法能否扩展到其他 3 维图像以及视频的编码。

## 参考文献 (References)

- Liu Heng-shu, Peng Feng-hua, Huang Lian-qing. 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.]
- Zhang Pei-qiang, Chai Yan, Zhang Xiao-ling, et al. Lossless compression of hyperspectral image based on 3D-SPIHT using band classification [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(4): 425 ~ 430. [张培强, 柴焱, 张晓玲等. 基于波段分组的 3D-SPIHT 高光谱图像无损压缩算法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(4):425 ~ 430.]
- Canta G R, Poggi G. Kronecker-product gain-shape vector quantization for multispectral and hyperspectral image coding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(5):668 ~ 678.
- Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, et al. Image coding using wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(2):205 ~ 220.
- Chen Y S, Wang G P, Dong S H. Further improvement of Lagrange multiplier method for optimal bit allocation [A]. In: Proceedings of 2002 IEEE Region 10 Conference on Computers, Communications, Control and Power Engineering [C], Beijing, China, 2002: 877 ~ 880.