

文章编号: 1007 4619(2007)02 0166 05

基于单邻点多波段预测的高光谱图像 无损压缩算法

苏令华 万建伟

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 提出了一种基于聚类-单邻点、多波段预测-熵编码的高光谱数据无损压缩方法。根据谱向特征, 进行高光谱图像矢量聚类。对各个分类, 采用单个空间位置邻点、多个波段作为预测数据, 训练预测系数, 进行三维预测。残差采用 Golomb Rice 编码。实验证实了算法的有效性。

关键词: 高光谱图像; 聚类; 预测; 无损压缩

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

Lossless Compression of Hyperspectral Images Based on Single Neighbor Multi Bands Prediction

SU Linghua WAN Jianwei

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Hunan Changsha 410073 China)

Abstract Applications for hyperspectral image data are still in their infancy as handling the significant size of the data presents a challenge for the user community. Data compression becomes a key problem. Based on clustering, predicting with single neighbor and self position in multi-bands, and entropy coding, a lossless compression method of hyperspectral images is presented. According to spectral structure, the spectra of a hyperspectral image are clustered by pixels. In every cluster, single spatial neighbor and the same spatial position of the current pixels are used for prediction. Using neighbors in various directions, four predictors are achieved. For each spatial position, one of the predictors is selected to perform the three dimension prediction. The residuals are entropy coded using the Rice coding. The achieved compression ratios are compared with those of existing methods. The results show that the algorithm is an efficient method.

Key words hyperspectral image; cluster; prediction; lossless compression

1 引 言

成像光谱技术 (Image Spectroscopy) 是 20 世纪 80 年代发展起来的新型遥感技术。这一技术将确定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的结合在一起, 大大拓宽了遥感技术

的应用领域^[1]。随着光谱段的不断增加, 仪器获取的数据量越来越大, 这不仅给机载、星载数据的传输带来巨大压力, 也使地面的数据存储与传输变成负担, 由此高光谱图像压缩编码成为一个挑战性课题。鉴于高光谱数据未知的后续应用及其本身的存档价值, 无损压缩成为首选方案。

压缩就是要去除数据冗余, 即相关性。在二

收稿日期: 2005-12-20 修订日期: 2006-06-12

基金项目: 国防预研基金 (编号: 41321090202)。

作者简介: 苏令华 (1979—), 男, 国防科技大学电子科学与工程学院在读博士生。主要研究领域为数字图像处理与雷达信号处理。现从事遥感图像压缩技术研究。已发表论文 7 篇。E-mail: sulinghua79@sina.com.

维图像的基础上, 高光谱数据又增加了光谱维信息, 其图像冗余一般分为空间相关性和谱间相关性。在目前分辨率的条件下, 通常认为图像的空间相关性弱于二维自然图像, 而谱间相关性略高于空间相关性。根据 Shannon 信息论, 图像熵是图像无损压缩的极限, 故无损压缩通常分为去相关和熵编码两个步骤。近年来, 国内外学者提出多种高光谱图像无损压缩方法, 如预测^[2]、整数变换^[3]和矢量量化^[4]等等。

基于预测的编码一直活跃于图像压缩领域。张晓玲^[5]提出一种自适应预测方法, 采用了单个波段、共 13 个邻点作为预测数据。Mielikainen^[6]采用了线性自回归模型实现了预测。Rizzo F^[7]使用简单的上下文模型实现了实时无损编码。本文提出了一种基于聚类-多波段预测-熵编码的高光谱图像无损压缩方案。首先对谱矢量进行聚类。对各个分类, 选取一定数量样本, 采用单空间邻点、多波段作为预测数据, 在残差平方和最小准则下训练预测系数, 进行多波段联合预测。预测残差采用 Golomb-Rice 编码^[8,9]。用本文提出的方案, 针对 AVIRIS 和 OMIS 高光谱数据进行了仿真实验, 结果证实了该算法的有效性。

2 聚类与多波段预测

2.1 聚类

高光谱数据, 可以看成是一个三维图像立方体, 像素表示成 $p(b, i, j)$, 其中 i, j, b 分别表示行、列和波段序号。设光谱数据共 B 个波段, 在 i, j 固定的情况下, 每个空间位置可以看成是一个 B 维矢量。由于不同的空间区域表征不同地物, 其预测模型也不尽相同, 在预测前进行聚类成为合理的选择。

鉴于聚类结果, 要作为附加数据进行传输, 此处对全波段 B 维矢量进行聚类, 而不在单个波段内进行灰度值聚类。仅从压缩的角度出发, 不考虑单幅图像究竟包含多少种地物, 采用距离平方和最小准则, 选择 G -均值算法进行 B 维矢量聚类。

聚类是一种计算量较大的操作, 高光谱数据, 其谱向维数通常在几十到几百之间, 为了减少运算的复杂度, 采用降维处理。通过等间隔采样将原矢量 $P = [p(1, i, j), p(2, i, j), \dots, p(B, i, j)]$ 采样为 $P' = [p(D, i, j), p(2D, i, j), \dots, p(\lfloor B/D \rfloor D, i, j)]$, 其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取不大于真值的最大整数。合理的选择 D 值及聚类算法迭代次数, 可以取得聚类

精度与计算量的良好折衷。在确定成像光谱仪器的情况下, 可根据其成像波段的相关性特点, 灵活的抽取达到降维目的。另外, 此处聚类作为一个预处理步骤, 在实时传输中, 可以考虑使用光谱库数据上载的方法, 而快速、鲁棒、自适应更新的聚类算法, 应是研究的方向。

2.2 多波段预测

对像素 $p(b, i, j)$, 其线性预测关系可以表示为:

$$p(b, i, j) = \hat{p}(b, i, j) + e(b, i, j) \\ = \sum_k \sum_m \sum_n a_{k,m,n} p(b-k, i-m, j-n) + e(b, i, j) \quad (1)$$

式中, $\hat{p}(b, i, j)$ 表示预测值, $e(b, i, j)$ 表示预测残差。采用因果预测, 所有预测点要求在当前点之前被扫描编码。本文采用从左到右、从上到下的扫描方式。考虑到高光谱数据较强的谱间相关性及相对较弱的空间相关性, 本文提出了采用多波段、单空间邻点的预测模型。邻点的选择采用一种四选一结构, 即分别以当前空间位置的左、上、左上、右上 4 个方向空间邻点 ($p(\cdot, i-1, j-1)$, $p(\cdot, i-1, j)$, $p(\cdot, i-1, j+1)$, $p(\cdot, i, j-1)$) 为预测数据, 训练预测系数。对每个空间位置, 从 4 组预测系数中选择其一作为预测器。预测器选取准则为:

$$\min \left[\sum_b \text{abs}(p(b, i, j) - \hat{p}(b, i, j)) \right] \quad (2)$$

即该空间位置在各个波段的误差绝对值之和最小。图 1 给出了采用左方向空间位置、3 个预测波段、共 7 个预测点的示意图。图中标有“*”者为当前点, 其左邻点 4 个波段像素 p_1, p_2, p_3, p_4 , 及当前位置的 3 个波段像素 p_5, p_6, p_7 构成了预测数据。

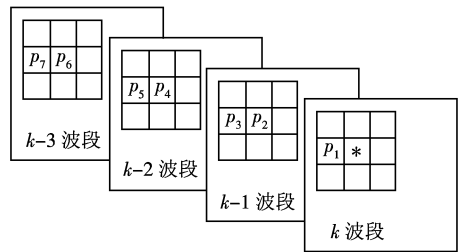


图 1 预测点选择示意图

Fig. 1 The selection of prediction data

在完成矢量聚类, 得到分类图的前提下, 以残差平方和最小为准则, 可以对各个分类分别选取样本, 训练得到预测系数。假定采用 K 点预测, 设当前点

为 p_0 , 预测点为 p_1, p_2, \dots, p_K , 预测系数表示成 $A = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_K]$, 则公式 (1) 可写为矢量乘积形式:

$$p_0 = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_K] [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_K]^T \quad (3)$$

假设选择 L 个点训练, 整理预测矩阵:

$$\phi = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{2,1} & \dots & p_{K,1} \\ p_{1,2} & p_{2,2} & \dots & p_{K,2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ p_{1,L-1} & p_{2,L-1} & \dots & p_{K,L-1} \\ p_{1,L} & p_{2,L} & \dots & p_{K,L} \end{bmatrix}$$

设 $G = \begin{bmatrix} p_{0,1} \\ p_{0,2} \\ \vdots \\ p_{0,L-1} \\ p_{0,L} \end{bmatrix}$, 则预测值 $\hat{G} = \phi \cdot A$ (4)

预测的目标在于使: $(\hat{G} - G)^T (\hat{G} - G)$ 最小化, 故:

$$A = (\phi^T \phi)^{-1} \phi^T G \quad (5)$$

对不同分类, 不同波段可分别得到 4 组预测系数, 表示为 $A_{c,b,d}$, c 表示分类编号, b 表示波段序号, d 表示预测器的方向选择标识。利用公式 (1), 将 $A_{c,b,d}$ 应用到各相应像素, 可以得到像素的预测值, 与真值相减, 得到残差图像。对于残差图像, 采用 Golomb Rice 编码, 相较于 Huffman 和算术编码, Rice 编码取得几乎相同的编码效率, 而编码速度得到大幅提高。

3 算法流程

根据第 2 节提供的思路, 基于多波段预测的编码流程如图 2 所示。

在算法执行过程中, 第一波段图像通过带内预测, 采用 JPEG-LS 实现无损压缩编码。以后诸波段使用的预测波段依次增加, 直至达到算法要求的波段数。矢量分类图、预测器选择标识采用 delta 编码, 与各分类预测系数一起构成附加的数据量。解码过程可以对照编码过程实现。

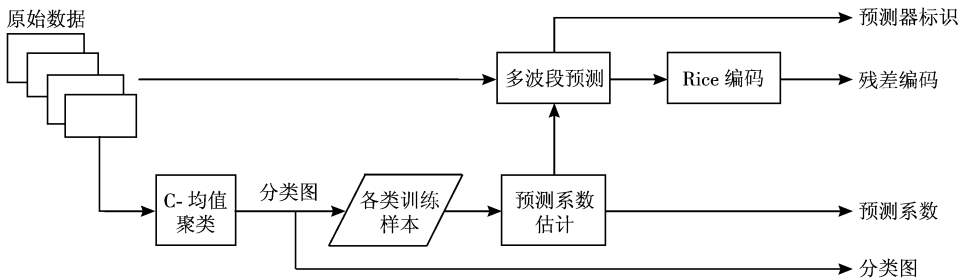


图 2 多波段预测编码流程图

Fig 2 The compression diagram using single neighbor multi bands prediction

4 实验结果与分析

为验证本文所提算法的有效性, 应用 Matlab 仿真软件, 分别针对 224 波段 AVIRIS、128 波段 OMIS 高光谱图像进行了仿真实验。国家 863 信息获取与处理主题提供了 OMIS 飞行数据。分别从原始图像中截取 256×256 大小的一组作为实验图像, 图 3 给出了一个波段的 AVIRIS 和 OMIS 图。

折衷运算速度与分类准确率对压缩结果的影响, 选取参数 $D=8$ 。在每个分类的预测系数估计过程中, 抽取至多 1000 点进行训练, 不足 1000 点的分类则所有点参与训练。每个预测系数均匀量化为 16bit 压缩率的计算使用原文件大小/压缩后文件大小。

AVIRIS 数据可以从因特网免费获得

(<http://popo.jpl.nasa.gov/heml/aviris/freedata.html>), 选取 Cuprite1 4 前 56 个波段进行实验。图 4 绘出了 Cuprite1 数据分别使用文献 [6] 介绍的本空间位置、多波段 (Self Position Multi Band SPMB) 和本文单邻点、多波段 (Single Neighbor Multi Band SNMB) 预测的压缩结果比较。前者采用 13 个预测波段, 后者按照 2.2 节介绍的选取方式选择 6 个预测波段, 共 13 个预测点。聚类个数均为 $C=8$ 。通过比较, 后者压缩率比前者高出约 3.8%。

随着预测点数的增加, 残差图像编码位数呈下降趋势, 同时带来计算量和附加数据量的增大, 图 5 给出了在固定聚类个数 $C=8$ 情况下, 预测点数与压缩后 56 个波段平均比特率关系的柱状图。当预测点数 $K=13$ 时, 取得最优的压缩率。图 6 给出了在固定预测点数 $K=13$ 情况下, 聚类数与压缩后平



(a)



(b)

图 3 实验图像

(a) Cuprite1 第 56 波段; (b) L2recPart1 第 20 波段

Fig 3 The experiment images

(a) Cuprite band 56 (b) L2recPart1 band 20

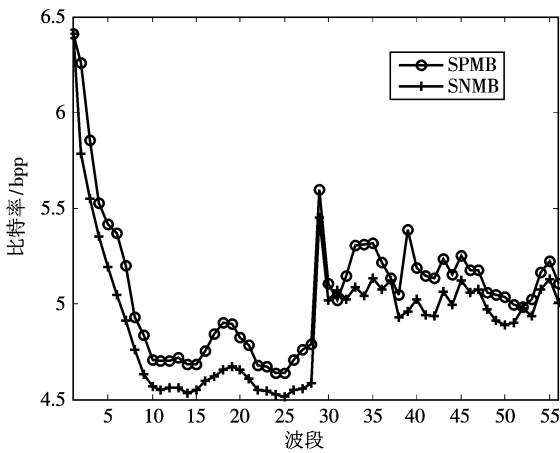


图 4 Cuprite1 数据各个波段压缩结果比较图

Fig 4 Compression results comparison of the cuprite1 data in every band

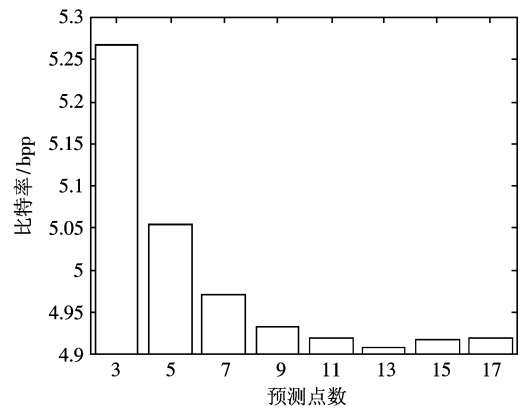


图 5 平均比特率与预测点数关系图 (C=8)

Fig 5 Histogram of bpp with the number of prediction pixels (C=8)

均比特率的关系柱状图。

实用型模块化成像光谱仪 (OMIS) 是中国研制的光谱成像仪。OMIS-1 型具有 128 个波段, 覆盖了从可见光到热红外的波段范围。每个像素 12bit 量化, 存为两个字节。该系统已先后获取几百 G 的飞行数据。本文选取 2000 年辽东湾、内蒙古奈曼旗和北京中关村地区飞行数据作为实验图像, 涵盖了海洋、河流、城市、沙漠等不同地物。对 River9 L2rec Sea2 数据, 选择第 2—57 共 56 个波段, 对 Desert1 Sand 2 数据, 选择第 10—43 共 34 个波段, 进行压缩处理。鉴于飞行数据的噪声水平, 分别对 12bpp 原

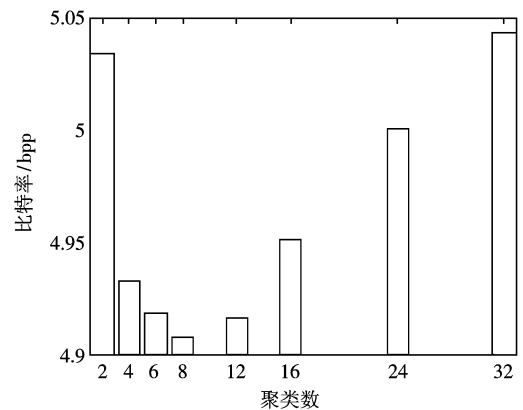


图 6 平均比特率与聚类数关系图 (K=13)

Fig 6 Histogram of bpp with the number of clusters (K=13)

始数据及量化为 8bpp 的数据,进行仿真实验。聚类数 $C=8$ 预测点数 $K=13$ 。表 1 给出了 SNMB、SPMB、JPEG-LS、LPVQ^[4] 和 SLSQ^[7] 的压缩结果比较。通过该表可以看出,使用本文提出的 SNMB 方

案,相较于 SPMB 方案,对 L2_{rec} 数据取得了明显效果,对 River9、Desert1 和 Sea2 数据,压缩率亦优于 SPMB,对 Sand2 数据则大致相当。而相较于 LPVQ 和 SLSQ,压缩率获得了较大提高。

表 1 不同算法数据压缩结果比较

Table 1 Compression results comparison of four methods

(比特率, /bpp)

	12bpp					8bpp				
	JPEG-LS	LPVQ	SLSQ	SPMB	SNMB	JPEG-LS	LPVQ	SLSQ	SPMB	SNMB
River9	8.743	6.393	6.277	5.970	5.801	3.090	2.491	2.487	2.217	2.106
Desert1	7.583	5.975	5.776	5.536	5.488	2.677	2.114	2.050	2.071	2.081
Sand2	7.656	5.787	5.643	5.351	5.310	2.292	1.833	1.812	1.725	1.753
Sea2	9.302	6.561	6.501	6.082	5.982	3.077	2.664	2.777	2.567	2.606
L2 _{rec}	7.960	6.296	6.106	5.833	5.529	3.714	3.244	3.069	3.293	2.785
平均	8.249	6.202	6.061	5.754	5.622	2.970	2.469	2.439	2.375	2.266

5 结 论

本文根据高光谱数据谱间相关性强,而空间相关性相对较弱的特点,在谱向聚类的基础上,使用单个空间位置邻点、多个波段进行三维预测,残差采用熵编码,实现了高光谱图像的无损压缩。矢量聚类相当于对图像数据进行了空间分割,而四选一的单邻点、多波段预测器设计,综合利用了高光谱数据的强谱间相关性及成像数据的空间纹理特征。在采用相同数量预测点情况下,对 AVIRIS 实验图像及 OMIS-I 型 L2_{rec} River9、Desert1 和 Sea2 图像,取得了相较于本空间位置、多波段预测更优的压缩率,实验结果证明了该方法是一种高压压缩率的高光谱图像无损压缩算法。

参 考 文 献 (References)

- [1] Pu R L, Gong P. Hyperspectral Remote Sensing 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] Aiazzi B, Alba B, et al. Lossless Compression of Multi-Hyper-

Spectral Imagery Based on a 3-D Fuzzy Prediction[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2287-2294.

- [3] Hsieh S H. A Fast Adaptive Lifting Method for Lossless Hyperspectral Data Compression[A]. Proceedings of SPIE on Applications of Digital Image Processing XXV II [C]. Bellingham, WA, 2004: 664-675.
- [4] Motta G, Rizzo F, Storer J A. Compression of hyperspectral imagery[A]. Proceedings of Data Compression Conference[C]. 2003: 333-342.
- [5] Zhang X L, Shen L S, Zhang P Q. Lossless Compression of Hyperspectral Image Based on 3-D Adaptive Prediction[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(6): 957-959. [张晓玲, 沈兰荪, 张培强. 基于三维自适应预测的高光谱图像无损压缩算法[J]. 电子学报, 2004, 32(6): 957-959.]
- [6] Melikainen J, Toivanen P. Clustered DPCM for the Lossless Compression of Hyperspectral Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(12): 2943-2946.
- [7] Rizzo F, Carpentieri B, et al. Low complexity Lossless Compression of Hyperspectral Imagery via Linear Prediction[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(2): 138-141.
- [8] Lossless Data Compression. CCSDS 120.0-B-1. Blue Book[Z]. Issue 1. Washington, D. C. CCSDS, May 1997.
- [9] Lossless Data Compression. CCSDS 120.0-G-1. Green Book [Z]. Issue 1. Washington, D. C. CCSDS, May 1997.