

## DSC 的超光谱图像无损压缩算法

杨新锋<sup>1</sup>, 韩利华<sup>2</sup>, 粘永健<sup>3</sup>

(1. 南阳理工学院 计算机与信息工程学院, 河南 南阳 473000;

2. 河南师范大学新联学院 公共教学部, 河南 郑州 450000;

3. 第三军医大学 生物医学工程系, 重庆 410038)

**摘要:**有效的星载超光谱图像压缩技术对于解决超光谱图像实时传输极为重要。针对超光谱图像传统的联合编解码算法的不足,提出了一种基于分布式信源编码(Distributed Source Coding, DSC)的超光谱图像无损压缩算法。为利用超光谱图像的局部空间相关性,将超光谱图像进行分块处理;引入多元线性回归模型构建编码块的边信息,并为每个编码块选取最优的预测阶数,以有效利用超光谱图像的局部谱间相关性。根据 $(n, k)$ 线性分组码的原理,通过多元陪集码实现超光谱图像的分布式无损压缩。实验结果表明:该算法能够取得较好的无损压缩性能,同时具有较低的编码复杂度,适合星载超光谱图像的压缩实现。

**关键词:**超光谱图像; 无损压缩; 分布式信源编码

**中图分类号:** TP751 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201645.0323003

## Lossless compression algorithm for hyperspectral images based on DSC

Yang Xinfeng<sup>1</sup>, Han Lihua<sup>2</sup>, Nian Yongjian<sup>3</sup>

(1. School of Computer and Information Engineering, Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473000, China;

2. Department of Public Instruction, Henan Normal University Xinlian College, Zhengzhou 450000, China;

3. School of Biomedical Engineering, Third Military Medical University, Chongqing 410038, China)

**Abstract:** The efficient onboard lossless compression is very important for the real-time transmission of hyperspectral images. Due to the shortages of the traditional joint encoding and decoding algorithms of hyperspectral images, a lossless compression algorithm based on distributed source coding (DSC) was proposed. To make use of the local spatial correlation, multiple linear regression was employed to construct the side information of each block, and the optimal predictive order was determined for each block in order to make full use of the local spectral correlation. According to the principle of  $(n, k)$  linear grouping codes, distributed lossless coding of hyperspectral images was realized by using multilevel coset codes. Experimental results show that the proposed algorithm achieved competitive compression performance and low complexity compared with those existing classical algorithms, which is suitable for the onboard compression of hyperspectral images.

**Key words:** hyperspectral imagery; lossless compression; distributed source coding

收稿日期:2015-07-05; 修订日期:2015-08-03

基金项目:河南省重点科技攻关计划项目(122102210563, 132102210215);河南省高等学校重点科研项目计划(15B520008)

作者简介:杨新锋(1979-),男,副教授,硕士,主要从事遥感图像处理方面的研究。Email:315469690@qq.com

## 0 引言

超光谱遥感已经成为遥感科学中的前沿科技,它创造性地将图像和光谱结合在一起<sup>[1]</sup>,在国民经济各领域获得了广泛应用。随着超光谱遥感的空间分辨率与光谱分辨率的不断增加,超光谱成像仪获取的超光谱图像急剧膨胀,目前已达成百上千个波段。对于星载超光谱成像仪获取的超光谱图像,受星上存储容量和信道带宽的限制,超光谱数据的急剧增加给存储与传输带来了巨大的挑战。因此,需要利用高效的数据压缩方法对超光谱图像进行有效压缩。无损压缩能够完整的保留原始信息,这对于后续的实际应用极为重要。因此,超光谱图像的分布式无损压缩是文中的主要研究内容。

卫星上计算与存储能力是有限的,信道环境也较为恶劣,这就要求压缩算法必须具有较低的编码复杂度与一定的抗误码能力。传统的超光谱图像压缩算法大都是基于联合编解码的结构<sup>[2-4]</sup>,普遍存在编码复杂度高与抗误码性能弱的不足。分布式信源编码(Distributed Source Coding, DSC)近年来受到广泛关注,它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了解码端;此外,分布式信源编码采用信道编码技术实现信源编码,这使得它具备了一定的抗误码性<sup>[5]</sup>,这些优点使得分布式信源编码技术非常适合星载超光谱图像的压缩。Magli E提出了DSC-CALIC(DSC-Context-based, Adaptive, Lossless Image Code)<sup>[6]</sup>,首先利用CALIC<sup>[7]</sup>去除各波段的空域相关性,然后利用LDPC(Low Density Parity Check)码实现分布式无损压缩。Magli E等将多元陪集码应用于超光谱图像的无损压缩<sup>[6]</sup>,提出了基于标量陪集码的分布式压缩算法(s-DSC),并推广到矢量分布式压缩算法(v-DSC)。Andrea A等人利用陪集码实现了超光谱图像的分布式压缩,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A1<sup>[8]</sup>。参考文献[9]提出了基于分类与陪集码的无损压缩方案(s-DSC-classify),利用参考波段的预测噪声对当前编码块的像素进行分类,然后对每类像素分别进行陪集码编码。此外,参考文献[10]在s-DSC的基础上提出了s-DSC-inf,在边信息构造过程中引入了 $L_\infty$ 范数最小的准则,在一定程度上提

高了压缩性能。参考文献[11]将多波段预测应用于超光谱图像的分布式无损压缩,但由于超光谱图像波段之间的相关性并不稳定,某些波段之间的相关性较差,这使得多波段预测难以在此类波段中发挥优势。虽然以上算法取得了一定的压缩性能,但未能充分利用超光谱图像局部的谱间与空间相关性,这使得它们的压缩性能与传统的压缩算法仍存在一定的差距。为此,文中提出了一种基于分布式信源编码的超光谱图像无损压缩算法,充分利用局部的谱间与空间相关性来构建高质量的边信息,从而提高超光谱图像分布式无损压缩的性能,并保持了较低的编码复杂度,对数据的仿真实验验证了算法的有效性。

## 1 超光谱图像分布式无损压缩

IDSC主要是利用陪集码(Coset Code)进行实现。所谓陪集,就是将原数据空间划分成若干互不相交的子集,每一个数据必定属于且只属于其中某一个陪集。陪集划分的原则是使得各个陪集中相邻元素之间的距离尽可能的大。若 $X$ 与 $Y$ 均是原数据集中的两个元素,编码端将 $X$ 所属陪集的索引传输到解码端,解码端根据陪集索引确定 $X$ 的所属陪集,然后在该陪集中找到与 $Y$ 距离最近的元素作为 $X$ 的重构值。陪集码的这种特性可由一定速率的信道码来实现。实际上,目前的Slepian-Wolf编码方案大多都是从信道编码技术发展而来的。文中使用的是 $(n, k)$ 线性分组码,其它一些信道码,例如Turbo码、LDPC码以及Trellis码等均可应用于DSC。 $(n, k)$ 线性分组码应用于分布式信源编码的过程是将信源 $2^n$ 个可能取值划分为 $2^r$ 个陪集,其中每个陪集包含 $2^k$ 个元素,同一陪集中相邻元素的距离为 $2^r$ 。

### 1.1 边信息的构建

超光谱图像的光谱曲线能够提供关于物体在不同波长对能量的吸收和散射情况的重要信息,从整个波段宽度来看,光谱曲线呈现一种非线性的变化规律。如果采用非线性的方法构建边信息,需要了解不同地物的超光谱特性,这在目前条件下是极为困难的,一个可行的办法是尽可能利用局部线性模型代替非线性模型。由于成像光谱仪的光谱分辨率较高,当前波段与之前的部分相邻波段的光谱曲线近似为线性关系,从而可以利用多元线性回归模型进行边信息的构建,同时有利于降低复杂度。超光

谱图像内容丰富,纹理细密,若采用整波段数据进行多元线性回归,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,这样可以有效利用图像的空间局部相关性,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。若第  $k$  波段为当前波段,  $I_{k,i,j}$  为编码块的首像素,编码块大小为  $m \times n$ ,多元线性回归利用与第  $k$  波段相邻的前  $P$  波段的对应编码块来构建当前编码块的边信息,即:

$$\bar{I}_{k,i,j} = \sum_{l=1}^P \alpha_l I_{k-l,i,j} - \mu_{k-l} + \mu_k \quad (1)$$

式中:  $\alpha_k = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p]^T$  为预测系数;  $\mu_k$  为编码块均值,其表达式为:

$$\mu_k = \frac{1}{mn} \sum_i \sum_j I_{k,i,j} \quad (2)$$

$\alpha_k$  需使得公式(3)取得最小值:

$$J = A\alpha_k - B^T A\alpha_k - B \quad (3)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} I_{k-l,i,j} - \mu_{k-l} & \cdots & I_{k-p,i,j} - \mu_{k-p} \\ I_{k-l,i,j+1} - \mu_{k-l} & \cdots & I_{k-p,i,j+1} - \mu_{k-p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ I_{k-l,i+m,j+n} - \mu_{k-l} & \cdots & I_{k-p,i+m,j+n} - \mu_{k-p} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$B = \begin{bmatrix} I_{k,i,j} - \mu_k \\ I_{k,i,j+1} - \mu_k \\ \vdots \\ I_{k,i+m,j+n} - \mu_k \end{bmatrix} \quad (5)$$

根据最小二乘准则可得最优预测系数为

$$a_k = A^T A^{-1} A^T B \quad (6)$$

进一步可表示为:

$$a_k = \begin{bmatrix} R_{k-1,k-1} & R_{k-2,k-1} & \cdots & R_{k-p,k-1} \\ R_{k-1,k-2} & R_{k-2,k-2} & \cdots & R_{k-p,k-2} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ R_{k-1,k-p} & R_{k-2,k-p} & \cdots & R_{k-p,k-p} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} R_{k,k-1} \\ R_{k,k-2} \\ \vdots \\ R_{k,k-p} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中

$$R_{k,k-l} = \sum_i \sum_j x_{k,i,j} - \mu_k \quad x_{k-l,i,j} - \mu_{k-l} \quad (8)$$

相应的预测残差为:

$$e_{k,i,j} = x_{k,i,j} - \bar{x}_{k,i,j} \quad (9)$$

### 1.2 编码码率

针对基于多元陪集码的分布式信源编码,陪集

的建立是其中的关键环节。实际上,编码块的最不重要比特位(Least Significant Bits, LSBs)可看作陪集的索引<sup>[7]</sup>。如果对编码块中的每个像素分别计算LSB的数量,势必会降低整体的压缩性能。因此,在陪集的构建上,以编码块为基本单元计算LSB的数量显然要优于以像素为基本单元。为了保证解码端能够正确重建,要求编码块的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。对于第  $k$  波段的编码块有:

$$2^{B_k-1} > \max_{i,j} |e_{k,i,j}| \quad (10)$$

进而可得:

$$B_k > \log_2 \left[ \max_{i,j} |e_{k,i,j}| \right] + 1 \quad (11)$$

编码块所需传输的最小LSBs数量为:

$$B_k = \left\lceil \log_2 \left[ \max_{i,j} |e_{k,i,j}| \right] \right\rceil + 2 \quad (12)$$

从公式(12)可以看出,编码块所需传输的LSB数量是由其预测残差绝对值的最大值决定的。实际上,对于大多数编码块,其预测残差的第  $B_k$  个位平面分布较为稀疏,这意味着编码块的部分像素仅需传输  $B_k-1$  个LSBs即可。因此,为了提高压缩性能,需要构造一个二值标识掩膜  $M$ ,用于记录需要保留第  $B_k$  个位平面的像素位置,其中  $M=1$  的位置表示该像素需要第  $B_k$  个位平面表示陪集索引,  $M=0$  表示不需要第  $B_k$  个位平面<sup>[8]</sup>。从公式(12)可以看出,只有残差大于或者等于  $2^{B_k-2}$  的像素才需要传输第  $B_k$  个位平面,因此,二值掩膜的构造方法如下<sup>[8]</sup>:

$$M = \begin{cases} 1 & |e_{k,i,j}| \geq 2^{B_k-2} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (13)$$

由于掩膜呈现稀疏的分布,所以通过对掩膜数据进行编码,能够在一定程度上提高压缩性能。具体方法为:对  $M$  按因果顺序进行扫描,记录  $M=1$  的位置,再对记录的位置信息进行差分,最后对差分数据进行Rice编码<sup>[8]</sup>。需要指出的是,掩膜数据进行Rice编码后需写进该编码块的码流中。此外,掩膜只是表明哪些像素需要传输第  $B_k$  个位平面,对于这些需要传输第  $B_k$  个位平面的像素,其第  $B_k$  个位平面同样需要传输到解码端。上述内容在参考文献[8]中有详细的阐述,这里不再赘述。

### 1.3 多元线性回归阶数

从以上编码过程可以看出,算法的压缩性能与

$B_k$  的大小以及  $M$  中“0”的个数有关。首先,降低  $B_k$  可以显著提高压缩性能;此外,在  $B_k$  一定的条件下,尽可能减少  $M$  中“1”的个数,使得大部分像素均传递  $B_k-1$  个位平面,仍然可以在一定程度上提高压缩性能。由于超光谱图像的谱间线性预测而言,增加预测阶数  $P$  能够在一定程度上提高边信息的质量,但其复杂度也会相应增加。为了保证算法的低复杂度,需要严格控制预测阶数的大小。一般而言,二阶预测比一阶预测能进一步提高预测性能,二阶以上的预测无法较为显著地提高预测性能,但复杂度会增加较多。因此,这里仅考虑一阶预测( $P=1$ )与二阶预测( $P=2$ )两种情况。需要指出的是,超光谱图像大部分波段之间具有较强的谱间相关性,但部分波段之间相关性较差。参考文献[11]对全部波段采取双波段预测的方式,对于那些相关性较差的波段,这种方式反而会降低压缩性能。因此,文中将单波段预测与双波段预测相结合,算法根据一定的准则自适应地选取预测方式。若单波段与双波段预测所决定的 LSBs 数目分别为  $B_{k,1}$  与  $B_{k,2}$ ,两种预测模式下  $M$  中“1”的数量分别为  $p_1$  与  $p_2$ ,预测模式的选取原则为:

$$P = \begin{cases} 1 & B_{k,1} < B_{k,2} \\ 1 & B_{k,1} = B_{k,2}, p_1 < p_2 \\ 2 & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

确定了预测阶数的选取原则后,根据公式(7)可得到一阶预测的预测系数为:

$$\alpha_1 = \frac{R_{k,k-1}}{R_{k-1,k-1}} \quad (15)$$

二阶预测的预测系数为:

$$\alpha_1 = \frac{R_{k,k-2}R_{k-1,k-2} - R_{k,k-1}R_{k-2,k-2}}{R_{k-1,k-2}^2 - R_{k-1,k-1}R_{k-2,k-2}} \quad (16)$$

$$\alpha_2 = \frac{R_{k,k-1}R_{k-1,k-2} - R_{k,k-2}R_{k-1,k-1}}{R_{k-1,k-2}^2 - R_{k-1,k-1}R_{k-2,k-2}} \quad (17)$$

从以上描述可以看出,所提出的算法充分利用了超光谱图像的谱间与空间相关性,因此,文中算法记为 LSSC-DSC(Local Spectral and Spatial Correlation-DSC)。图 1 给出了该算法的流程图,首先,分别利用一阶预测和二阶预测来构造当前编码块  $X_k$  的边信息,然后计算相应的码率以及掩膜中“1”的数量,并按照公式(14)确定最终的阶数,进而得到最终的输出码率。

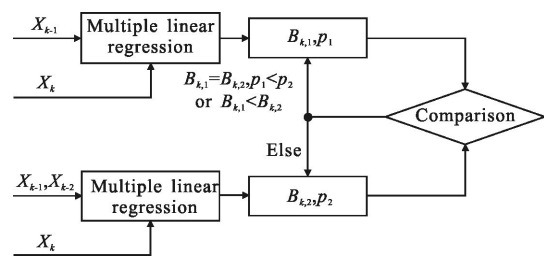


图 1 LSSC-DSC 算法流程图

Fig.1 Flowchart of LSSC-DSC

图 2 给出了 LSSC-DSC 对一个编码块压缩后生成的码流。首先,码流的头部是一个标识比特,用于指示该码块是采用一阶预测还是二阶预测,其中“0”表示一阶预测,“1”表示二阶预测。此外,预测系数和编码块的均值需要作为附加信息传输给解码端;然后,编码块所需传输的总的 LSB 数量需要在码流中指明,紧接着是  $B_k-1$  个位平面信息,码流的最后是二值掩膜  $M$  的 Rice 编码信息,如果某个像素在中的记录为“1”,那该像素的第  $B_k$  个位平面信息也需要传输。

Signed bit	Prediction coefficients and mean values	$B_k$	$(B_k-1)$ LSBs	$M$ bit-stream	$B_k$ -th LSB ( $M=1$ )
------------	---	-------	----------------	----------------	-------------------------

图 2 编码块码流内容

Fig.2 Bit-stream contents of one encoding block

在解码端,首先根据编码块码流中的标识比特来确定该编码块所用的预测阶数。在此基础上,采取与编码端相同的多元线性回归模型来构造当前编码块的边信息;根据比特平面找到待解码像素所在的陪集,然后在该陪集中搜索与边信息距离最近的像素,即为待解码像素。由于首波段没有参考波段,只能进行谱内压缩。鉴于 JPEG-LS 在二维静止图像的无损压缩中的优异性能,选取该标准对首波段进行无损压缩。需要指出的是,如果码流发生误码,从而使得解码端构造的边信息与编码端不一致,在这种情况下,只要边信息与待解码像素之间的差值小于陪集中相邻元素之间距离的一般,解码端仍可以实现正确解码,这也是分布式信源编码技术具备抗误码性能的原因所在。此外,算法采用了分块策略,这就阻止了编码块误码在空间方向上的传播。

### 3 实验结果与讨论

对 AVIRIS 获取的超光谱数据进行压缩性能的测试。AVIRIS 是由美国宇航局下属的喷气动力实验室研制,其获取的超光谱图像共有 224 个波段,波长范围为 0.4~2.5  $\mu\text{m}$ ,光谱分辨率为 10 nm,每个像素占用 16 比特。选取 Cuprite、Jasper Ridge、Lunar Lake 以及 Low Altitude,其中 Cuprite 与 Lunar lake 主要展示的是植被、岩石以及水体,Jasper Ridge 主要是上述几种地物的混合,而 Low Altitude 主要是城市以及乡村景象。

需要指出的是,所提出的算法是基于分块策略,其目的是充分利用超光谱图像的局部相关性。然而,编码块的大小对编码性能能够产生显著的影响。如果选取较小的编码块,图像的局部相关性能够得到充分的利用,这有利于提高算法的压缩性能。但是,较小的编码块会产生较多的附加信息,例如预测系数与编码块均值,这在一定程度上降低了算法的性能,并且附加信息对编码性能产生的负面影响要远远高于较小的编码块所带来的性能收益。如果选取较大的编码块,虽然附加信息较少,但未能充分利用图像的局部相关性,压缩性能不尽人意。因此,需要选取合适大小的编码块,以取得最优的压缩性能。对于文中提出的算法,编码块的大小选取为 16×16 可以获得最优的压缩性能。

将 LSSC-DSC 与现有的典型无损压缩算法进行比较,如表 1 所示,这里采用每像素的比特数(bit per pixel, bpp) 作为评价无损压缩算法性能的标准。JPEG-LS 算法是对各个波段单独进行编码; Differential JPEG-LS 算法对相邻波段进行差分运算,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>[2]</sup>,给出了空间预测与谱间预测两种工作模式。M-CALIC 是在 CALIC 基础上的改进算法<sup>[3]</sup>,与 CALIC 相比,M-CALIC 算法使用了更为有效的谱间预测算法。SLSQ 是一种面向谱间的最小二乘算法<sup>[4]</sup>,该算法提供谱间预测与谱内预测两种模式,获得了较好的压缩性能,同时保持了较低的编码复杂度。s-DSC 为参考文献[7]提出的基于标量陪集码的超光谱图像分布式无损压缩;A1 为参考文献[8]中提出的超光谱图像分

表 1 几种算法的压缩性能比较(单位: bpp)

Tab.1 Comparison of compression performance of several classical algorithms(Unit: bpp)

	Cuprite	Jasper ridge	Lunar lake	Low altitude
JPEG-LS	6.85	7.46	6.73	7.25
Differential JPEG-LS	5.40	5.53	5.45	5.86
LP	5.17	5.32	5.28	5.60
M-CALIC	5.01	5.14	5.10	5.40
SLSQ	4.96	4.97	5.04	5.34
s-DSC	6.01	6.14	6.10	6.43
A1	5.51	5.60	5.59	5.87
LSSC-DSC	5.20	5.30	5.25	5.59

布式无损压缩算法。从该表可以看出,由于 JPEG-LS 算法未考虑谱间相关性,其压缩性能最低。Differential JPEG-LS 仅仅简单进行了谱间去相关,其压缩性能较 JPEG-LS 有所提高,但仍不理想。LP 算法的压缩性能明显高于 JPEG-LS 与 Differential JPEG-LS,其原因是 LP 使用了有效的谱间线性预测器用于谱间编码以及一个标准的中值预测器进行谱内编码,这也充分表明谱间去相关对于提高压缩性能的重要性。在平均码率上,LSSC-DSC 能够达到 5.33 bpp,这一性能与 LP 算法相当。M-CALIC 与 SLSQ 都是非常著名的并且效果比较理想的压缩算法,其平均码率可分别降至 5.16 bpp 与 5.08 bpp。与 M-CALIC 算法相比,LSSC-DSC 在性能上的损失为 0.17 bpp;与 SLSQ 算法相比,其性能损失为 0.25 bpp。需要指出的是,s-DSC 与 A1 算法都是基于 DSC 的无损压缩算法。从该表可以看出,s-DSC 算法的性能最差,而 A1 获得了相对理想的压缩性,与 s-DSC 算法相比,其压缩性能提高了 0.53 bpp。显然 LSSC-DSC 的性能明显高于 s-DSC,压缩性能提高了 0.84 bpp。LSSC-DSC 的性能明显高于 A1 算法,与经典的压缩算法相比,LSSC-DSC 具有与 LP 相当的压缩性能,稍逊于 M-CALIC,与 SLSQ 有一定的差距。与参考文献[11]提出的 MP-DSC 相比,LSSC-DSC 的压缩性能有所提高,但提高的幅度较小,其原因是由于实验图像大部分波段之间的相关性均较强。文中提出

的算法在保证一定复杂度的条件下充分利用了超光谱图像的谱间与空间相关性,该算法为充分利用超光谱图像的相关性这方面能够提供一定的借鉴。此外,LSSC-DSC 具有一定的抗误码能力,这一点是经典压缩方法所不具备的。

为了进一步比较算法的编码复杂度,这里采用编码时间作为一个衡量准则。由于 JPEG-LS 算法仅仅需要加法与比特移位等运算,这决定了 JPEG-LS 在硬件处理中的速度较快。表 2 给出了几种算法的编码时间比较,这里以 JPEG-LS 的编码时间为基准,即 JPEG-LS 的编码时间归一化为 1。从该表可以看出,LSSC-DSC 的编码复杂度稍高于 JPEG-LS 算法。虽然 M-CALIC 被推荐为星载超光谱图像压缩算法,但其编码复杂度仍然在较大程度上高于 LSSC-DSC。SLSQ 同样具有相对较低的编码复杂度,其复杂度不到 JPEG-LS 编码复杂度的两倍。但 M-CALIC 与 SLSQ 都不具备任何抗误码能力。从以上分析可以看出,LSSC-DSC 具有较低的编码复杂度,完全能够满足星上压缩的功耗限制。此外,LSSC-DSC 采取空间分块策略,空间上具有相同位置的块作为一个矢量,每次对其中一个矢量进行压缩处理。如果将所有矢量同时进行压缩,就能够实现算法的并行运算,这将有利于 LSSC-DSC 的 FPGA (Field-Programmable Gate Array) 实现;另一方面,LP、M-CALIC 与 SLSQ 都是采用一个小的与当前像素空间相邻的因果数据集对当前像素进行线性预测,这就决定了上述三种方法均无法进行并行处理。

表 2 编码复杂度比较

Tab.2 Comparison of encoding complexity

Algorithm	Complexity
JPEG-LS	1
M-CALIC	28.4
SLSQ	25.2
LSSC-DSC	1.16

## 4 结论

文中提出了一种基于分布式信源编码的超光谱图像无损压缩算法,该算法利用局部的谱间与空间

相关性,通过多元线性回归模型来构造高质量的边信息,获得了较好的无损压缩性能与较低的编码复杂度。此外,算法采用空间分块策略,具有一定的抗误码传播能力,并且易于并行实现。需要指出的是,超光谱图像分布式无损压缩算法需要根据实际需求进行设计,使算法在压缩性能、复杂度与抗误码性之间达到一个良好的折衷,最大程度地发挥分布式信源编码技术的优势。下一步的工作是将该无损压缩算法推广到近无损以及有损压缩领域。

## 参考文献:

- [1] Tong Qingxi, Zhang Bing, Zheng Fenglan. Multi Applications of Hyperspectral Remote Sensing [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006. (in Chinese)  
童庆禧,张兵,郑芬兰. 超光谱遥感的多学科应用[M]. 北京:电子工业出版社,2006.
- [2] 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.
- [3] Magli E, Olmo G, Quacchio E. Optimized onboard lossless and near-lossless compression of hyperspectral data using CALIC [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2004, 1(1): 21-25.
- [4] Rizzo F, Carpentieri B. High performance compression of hyperspectral imagery width reduced search complexity in the compressed domain [C]//Proceedings Data Compression Conference, 2004: 479-488.
- [5] Slepian D, Wolf J K. Noiseless coding of correlated information sources [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1973, 19(4): 471-480.
- [6] 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.
- [7] Wu X L, Memon N D. Context-based, adaptive lossless image coding [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1997, 45(4): 437-444.
- [8] 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.

- [9] Song Juan, Wu Chengke, Zhang Jing, et al. Lossless compression of hyperspectral images based on classification and coset coding [J]. *Journal of Electronics&Information Technology*, 2011, 33(1): 231–234. (in Chinese)  
宋娟, 吴成柯, 张静, 等. 基于分类和陪集码的超光谱图像无损压缩[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(1): 231–234.
- [10] Song Juan, Li Yunsong, Wu Chenke, et al. Lossless and near lossless compression of hyperspectral images based on search for  $L^\infty$  minimum and coset coding [J]. *ACTA Electronica Sinica*, 2011, 39(7): 1551–1555. (in Chinese)  
宋娟, 李云松, 吴成柯, 等. 基于  $L^\infty$  最小搜索和陪集码的超光谱图像无损及近无损压缩[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1551–1555.
- [11] Nian Yongjian, Xin Qin, Tang Yi, et al. Distributed lossless compression of hyperspectral images based on multi-band prediction [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2012, 20(4): 906–912. (in Chinese)  
粘永健, 辛勤, 汤毅, 等. 基于多波段预测的超光谱图像分