

文章编号 1004-924X(2012)04-0906-07

## 基于多波段预测的高光谱图像分布式无损压缩

粘永健\*, 辛勤, 汤毅, 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:**提出了一种基于分布式信源编码的高光谱图像无损压缩算法,用于星载高光谱数据的有效压缩。为充分利用高光谱图像较强的谱间相关性,引入多波段谱间线性预测方案获取当前编码块的预测值,有效降低了编码块的最大预测残差值。在此基础上,根据最大预测残差值确定编码块各像素所属陪集的索引,通过传输每个像素所属陪集的索引代替预测残差,实现高光谱图像压缩。对星载可见/红外成像光谱仪(AVIRIS)获取的高光谱图像进行实验,并与已有的典型算法进行比较,结果显示该算法能够取得较好的无损压缩效果,同时具有较低的编码复杂度,适用于星载高光谱图像无损压缩。

**关键词:**高光谱图像;无损压缩;分布式信源编码;多波段预测

**中图分类号:**TP751.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122004.0906

## Distributed lossless compression of hyperspectral images based on multi-band prediction

NIAN Yong-jian\*, XIN Qin, TANG Yi, WAN Jian-wei

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

\* Corresponding author, E-mail: yjnian@126.com

**Abstract:** A lossless compression algorithm based on distributed source coding was proposed to compress the airborne hyperspectral data effectively. In order to make full use of the spectral correlation of hyperspectral images, a multi-band prediction scheme was introduced to acquire the prediction values of the current block and to reduce the maximal absolute value of prediction error effectively. Then, by using the maximal absolute value to determine the coset index of pixels belonging to the current block, the lossless compression of hyperspectral images was realized by transmitting the coset index of the current block instead of its prediction error. Experimental results on hyperspectral images acquired by Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) show that the proposed algorithm can offer both high compression performance and low encoder complexity compared with those existing classical algorithms, which is available for on-board compression of hyperspectral images.

**Key words:** hyperspectral image; lossless compression; distributed source coding; mutiband prediction

收稿日期:2011-11-23;修订日期:2012-01-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61101183,40901216);武器装备预研资金资助项目

## 1 引言

遥感技术在20世纪80年代进入了高光谱遥感时代,由于高光谱遥感影像能够提供更为丰富的地表信息,在军事侦察和国民经济等领域得到了广泛应用。纳米量级的光谱分辨率使得高光谱图像从可见光到近红外的光谱区间波段数达到上百个,数据量不断增大的原因主要来自于光谱、空间、时间以及辐射分辨率的不断增加。目前,高光谱遥感正在向航天高光谱遥感方向发展,军用卫星上搭载高光谱成像仪的趋势正在增长。对于卫星数据链路,庞大的数据量给星上存储和传输带来了负担,严重制约着航天高光谱遥感技术的发展。因此,研究高效的星载高光谱图像压缩方法势在必行。星载高光谱数据的获取成本较高,无损压缩是其首选方案。

目前,基于预测的方法在高光谱图像无损压缩中得到了广泛应用。Magli E利用信息论估计多波段预测可能达到的压缩增益,并在预测过程中引入了Kalman滤波,获得了较高的无损压缩比,该算法记为KSP<sup>[1]</sup>。Huo C F对高光谱图像进行多波段预测,利用波段间的相关性建立树结构,通过树结构为当前波段搜索最优的参考波段进行预测<sup>[2]</sup>。Lin C C构造了谱内预测与后向像素搜索的两步预测器,取得了较高的无损压缩比<sup>[3]</sup>。Zhang J等提出了波段分组排序的预处理方案,结合预测误差反馈策略进行谱间预测(R-ABPCNEF)<sup>[4]</sup>。高光谱图像分类已经成为一个研究的热点<sup>[5]</sup>,Mielikainen J提出了基于光谱分类与多波段预测的高光谱图像无损压缩算法(Differential Pulse Code Modulation, C-DPCM)<sup>[6]</sup>,在参考波段数达到20时压缩结果为最优。以上算法虽然取得了理想的无损压缩效果,但普遍存在运算复杂度过高的问题,受卫星上计算与存储能力等因素的限制,实现星载高光谱数据压缩的算法必须具有较低的编码复杂度。分布式信源编码(Distributed Source Coding, DSC)近年来受到广泛关注,该项技术通过单独编码与联合解码的方式,将编码端的一部分工作转移到解码端,尤其适合星载高光谱数据压缩的实现。

Andrea A等人利用陪集码实现了高光谱图像的分布式信源编码,提出了一种低复杂度且具有一定检错能力的无损压缩策略<sup>[7]</sup>。宋娟提出了基于分类和陪集码的无损压缩方案,利用前一波段的预测噪声对当前编码块的像素进行分类,并对每类像素分别进行陪集码编码<sup>[8]</sup>。本文提出了一种有效的基于DSC的高光谱图像无损压缩算法,采用多波段预测的方式获取当前编码块的预测残差,降低了表示陪集索引所需的位平面数量,对机载可见/红外成像光谱仪(Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer, AVIRIS)数据的仿真实验验证了算法的有效性。

## 2 相关性分析

高光谱图像压缩的首要任务是去除相关性,因此,分析高光谱图像的相关性对压缩具有极为重要的意义。高光谱图像存着两种相关性:谱间相关性与空间相关性,其中谱间相关性又可分为统计相关性与结构相关性,这里主要关注统计相关性。若 $I_k(i, j)$  ( $1 \leq k \leq L, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$ )表示第 $k$ 波段空间位置为 $(i, j)$ 的像素,其中 $L$ 为波段数, $M$ 与 $N$ 分别为波段的宽度与高度, $R_{u,v}$ 表示波段 $u$ 与 $v$ 之间的互相关系数,其表达式为

$$R_{u,v} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_u(i, j) - \bar{I}_u)(I_v(i, j) - \bar{I}_v)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_u(i, j) - \bar{I}_u)^2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_v(i, j) - \bar{I}_v)^2}}, \quad (1)$$

其中 $\bar{I}_u$ 与 $\bar{I}_v$ 分别为波段 $u$ 和 $v$ 的均值。第 $u$ 波段的空问相关性 $R_u'$ 为

$$R_u' = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_u(i, j) - \bar{I}_u)(I_u(i+1, j+1) - \bar{I}_u)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_u(i, j) - \bar{I}_u)^2}. \quad (2)$$

图1为Cuprite的空间相关性与谱间相关性比较。显然,空间相关性远远低于谱间相关性。这是由于高光谱图像空间分辨率较低,像素连续性相对较差。因此,提高高光谱图像压缩性能的关键是有效利用谱间相关性。

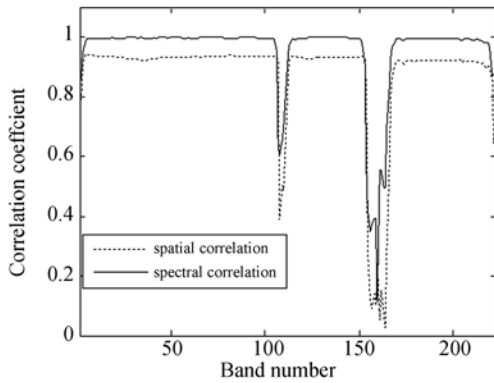


图 1 谱间与空间相关性比较

Fig. 1 Comparison of spectral and spatial correlations

### 3 基于 DSC 的高光谱图像无损压缩

若  $X$  与  $Y$  为高光谱图像相邻波段,传统的压缩方法是对  $X$  与  $Y$  进行联合编码,在解码端进行联合解码,而高光谱图像的分布式压缩是将  $X$  与  $Y$  单独进行编码,在解码端利用  $X$  与  $Y$  的相关性进行联合解码。Slepian Wolf 定理指出:在得到信源条件熵  $H(X/Y)$  的条件下,分布式信源编码可以获得与传统方法接近的压缩性能<sup>[9]</sup>。通常情况下,可以利用二元码和多元码实现高光谱图像的分布式无损压缩,但由于二元码忽略了位平面之间的相关性,其压缩效果并不理想,而利用简单的多元码可以取得优于二元码的压缩效果<sup>[10]</sup>。本文采用多元码实现高光谱图像的分布式无损压缩,其思想是将信源空间划分为一系列陪集,通过传递  $X$  所属陪集的索引而非预测残差达到数据压缩的目的,解码端根据陪集索引找到  $X$  的所属陪集,然后利用边信息  $Y$  对  $X$  进行解码。如果  $X$  与  $Y$  的相关性较高,仅需较少比特的陪集索引即可完全重建  $X$ ,无损压缩的性能较高,反之较低。简单地利用  $X$  与  $Y$  的相关性难以获得理想的压缩效果,因此,需要利用  $Y$  构造一个新的波段  $Y'$ ,使得  $Y'$  在像素值上比  $Y$  更接近于  $X$ 。

高光谱图像具有较强的谱间相关性,而空间相关性较弱,因此,提高高光谱图像压缩性能的关键是有效利用谱间相关性。鉴于基于预测的方法在高光谱图像无损压缩中的优异表现,本文利用基于预测的方法构造与当前波段在像素值上更为接近的波段。通常情况下,高光谱图像任一波段与其之前的数个波段均具有较强的相关性,若单

纯利用其中某一波段作为当前波段的参考信息,难以取得较好的预测效果。因此,可以考虑利用多个波段对当前波段进行预测。根据以上分析,相应的编码算法如下:若第  $k$  波段为当前波段,  $I_k(i, j)$  为当前像素,利用与第  $k$  波段相邻的前  $K$  波段进行预测,  $I_k(i, j)$  的线性预测值为

$$\hat{I}_k(i, j) = \left[ \sum_{l=1}^K \alpha_l I_{k-l}(i, j) \right], \quad (3)$$

其中  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$  为预测系数。高光谱图像内容较为丰富,纹理细密,采用整波段数据进行预测,预测效果并不理想。若能在预测之前将每个波段分成互不重叠且大小相等的编码块,对每个块分别进行编码,在提高预测性能的同时可有效防止误码在空间上的扩散,而且有利于算法的并行实现。若编码块的大小为  $2^v \times 2^v$  ( $v=1, 2, \dots, V$ ),第  $c$  块为当前编码块,将该块中的像素按因果顺序表示为  $\mathbf{X} = [x_{k,1}^c, x_{k,2}^c, \dots, x_{k,\gamma}^c]^T$ ,当前像素  $x_{k,i}^c$  的预测值为

$$\hat{x}_{k,i}^c = \left[ \sum_{l=1}^K \alpha_l^c y_{k-l,i}^c \right] + \bar{x}_k^c, \quad (4)$$

其中

$$y_{k,i}^c = x_{k,i}^c - \bar{x}_k^c, \quad \bar{x}_k^c = \frac{1}{\gamma} \sum_{i=1}^{\gamma} x_{k,i}^c, \quad (5)$$

预测系数  $\alpha_c$  满足式

$$\arg(\min(\sum_{i=1}^{\gamma} [y_{k,i}^c - \hat{y}_{k,i}^c]^2)), \quad (6)$$

即使得(7)中  $\mathbf{J}$  为最小值的  $\alpha_c$

$$\mathbf{J} = (\mathbf{A}\alpha - \mathbf{B})^T (\mathbf{A}\alpha - \mathbf{B}), \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} y_{k-1,1}^c & y_{k-2,1}^c & \cdots & y_{k-K,1}^c \\ y_{k-1,2}^c & y_{k-2,2}^c & \cdots & y_{k-K,2}^c \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{k-1,\gamma}^c & y_{k-2,\gamma}^c & \cdots & y_{k-K,\gamma}^c \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} y_{k,1}^c \\ y_{k,2}^c \\ \vdots \\ y_{k,\gamma}^c \end{bmatrix}, \quad (8)$$

根据最小二乘准则可得第  $c$  块的最优预测系数

$$\alpha_c = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} (\mathbf{A}^T \mathbf{B}), \quad (9)$$

相应的预测残差为

$$e_{k,i}^c = x_{k,i}^c - \hat{x}_{k,i}^c \quad (i=1, 2, \dots, \gamma). \quad (10)$$

在基于陪集码的分布式信源编码中,陪集的划分是关键环节。文献[7]指出,编码块的  $s$  个最重要比特位(Least Significant Bit, LSB)可看作陪集的索引。需要指出的是,除了  $s$  个 LSBs 外,  $s$  本身也需要编码传输。如果对编码块中的

每个像素分别计算其对应的  $s$ , 势必会降低整体的压缩性能。因此,在陪集的构建上,以编码块为单位计算显然要优于以像素为单位。其基本思路是:对于每个编码块,计算其中每个像素对应的  $s$ ,取其中最大值作为整个编码块所需传输的 LSB 数量,此时,每个编码块只需要传输一个  $s$  即可。为了解码端能够正确重构,要求最大预测残差应该严格小于陪集中相邻元素之间距离的一半,根据这一准则,需要传输的 LSBs 数量可表示为

$$s = \lceil \log_2 (\max_{i=1, \dots, 7} (\|e_{k,i}\|)) \rceil + 2. \quad (11)$$

实际上,每个编码块中绝大多数像素只需要  $s-1$  个 LSBs 即可表示陪集索引。以 AVIRIS 中的 Cuprite 为例,只有满足  $\|e_{k,i}\| \geq 2^{s-2}$  的像素才需要传输第  $s$  个位平面,而满足该条件的像素仅占到 30% 左右。为了提高压缩性能,需要构造一个二值标识掩模  $mask$ ,用于记录需要保留第  $s$  个位平面的像素位置,其中  $mask=1$  的位置表示该像素需要第  $s$  个位平面表示陪集索引, $mask=0$  表示不需要第  $s$  个位平面<sup>[8]</sup>。显然,该掩模具有较大的冗余,对其压缩可以进一步提高算法整体的无损压缩性能。这里对掩模数据进行变长编码,具体方法为:将  $mask$  按因果顺序进行扫描,记录  $mask=1$  的位置,再对位置信息进行差分,最后对差分数据进行 Rice 编码。

从以上编码过程可以看出,算法的压缩性能与  $s$  的大小紧密相关,对某一特定的编码块,降低  $s$  可以显著提高压缩性能。由式可知,通过降低编码块的最大预测残差可有效减小  $s$ 。R. Roger 等人的研究结果表明:对于高光谱图像的无损压缩,参考波段数  $K=2$  时可获得最佳的预测效果<sup>[11]</sup>。实际上,对于二阶以上的预测,参考波段数量的增加无法较大程度地提高无损压缩性能,但算法的运算复杂度却会急剧增加。

图 2 给出了对 Cuprite 进行一阶预测以及二阶预测时不同 LSB 对应的编码块数量,可以看出,在 LSB 数量小于 6 时,二阶预测对应的编码块数量大于一阶预测,而在 LSB 数量大于 5 时,二阶预测对应的编码块数量小于一阶预测。由于总的编码块数量是一定的,因此,与一阶预测相比,二阶预测有效降低了编码块所需传输的 LSBs。

需要指出的是,熵值的降低并不意味着每个编码块的最大预测残差均会减少。某些编码块经

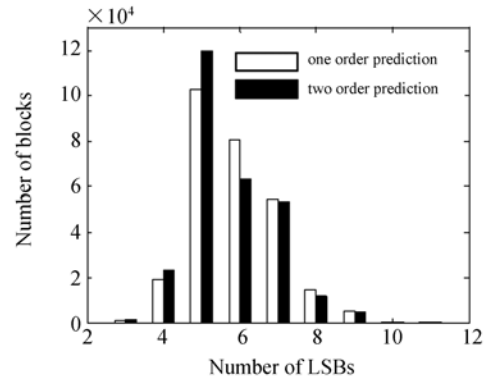


图 2 不同 LSB 数量对应的块数量

Fig. 2 Number of block with respect to the number of LSB

过二阶预测后,虽然预测残差的均方值小于一阶预测,但其最大预测残差却高于一阶预测。这种情况多发生在相关性较差的部分波段,例如水吸收与强噪声波段,由于波段之间相关性的减弱带来了预测性能的下降。由于大部分波段之间均具有较强的相关性,发生这种情况的码块数量较少,对整体的压缩性能影响甚微,这里不再额外进行处理。根据式可得二阶预测的预测系数,如式(12)与(13)所示

$$\alpha_1 = \frac{r_{k,k-2} r_{k-1,k-2} - r_{k,k-1} r_{k-2,k-2}}{r_{k-1,k-2}^2 - r_{k-1,k-1} r_{k-2,k-2}}, \quad (12)$$

$$\alpha_2 = \frac{r_{k,k-1} r_{k-1,k-2} - r_{k,k-2} r_{k-1,k-1}}{r_{k-1,k-2}^2 - r_{k-1,k-1} r_{k-2,k-2}}, \quad (13)$$

其中

$$r_{p,q} = \sum_{i=1}^p y_{p,i}^c y_{q,i}^c. \quad (14)$$

综上所述,本文提出的压缩算法流程如图 3 所示。由于压缩算法是以编码块为单元进行处理,有利于硬件的并行实现。星载多(高)光谱成像仪大部分都是采用推扫式(线阵或者面阵)的成像方式,采用本文算法可以在成像的同时进行压缩处理,提高了星载压缩系统的数据处理效率。

在编码端,由于高光谱图像的首波段需要作为后续波段的参考波段,因此,该波段只能进行谱内无损压缩,其压缩方式为对首波段的各编码块按照因果扫描顺序分别进行 JPEG-LS 压缩。对于第二个波段,采用一阶预测的方式进行谱间预测,其它波段均进行二阶预测。在解码端,首先根据接收到的编码块的及其对应的  $s$  个 LSBs 构建陪集,然后获得编码块各像素的预测值,在陪集中搜索与预测值距离最近的像素值作为重构值。

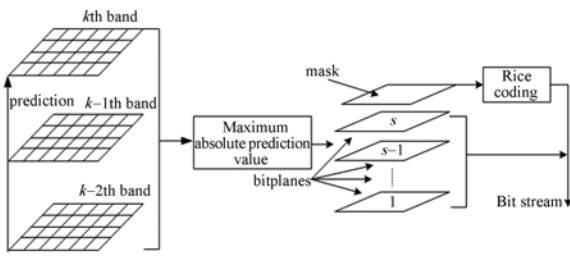


图 3 本文提出的算法流程图

Fig. 3 Flowchart of proposed algorithm in this paper

#### 4 实验结果与讨论

为验证所提算法的有效性,利用 VC++ 软件对 1997 年 AVIRIS 获取的高光谱数据进行压缩测试。AVIRIS 由美国宇航局所属的喷气动力实验室开发,所获取的数据共有 224 个波段,波长为  $0.4 \sim 2.5 \mu\text{m}$ ,光谱分辨率为 10 nm,空间分辨率为  $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$ ,每个像素存为 2 个字节。选取 Cuprite、Jasper Ridge、Lunar Lake 以及 Low Altitude4 个场景,波段大小均为  $512 \times 614$ 。

表 1 压缩结果比较

Tab. 1 Comparison of compression results

	(bit/pixel)			
	Cuprite	Jasper Ridge	Lunar Lake	Low Altitude
JPEG-LS	7.63	8.17	7.55	7.80
Diff JPEG-LS	5.80	6.02	6.12	6.41
LP	5.28	5.44	5.25	5.80
3D CALIC	5.18	5.15	5.20	—
LPVQ	5.03	5.56	4.88	5.44
R-ABPCNEF	4.94	5.03	5.06	—
KSP	4.88	4.96	4.90	—
C-DPCM	4.68	4.62	4.75	—
文献[10]	6.16	6.27	6.17	—
A1	5.50	5.60	5.51	—
MP-DSC	5.25	5.37	5.33	5.62

采用 bit/pixel (bit per pixel, 每像素的比特数) 作为评价无损压缩算法性能的标准,编码块的大小选取为  $16 \times 16$ 。记该文算法为 MP-DSC (Multibands Prediction-DSC), 将 MP-DSC 与现

有的典型无损压缩算法进行比较,如表 1 所示。其中 JPEG-LS 是对各个波段单独进行编码; Diff JPEG-LS 对相邻波段进行差分,再对差分图像进行 JPEG-LS 压缩; Rizzo F 提出了谱间线性预测器 (Linear Prediction, LP)<sup>[12]</sup>, 给出了空间预测与谱间预测两种工作模式; 3D CALIC 为基于上下文的自适应无损编码<sup>[13]</sup>; LPVQ 是分段矢量量化的无损压缩方法<sup>[14]</sup>; A1 为文献[7]中提出的基于 DSC 的无损压缩算法; 表 1 中的“—”表示相关文献未给出该数据的压缩结果。

JPEG-LS 未考虑谱间相关性, Diff JPEG-LS 仅仅简单进行了谱间去相关, 两者的压缩性能均较差。MP-DSC 在压缩性能上优于 JPEG-LS、Diff JPEG-LS, 与 LP 相当。与 3D CALIC、LPVQ、R-ABPCNEF、KSP 以及 C-DPCM 相比, 平均 bit/pixel 分别高 0.14、0.16、0.31、0.4 与 0.63, 但这些算法的编码复杂度普遍高于 MP-DSC, 其中 R-ABPCNEF 进行的波段分组与排序以及 C-DPCM 进行的光谱分类等都需要较多的运算量, 而 LPVQ 所采用的矢量量化方法本身就具有较高的运算复杂度。与文献[7, 10]提出的基于 DSC 的无损压缩算法相比, MP-DSC 表现出了较好的压缩性能, 平均 bit/pixel 分别降低 0.22 与 0.88。

表 2 MP-DSC 与 SP-DSC 的压缩结果比较

Tab. 2 Comparison of compression results of

	MP-DSC and SP-DSC (bit/pixel)			
	Cuprite	Jasper Ridge	Lunar Lake	Low Altitude
SP-DSC	5.42	5.52	5.50	5.79
MP-DSC	5.25	5.37	5.33	5.62

表 2 给出了 MP-DSC 与 SP-DSC (Single band Prediction-DSC, 一阶预测 DSC) 的性能比较。MP-DSC 的压缩效果优于 SP-DSC, 平均 bit/pixel 降低了 0.17, 充分表明了二阶预测的有效性。

为了验证 MP-DSC 在运算效率方面的优势,

将该算法与几种典型算法在编码复杂度方面进行比较,如表3所示。这里采用编码时间来衡量算法的编码复杂度,将JPEG-LS的编码时间归一化为1,3D CALIC的编码复杂度是JPEG-LS的28.4倍,而KSP为JPEG-LS的25.2倍,这3个程序都是在Linux workstation环境下利用gcc编译器测试得到的,其运算效率优于Windows XP下的VC++。MP-DSC的运行环境为Windows XP下的VC++,在该环境下,SP-DSC的编码复杂度为JPEG-LS的0.98倍,MP-DSC的编码复杂度为JPEG-LS的1.08倍。MP-DSC的编码复杂度比SP-DSC稍有提高,但与3D CALIC以及KSP等复杂算法相比,仍具有极低的编码复杂度。

表3 编码复杂度比较

Tab.3 Comparison of encoding complexity

	算法	复杂度
Linux workstation, gcc	JPEG-LS	1
	3D CALIC	28.4
	KSP	25.2
WindowsXP, VC++	JPEG-LS	1
	SP-DSC	0.98
	MP-DSC	1.08

#### 参考文献:

- [1] MAGLI E. Multiband lossless compression of hyperspectral images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(4):1168-1178.
- [2] HUO C F, ZHANG R, PENG T X. Lossless compression of hyperspectral images based on searching optimal multibands for prediction[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(2): 339-343.
- [3] LIN C C, WANG Y T. An efficient lossless compression scheme for hyperspectral images using two-stage prediction[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, 7(3):558-562.
- [4] ZHANG J, LIU G Z. An efficient reordering pre-

## 5 结 论

本文提出了一种基于分布式信源编码的高光谱图像无损压缩算法,通过引入多波段预测的方案,有效降低了编码块的最大预测残差,从而减少了陪集索引的数据量,提高了无损压缩性能,并且算法具有较低的运算复杂度。算法采用空间分块策略,具有一定的抗误码传播能力,并且易于硬件的并行实现。上述这些优势使得本文算法非常适合应用于星载高光谱数据的压缩。时至今日,虽然DSC在高光谱图像压缩方面取得了一定的进展,并显示出较大的优越性,但在其应用过程中仍存在许多需要进一步研究的问题,尤其在压缩性能上,与传统的经典算法还是有一定的差距。这就需要在一定复杂度约束条件下,建立高效的相关性模型,充分挖掘高光谱图像局部的谱间与空间相关性。此外,需要根据实际需求设计高光谱图像无损压缩算法,使得DSC在压缩性能、编码复杂度以及抗误码性之间达到一个良好的折中,最大程度地发挥DSC的优势。

diction-based lossless compression algorithm for hyperspectral images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(2):283-287.

- [5] 高恒振,万建伟,粘永健,等. 组合核函数支持向量机高光谱图像融合分类[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(4):878-883.
- GAO H ZH, WAN J W, NIAN Y J, *et al.*. Fusion classification of hyperspectral image by composite kernels support vector machine[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(4):878-883. (in Chinese)
- [6] MIELIKAINEN 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] ABRARDO A, BARNI M, MAGLI E, *et al.*. Error-resilient and low-complexity onboard lossless

- compression of hyperspectral images by means of distributed source coding[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(4): 1892-1904.
- [8] 宋娟, 吴成柯, 张静, 等. 基于分类和陪集码的高光谱图像无损压缩[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(1): 231-234.
- SONG J, WU CH K, ZHANG J. Lossless compression of hyperspectral images based on classification and coset coding [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(1): 231-234. (in Chinese)
- [9] SLEPIAN D, WOLF J K. Noiseless coding of correlated information sources[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1973, 19(4): 471-480.
- [10] MAGLI E, BARNI M, ABRARDO A, *et al.*. Distributed source coding techniques for lossless compression of hyperspectral images[J]. *EURASIP Journal on Advanced Signal Processing*, 2007, 2007(1): 1-13.
- [11] ROGER R, CAVENOR C. Lossless compression of AVIRIS images[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 1996, 5(5): 713-719.
- [12] RIZZO F, CARPENTIERI B, MOTTA G, *et al.*. Low-complexity lossless compression of hyperspectral imagery via linear prediction[J]. *IEEE Signal Processing Letter*, 2005, 12(2): 138-141.
- [13] WU X L, MEMON N. Context-based lossless interband compression extending CALIC[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2000, 9(6): 994-1001.
- [14] RIZZO F, CARPENTIERI B. High performance compression of hyperspectral imagery with reduced search complexity in the compressed domain [C]. *Proceedings Data Compression Conference*, 2004: 479-488.

#### 作者简介:



粘永健(1982—),男,山东莱阳人,博士,主要从事高光谱图像压缩方面的研究。E-mail: yjnian@126.com



辛勤(1973—),男,江西南昌人,博士,副教授,主要研究方向为遥感图像处理。E-mail: ym\_xin@163.com



汤毅(1983—),男,湖北公安人,博士生,主要从事高光谱图像目标检测等方面的研究。E-mail: lantanger@163.com



万建伟(1964—),男,江西南昌人,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为遥感图像处理与雷达信号处理等。E-mail: kermitwan@hotmail.com

(本栏目编辑:李自乐)