

# 基于3维上下文预测的高光谱图像无损压缩

粘永健<sup>1)</sup> 苏令华<sup>2)</sup> 孙蕾<sup>3)</sup> 万建伟<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(国防科技大学电子科学与工程学院,长沙 410073) <sup>2)</sup>(空军大连通信士官学校,大连 116600)

<sup>3)</sup>(国防科技大学理学院,长沙 410073)

**摘要** 如今高光谱数据的有效压缩已成为遥感技术发展中需要迫切解决的问题,为了对高光谱数据进行有效压缩,提出了一种基于3维上下文预测的高光谱图像无损压缩算法。该算法首先根据相邻波段间的相关性大小进行波段分组,同时对各个分组重新进行波段排序;然后采用自适应波段选择算法对高光谱图像进行降维,再利用  $k$ -means 算法对降维后的波段谱向矢量进行聚类;最后在参考波段和当前波段中通过定义3维上下文预测结构,在聚类结果的基础上,对各个分类分别训练其最优的预测系数。实验结果表明,该方法可显著降低压缩后图像编码的平均比特率。

**关键词** 高光谱图像 无损压缩 波段排序 谱向聚类

中图法分类号:TP751.1 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)10-2015-04

## 3D Contexts-based Predictive Lossless Coding for Hyperspectral Images

NIAN Yong-jian<sup>1)</sup>, SU Ling-hua<sup>2)</sup>, SUN Lei<sup>3)</sup>, WAN Jian-wei<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

<sup>2)</sup>(Dalian Communication Sergeant School of Air Force, Dalian 116600)

<sup>3)</sup>(College of Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

**Abstract** The request for efficient compression of hyperspectral images becomes pressing. A new lossless compression algorithm based on 3D contexts prediction for hyperspectral images is presented. Spectral band grouping algorithm is introduced to divide hyperspectral images into groups according to the neighboring band correlations, then band reordering is performed for each group. The important bands containing large information can be determined by using adaptive band selection algorithm, on which clustering is carried out according to the spectral vectors. 3D contexts are defined based on the neighboring causal pixels in current band and the corresponding co-located causal pixels in reference band. Combined with the clustering results, the optimal predictive coefficients of each cluster are trained respectively. Experimental results show that the proposed algorithm can give better lossless coding performance.

**Keywords** hyperspectral image, lossless compression, band reordering, spectral cluster

## 1 引言

高光谱遥感技术是20世纪80年代兴起的新型对地观测技术。这一技术将反映物质或地物性质的光谱与把握其空间和几何关系的图像革命性地结合

在一起<sup>[1]</sup>,光谱由于其具有连续分布的特点,其获取的数据提供了丰富的地物细节,因而在国民经济和军事侦察方面获得了广泛的应用。在高光谱遥感技术发展的过程中,由光谱成像仪获取的庞大数据量给存储和传输带来巨大压力。由于高光谱图像主要用于目标的特征提取、分类等,因而对其进行无损

基金项目:国家自然科学基金项目(60572135);武器装备预研基金项目(9140A22020707KG0181)

收稿日期:2008-05-11;改回日期:2008-07-08

第一作者简介:粘永健(1982~),男。现为国防科技大学电子科学与工程学院博士研究生。主要研究方向为现代信号处理。

E-mail:yjnian@126.com

压缩成为首选方案。

高光谱图像可以看作是 3 维立方体数据,其在 2 维图像的基础上,增加了 1 维光谱信息。高光谱图像的空间相关性较弱,而谱间却具有较强的相关性。现有的无损压缩算法都集中于如何有效去除谱间相关性,具体可分为基于预测的方法、基于整数变换的方法、基于矢量量化的方法或者多种方法结合使用的综合方法。苏令华等人将虚拟维数估计、端元提取和 ICA 技术应用于高光谱图像的压缩,取得了理想的压缩效果<sup>[2]</sup>。Rizzo 等人提出了低复杂度的 SLSQ 方法,若增加预测器的复杂度(SLSQ-OPT),则可进一步提高压缩比<sup>[3]</sup>。Zhang Jing 等人在谱内预测的基础上,将预测误差反馈机制引入到谱间预测<sup>[4]</sup>。由于高光谱图像内容比较丰富,以非监督分类作为预处理手段的压缩方法表现出较大的优势,已经得到了国内外学者的重视。本文在波段分组排序的基础上,结合谱向分类结果,利用 3 维上下文预测结构对各个分类分别训练其最优的预测系数。仿真结果证明了算法的有效性。

## 2 波段分组与排序

为了充分利用高光谱图像谱间相关性,可将全波段高光谱图像按照一定规则划分成若干波段组(group of bands, GOB),并将相关性较强的波段分到同一 GOB 中,而将相关性较差的波段分到不同的 GOB 中,这样在提高预测性能的同时,可有效降低波段排序算法的计算量。具体的波段分组方法<sup>[4]</sup>为:

(1) 计算相邻波段之间的相关系数  $R$ , 设置阈值  $T$ , 若  $R \geq T$  ( $0 < T < 1$ ), 则将该两个波段归为同一 GOB, 否则置于不同的 GOB;

(2) 设置参数  $B$ , 若 GOB 中的波段数大于  $B$ , 则将 GOB 中每  $B$  个波段作为一个子集(subset of bands, SOB), 若有剩余波段, 则单独作为一个 SOB。

为了提高预测性能, 还需要对各 GOB(SOB) 重新进行波段排序。最小生成树排序算法虽可以获得最优的预测效果, 但运算量不可接受。文献<sup>[5]</sup>的研究表明, 最佳后向排序不仅可以获得接近最优的预测效果, 而且计算量相对较少。综合考虑预测性能和复杂度两方面因素, 可将波段之间的互相关系数作为搜索原则, 利用最佳后向排序来对各个 GOB(SOB) 进行波段重排。对于 GOB 中存在多个 SOB 的情况, 除最后一个 SOB 外, 其他 SOB 中最后一个波段均在与其相

邻的下一个 SOB 中搜索最佳的参考波段。

## 3 谱向降维与聚类

高光谱图像的空间分辨率相对较低, 而纹理细节则较为丰富, 若采用非监督分类方法先对图像进行“粗”分类, 再对各个分类分别训练其预测系数, 则可显著改善预测编码的性能。为减少聚类算法的计算量, 可首先对高光谱图像进行降维处理。当采用文献<sup>[6]</sup>提出的自适应波段选择方法进行降维时, 其数学模型为

$$S_k = \frac{\sigma_k}{(R_{k-1,k} + R_{k,k+1})} \quad (1)$$

其中,  $S_k$  为第  $k$  个波段图像的指数,  $\sigma_k$  为第  $k$  个波段图像的标准差,  $R_{u,v}$  为第  $u$  个波段图像和第  $v$  个波段图像之间的互相关系数, 先利用式(1) 分别计算各个波段图像的指数, 并按照由大到小排序, 然后选出前  $q$  个波段图像进行聚类。若将高光谱图像的第  $k$  个波段图像表示为  $[I_k(i,j)]_{M \times N}$ , 其中  $M \times N$  为每个波段图像的大小, 则可将上述  $q$  个波段图像映射成以下谱向矢量形式:

$$\mathbf{I} = [\hat{I}_1(i,j), \hat{I}_2(i,j), \dots, \hat{I}_q(i,j)]_{M \times N} \quad (2)$$

最后采用  $k$ -means 算法对  $\mathbf{I}$  进行聚类。若  $C$  为分类数, 则聚类后的分类标识可表示为

$$L(i,j) = \ell \quad \ell \in \{1, 2, \dots, C\} \quad (3)$$

## 4 3 维上下文预测

聚类算法采用的是最小距离准则, 对于各种分类的边缘点的预测, 尤其是在聚类区域的形状相对随机, 纹理比较细密的情况下, 若采用同类像素作为参考点, 则可以获得更好的预测效果。通过在参考波段和当前波段中定义合理的 3 维上下文预测结构, 即可充分去除谱内和谱间相关性。

若第  $\ell$  ( $1 \leq \ell \leq C$ ) 个分类中共包括  $D$  个像素, 则对于该分类中的当前待预测像素  $x_{0,n}$  ( $1 \leq n \leq D$ ), 可在参考波段和预测波段中, 共选取  $K$  个已编码的同类点作为参考点进行预测系数的训练。若参考点集合表示为  $\mathbf{X} = [x_{1,n}, x_{2,n}, \dots, x_{K,n}]$ , 相应的预测系数表示为  $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]$ , 则预测值为

$$\hat{x}_{0,n} = \langle \boldsymbol{\alpha}, \mathbf{X} \rangle = \sum_{k=1}^K \alpha_k x_{k,n} \quad n = 1, 2, \dots, D \quad (4)$$

最佳预测系数的训练应满足下述准则:

$$\arg \left( \min_{\alpha} \left( \sum_{n=1}^D [x_{0,n} - \hat{x}_{0,n}]^2 \right) \right) \quad (5)$$

预测目标是为了使得式(6)达到最小值

$$\mathbf{G} = (\mathbf{P}\boldsymbol{\alpha} - \mathbf{A})^T (\mathbf{P}\boldsymbol{\alpha} - \mathbf{A}) \quad (6)$$

其中,

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{k,1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1,D} & \cdots & x_{k,D} \end{bmatrix} \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_{0,1} \\ \vdots \\ x_{0,D} \end{bmatrix} \quad (7)$$

由此得到的最佳线性预测器的预测系数为

$$\boldsymbol{\alpha} = (\mathbf{P}^T \mathbf{P})^{-1} (\mathbf{P}^T \mathbf{A}) \quad (8)$$

由式(4)即可求出该分类的预测值,预测残

差为

$$e_{0,n} = |x_{0,n} - \hat{x}_{0,n}| \quad n = 1, 2, \dots, D \quad (9)$$

实际上,若预先对高光谱图像进行了波段排序,则采用相对简单的谱间预测器,仍可以获得较好的预测效果<sup>[7]</sup>。本文选取的3维上下文预测结构如图1所示。其中标有\*号的为当前波段中待预测像素,其他均为参考像素,参考波段中,标号为2的像

素与当前待预测像素具有相同的空间位置。采用该结构对当前像素进行预测时,除了标号为2的像素外,其他参考像素并不一定都与当前像素属于一类。为了解决这一问题,需要在该点附近搜索一个同类像素,搜索的原则是像素之间的最小欧氏距离。

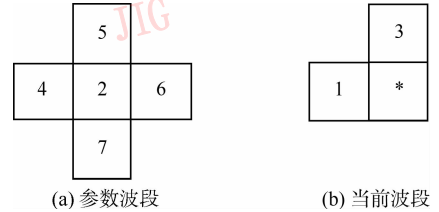


图1 3维上下文预测结构

Fig. 1 3D contexts predictive structure

然后采用 JPEG-LS 压缩标准对参考波段进行无损压缩,而残差图像则直接进行 Golomb-Rice 编码。此外,可将预测系数量化为 2Byte,并与分类图一起作为附加信息进行压缩并传输。本文提出的无损压缩算法流程图如图2所示。

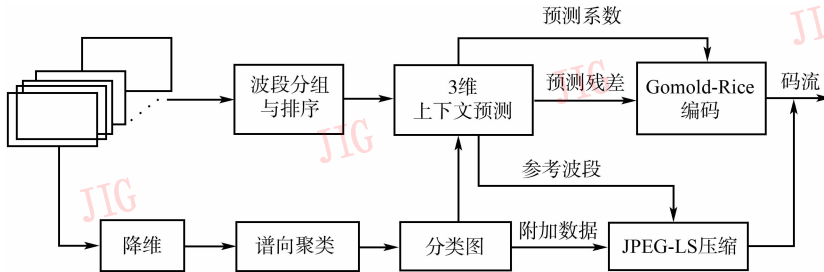


图2 本文算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the proposed algorithm

## 5 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性,利用 matlab 软件对 128 波段 OMIS 型高光谱图像进行了仿真实验,这些图像包括 River、City、Village 和 Suburb。实验时,先将每个像素量化为 8bits,所有图像大小均截取为 256 × 256 pixels。

为了使得同一 GOB 中各波段间具有较强的相关性,对于波段分组,可选取  $T = 0.9, B = 16$ ;对于谱向聚类,由于选取的是信息量较大的波段,因而波段数量无需太多,本文选取  $q = 10$ ,分类数  $C = 16$ 。表 1 给出了几种具有代表性无损压缩算法的压缩结果比较,其中由于 JPEG2000 和 JPEG-LS 算法仅去除了空间相关性,因此压缩效果较差;DS JPEG-LS 算

法是先对相邻波段图像进行差分运算,再分别进行谱内 JPEG-LS 压缩,因此其压缩效果较前两种算法有所提高。3D SPIHT 算法是基于 3 维小波变换的等级树编码;文献[8]给出了多波段最优谱间预测方案 (OSP-Multi); SLNP (spatial local neighboring prediction) 算法是在波段分组和排序的基础上,利用当前像素的 4 个空间邻点进行预测。图 3 所示为 River 图像分别经过 JPEG-LS 标准、SLNP 算法以及本文算法压缩后各波段图像的码率曲线。

针对基于分类预处理的压缩算法而言,分类数的选择至关重要,因为分类数太少,压缩性能不高;而分类数选择较多,虽分类结果越精细,但对同类点的搜索和预测系数的训练都会带来困难。图 4 所示为聚类数与压缩结果的关系图。由图 4 可见,在  $C = 16$  时,可以取得较好的压缩效果。实际上,当  $C$

表 1 各种算法压缩结果比较  
Tab.1 Comparison of compression results of several algorithms

图像	不同算法的压缩码率 (bpp)						
	JPEG2000	JPEG-LS	DS JPEG-LS	3D SPIHT	OSP-Multi	SLNP	本文算法
River	4.334	4.233	3.774	3.583	3.441	3.207	2.949
City	4.754	4.647	3.928	3.790	3.451	3.311	3.082
Village	4.722	4.574	3.886	3.748	3.422	3.267	3.039
Suburb	4.475	4.325	3.796	3.646	3.479	3.212	2.919
平均比特率	4.571	4.445	3.846	3.692	3.448	3.249	2.997

> 16 时,预测残差数据量的减少非常有限,但附加的数据量却增加较多。对不同类型的高光谱数据,需要考察聚类数对压缩性能的影响,以便确定合理的聚类数目。

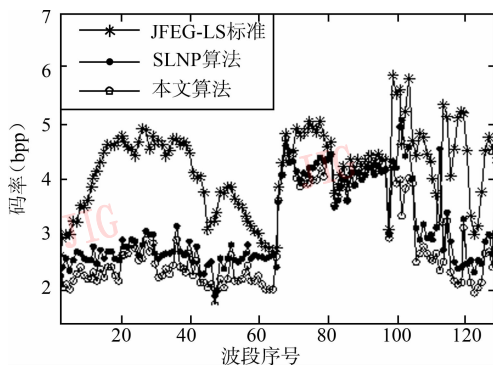


图 3 River 图像压缩后各波段的码率比较  
Fig.3 Comparison of individual bpp for River

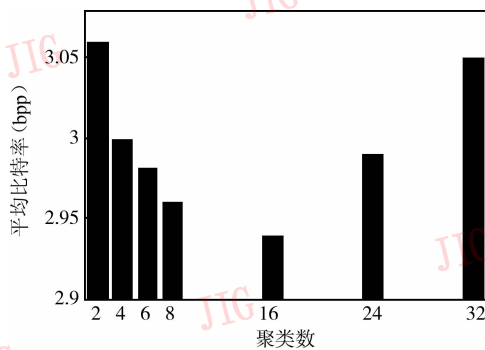


图 4 聚类数与平均比特率关系

Fig.4 Relationship between cluster number and average bpp

## 6 结论

本文提出了一种基于 3 维上下文预测的高光谱图像无损压缩算法,该算法首先对高光谱图像进行降维,同时对降维后的波段谱向矢量进行聚类,然后在波段分组和排序的基础上,通过在参考波段与当前波段中选取 3 维上下文预测结构来对各个分类分别训练其最优的预测系数,即可实现当前像素的有效预

测。在基于聚类的高光谱图像无损压缩算法中,多波段预测也是采用较多的压缩方案之一,但其较多的是应用于无波段排序的算法中。本文还进行了最佳后向波段排序,使得谱间预测器结构得以简化,其采用一个参考波段即可获得较好的压缩效果,而在此基础上的多波段预测性能的提高将非常有限。

总之,以分类和波段重排作为预处理的压缩方法是研究的热点问题,在本文研究工作的基础上,通过采用更为有效的 3 维上下文预测结构以及波段排序算法,可以进一步提高压缩效果。

## 参考文献 (References)

- 1 Pu Rui-liang, Gong Peng. Hyperspectral Remotesensing and Its Application [M]. Beijing: Higher Education Press, 2000. [浦瑞良,宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000.]
- 2 Su Ling-hua, Li Gang, Yi Tong-sheng. et al. A robust hyperspectral image Compression method [J]. Optical Precision Engineering, 2007, **15**(10): 1609 ~ 1615. [苏令华,李纲,衣同胜等. 一种稳健的高光谱图像无损压缩算法[J]. 光学精密工程, 2007, **15**(10): 1609 ~ 1615.]
- 3 Rizzo F, Carpentieri B, Motta G, et al. Low-complexity lossless compression of hyperspectral imagery via linear prediction [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, **12**(2): 138 ~ 141.
- 4 Zhang Jing, Liu Gui-zhong. An efficient reordering prediction-based lossless compression algorithm for hyperspectral images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, **4**(2): 283 ~ 287.
- 5 Motta G, Rizzo F, Storer J A. Hyperspectral Data Compression [M]. New York US: Springer, 2006.
- 6 Liu Chun-hong, Zhao Chun-hui, Zhang Ling-yan. A new method of hyperspectral remote sensing image dimensional reduction [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, **10**(2): 218 ~ 222. [刘春红,赵春晖,张凌雁. 一种新的高光谱遥感图像降维方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, **10**(2): 218 ~ 222.]
- 7 Giusti A D, Andriani S, Mian G A. Context-based Predictive Lossless Coding for Hyperspectral Images [EB/OL]. [http://www.eurasip.org/proceedings/Eusipco/Eusipco\\_2005/defevent/papers/er1550.pdf](http://www.eurasip.org/proceedings/Eusipco/Eusipco_2005/defevent/papers/er1550.pdf), 2005.
- 8 Sun Lei, Luo Jian-shu. Hyperspectral images lossless compression based on multi-bands prediction [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2007, **29**(12): 2876 ~ 2879. [孙蕾,罗建书. 基于多波段谱间预测的高光谱图像无损压缩算法[J]. 电子与信息学报, 2007, **29**(12): 2876 ~ 2879.]