

## 基于分类和陪集码的高光谱图像无损压缩

宋娟\* 吴成柯 张静 刘海英

(西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室 西安 710071)

**摘要:** 在基于陪集码的高光谱图像压缩算法中, 由于按照编码块的最大残差确定整块无损压缩所需的码率存在较大冗余, 该文提出了基于分类和陪集码的高光谱图像压缩算法。首先利用前一波段对应位置的预测噪声对当前波段编码块的像素进行分类, 将具有相似相关性的像素归为一类, 然后对每一类像素分别进行陪集码编码。实验表明分类可以有效地降低码率。和基于陪集码的算法相比, 该文算法无损压缩的平均码率降低了大约 0.4 bpp。

**关键词:** 高光谱图像; 无损压缩; 分布式信源编码; 陪集码; 分类

中图分类号: TN919.81

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)01-0231-04

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00274

## Lossless Compression of Hyperspectral Images Based on Classification and Coset Coding

Song Juan Wu Cheng-ke Zhang Jing Liu Hai-ying

(National Key Lab of Intergrated Service network, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Since the bitrate of the whole block is determined by its maximum prediction error and much redundancy exists in the scalar coset coding based compression method for hyperspectral images, a lossless compression method based on classification and coset coding is proposed in this paper to further reduce the bitrate. The current block is classified using the corresponding prediction errors in the previous band to make the pixels with similar inter-band correlations cluster together. Then each class of pixels is then coset coded respectively. The experimental results show that the classification can reduce the bitrate efficiently. Compared to coset coding based method without classification, the lossless compression bitrate of the proposed method is reduced by about 0.4 bpp.

**Key words:** Hyperspectral images; Lossless compression; Distributed Source Coding (DSC); Coset coding; Classification

### 1 引言

高光谱成像仪作为一种新型的航空航天遥感器, 以纳米级的波段宽度对目标进行连续的光谱成像。获取的高光谱图像是同时包含空间信息和光谱信息的 3 维数据立方体, 具有光谱分辨率高和谱像合一的特点, 大大提高了对地物的分类和识别能力, 被广泛应用与资源勘探、目标识别、环境检测等方面。然而随着高光谱遥感技术的发展, 空间和光谱分辨率不断提高, 高光谱图像的数据量也越来越大, 因此需要采用有效的压缩技术以便图像的存储和传输。由于高光谱图像的获取代价非常昂贵且具有长期的保存价值, 通常采用无损压缩。另外, 由于星上系统存储器和计算能力有限, 压缩算法在具有较高的压缩性能的同时应具有较低的编码复杂度。因

此研究高效的低复杂度无损压缩算法是目前高光谱图像处理中急需解决的难题。

高光谱图像无损压缩方法大致可以分为预测<sup>[1-3]</sup>、变换<sup>[4,5]</sup>、矢量量化<sup>[6,7]</sup> 3 类。如高效的基于最优带间线性预测的 M-CALIC<sup>[1]</sup>具有极高的复杂度, 不适用于星上压缩; JPEG-LS<sup>[2]</sup>复杂度较低, 但是由于没有利用谱间相关性, 压缩比非常有限; 基于变换的压缩方法可以实现渐进有损压缩, 但是复杂度较高, 无损压缩性能较低; 基于矢量量化的压缩方法可以有效地提高压缩性能, 但是编码方法非常复杂, 计算量随矢量维数的增加呈指数增长, 为其推广应用带来了极大的困难。

以 Slepian-Wolf 定理<sup>[8]</sup>和 Wyner-Ziv 定理<sup>[9]</sup>为基础的分布式信源编码(Distributed Source Coding, DSC)方法打破了传统编码方法中编码效率与复杂度同步增长的界限。Slepian-Wolf 定理证明, 即使相关信源在编码端独立编码而仅仅在解码端利用相关性联合解码也能接近传统的联合编解码的性能。

2010-03-23 收到, 2010-06-16 改回

国家自然科学基金项目(60802076, 60702058), 111 基地项目(B08038)和中央高校基本科研业务费专项资金(JY10000901007)资助课题

\*通信作者: 宋娟 songjuan@mail.xidian.edu.cn

然而 Slepian-Wolf 和 Wyner-Ziv 定理并没有给出构造性证明,直到近几年来,基于信道编码<sup>[10,11]</sup>或陪集码<sup>[12]</sup>的 DSC 实现方法才得到研究。DSC 将一部分运算从编码端转移到了解码端,极大地降低了编码端的复杂度,成为视频、高光谱图像压缩的研究热点。

文献[13]提出了 SW-SPIHT,将 Slepian-Wolf 编码和 SPIHT 相结合,同时利用了谱间相关性及小波系数同一方向不同子带间的相关性。SW-SPIHT 算法可以得到和 3DSPIHT 相近的压缩性能,但是无损压缩性能较低。在文献[14]中,Magli 等人提出了具有更低复杂度的基于标量陪集码的高光谱图像无损压缩算法 s-DSC(scalar coset DSC),但是在他们的框架中,按照编码块的最大残差确定整块无损压缩所需的码率,仍然存在较大冗余。本文利用分类的思想<sup>[15]</sup>,将每个编码块的像素根据前一波段的预测残差进行分类,对每一类的像素值分别进行陪集码编码,可以有效地去除冗余,得到更高的压缩性能。

## 2 s-DSC 算法

在 s-DSC 算法中,假设  $B_{i-1}$  和  $B_i$  为高光谱图像中相邻的两个波段。首先将  $B_i$  分为互不重叠的块  $X$ ,  $B_{i-1}$  中对应的块为  $Y$ 。对每一个块  $X$  进行预测,则  $X$  中的像素值可以表示为  $x(i, j) = P(y(i, j)) + n_x(i, j)$ ,其中  $P$  为线性预测算子,  $n_x$  为  $X$  和  $Y$  之间的预测噪声。 $X$  的  $k$  个最不important比特平面(Least Significant Bits, LSB)可以看作是陪集的索引(每个陪集由具有相同  $k$  个 LSB 的灰度值构成),通过传输这  $k$  个 LSB 来压缩  $X$ ,其中  $k$  由预测噪声的绝对值最大值  $n_{\max}$  来确定。由于陪集由具有相同  $k$  个 LSB 的灰度值构成,陪集中符号的最小距离为  $2^k$ 。根据线性分组码中纠错个数和最小距离之间的关系,若  $n_{\max} < 2^{k-1}$ ,则块中每个像素都能从陪集中找出正确的重构值,即

$$k = \lfloor \log_2 n_{\max} \rfloor + 2 \quad (1)$$

除了 LSB 个数  $k$  和块  $X$  的  $k$  个 LSB,编码端还需要计算块  $X$  的 32 位冗余校验位 CRC,一并传到解码端。

解码端根据陪集索引,在所在陪集中寻找距离预测值最近的值作为重构值。解码端的预测值并不需要和编码端完全相等,只要解码端的预测噪声小于等于编码端的  $n_{\max}$ ,就可以得到正确的重构值。由于解码端不知道编码端采用的预测算子,必须在解码端利用已解码的相邻块进行估计,并利用已经

解码的  $Y$  进行预测。解码端需要迭代预测解码直到重构块的 CRC 和编码端的 CRC 一致为止。如果估计的预测算子不能正确重构,则需要通过量化平移增加更多的预测算子直到可以无损的恢复当前块。

## 3 基于分类和陪集码的高光谱图像无损压缩

s-DSC 算法采用预测噪声的最大值  $n_{\max}$  来确定块  $X$  所需传输的 LSB 个数以确保块  $X$  中每个像素值在解码端都能找到正确的重构值。而对于  $X$  中的每个像素  $x(i, j)$  来说,确保其正确重构所需的 LSB 个数  $k(i, j)$  由其自身的预测噪声  $n_x(i, j)$  确定,即  $k(i, j) = \lfloor \log_2(n_x(i, j)) \rfloor + 2$ 。块内大部分预测噪声  $n_x(i, j)$  都明显小于  $n_{\max}$ ,对应像素需要更少的 LSB 即可以得到正确的重构。图 1 是从 AVIRIS 高光谱图像 Jasper Ridge 第一场景的第 70 波段中抽取的一个  $16 \times 16$  的块中每个像素所需 LSB 个数的分布图。可以看出仅有极少数的像素需要传输 8 个 LSB,而更多的像素仅仅需要 7 个甚至更少的 LSB。如果所有像素都根据预测噪声的最大值确定所需传输的 LSB,显然存在很大的冗余。如果可以把需要相同 LSB 个数的像素归为一类,对每个类分别传输其所需的 LSB,则可以有效的减少冗余。由于当前波段和前一波段具有相似的谱间相关性,而所需传输的 LSB 个数又由谱间相关性决定,那么若前一波段像素需要传输较多的 LSB,当前波段对应像素也需要传输较多的 LSB。本文提出基于分类和陪集码的压缩方法,利用前一波段对应块的预测噪声对当前波段编码块的像素进行分类,以减少像素所需传输的 LSB,降低码率。

本文采用线性预测来预测编码块  $X$ ,即预测值为

$$\hat{x}(i, j) = \alpha \times (y(i, j) - \mu_y) + \mu_x \quad (2)$$

$\alpha$  利用最小二乘法得出

$$\alpha = \frac{\sum_i \sum_j ((x(i, j) - \mu_x) \times (y(i, j) - \mu_y))}{\sum_i \sum_j (y(i, j) - \mu_y)^2} \quad (3)$$

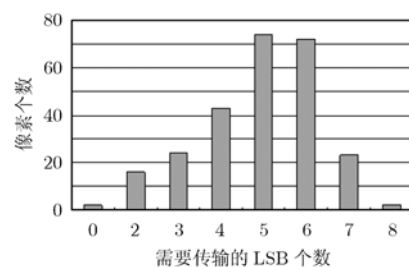


图 1 块中像素所需 LSB 个数分布图

其中  $\mu_x$ 、 $\mu_y$  为块  $X$  和  $Y$  的均值,  $m, n$  为分块大小。

不同于文献[14]中的 s-DSC 算法不传递预测算子, 而在解码端由 CRC 控制迭代的做法, 本文为了避免解码端复杂的迭代, 并使解码端和编码端得到完全一致的分类, 在编码端不再计算块  $X$  的 CRC, 而直接将预测系数  $\alpha$  的 16 位量化值和取整的均值  $\mu_x$  一并传到解码端, 在解码端得到和编码端完全相等的预测值。而传输预测系数和 32 位 CRC 所需的码流长度是一样的, 并没有增加额外的开销。

假设前一波段对应块  $Y$  的预测噪声为  $n_Y(i, j)$ , 由  $n_Y(i, j)$  可以得到一系列分类图用来对  $X$  中的像素进行分类。令  $M = \lfloor \log_2(\max(|n_Y(i, j)|)) \rfloor$ , 对于  $m \in \{M, \dots, -1\}$ , 则分类图  $S_m(i, j)$  可以表示为

$$S_m(i, j) = \begin{cases} 1, & [2^m] \leq n_Y(i, j) < 2^{m+1} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

每个分类图中“1”的位置对应于一类像素, 这样就将具有相似谱间相关性的像素归于一类。 $X$  最多可以分为  $(M+2)$  个类。若分类图  $S_m$  为全零矩阵, 则视为无效类, 编码时跳过; 若  $S_m$  中非零元素的个数少于阈值  $T$ , 则与上一个分类图  $S_{m+1}$  合并, 即  $S_{m+1} = S_{m+1} \cup S_m$ , 而  $S_m$  置零。

对于  $X$  中的每个类  $S_m$ , 求其对应像素和其预测值的预测噪声  $n_{m,X}(i, j)$ , 并求其绝对值的最大值  $n_{m,\max}$ , 代入式(1)得到每个类所需的传输的比特平面数  $k_m$ , 将每个类的  $k_m$  和对应的  $k_m$  个 LSB 写入码流。这样对每一类具有相似谱间相关性的像素分别进行陪集码编码, 可以有效的减少所需传输的 LSB 个数。

表 1 显示了图 1 实验中对应块由于分类节省的比特数。表中列出了每类所需的 LSB 个数及每类的像素个数, 可以相应计算出节省的比特数。从表中可以看出, 只有两个类需要最多的 LSB, 而其余的类则需要传输更少的 LSB, 极大地节省了比特。对于这个  $16 \times 16$  的块, 除去需要额外传输的  $k_m, m \in \{M, \dots, -1\}$ , 总共可以节省 183 个比特。由此可见, 对于基于陪集码的压缩算法, 分类方法可以极大地降低码率, 提高压缩效率。

在解码端, 首先根据传递的预测系数  $\alpha$ 、均值  $\mu_x$  和已解码的  $Y$  进行预测得到预测值。再根据前一波段对应块的预测噪声得到当前块的分图  $S_m$ , 对于每个类中的像素, 根据传输过来的  $k_m$  和对应的  $k_m$  个 LSB 构建陪集, 在陪集中寻找和对应预测值距离最近的值作为重构值。

#### 4 实验结果与分析

实验中使用的测试图像为 AVIRIS 标准高光谱

表 1 对  $16 \times 16$  的块分类所节省的比特数

每类所需的 LSB 个数	每类的像素个数	节省的比特数	节省的比特总数
8	22	0	
8	82	0	
7	64	64	
7	44	44	183
6	28	56	
5	11	33	
6	5	10	

图像 Jasper Ridge、Lunar Lake 和 Cuprite 第一场景, AVIRIS 高光谱图像由 224 个波段组成, 光谱范围覆盖可见光到近红外(400-2500 nm)。每个像素以 16 bit 有符号整型存储。每一组高光谱图像大小为 512 行  $\times$  614 列  $\times$  224 波段。为了简单起见, 仅取每幅图像的  $512 \times 512$  区域。为了保证较精确的分类和较高的预测性能, 分块大小取  $16 \times 16$ , 分类阈值  $T=4$ 。

我们首先对 JPEG-LS, M-CALIC, s-DSC 及本文算法(s-DSC-classify)的无损压缩性能进行比较, 表 2 显示了各种算法无损压缩的比特率。从表中可以看出, M-CALIC 的压缩性能最高, 平均比特率为大约 5.11 bpp, 而 JPEG-LS 因为没有利用谱间相关性, 压缩性能最差。基于陪集码的压缩算法性能介于基于谱间预测的 M-CALIC 和基于谱内预测的 JPEG-LS 之间。其中由于本文算法 s-DSC-classify 采用了分类, 将具有相似相关性的像素归到一类, 分别编码, 有效地减少了所需传输的 LSB 个数, 提高了压缩性能。和 s-DSC 相比, s-DSC-classify 的平均比特率大约降低了 0.4 bpp。

表 2 各种算法无损压缩的比特率(bpp)

	Jasper	Lunar	Cuprite	Average
JPEG-LS	7.51	6.98	6.88	7.12
M-CALIC	5.14	5.10	5.08	5.11
s-DSC	6.23	6.16	6.25	6.21
s-DSC-classify	5.86	5.78	5.8	5.81

接下来我们比较了各种算法的计算复杂度。图 2 显示了各种算法平均每个波段编解码的运行时间。测试的平台是 IBM PC, CPU 为 2.6GHz 的奔腾 IV 处理器, 内存为 1GB, 工作环境为 Windows XP, 编译器为 Visual C++ 6.0。由图中可以看出, M-CALIC 由于采用了复杂的最优谱间预测, 编码的

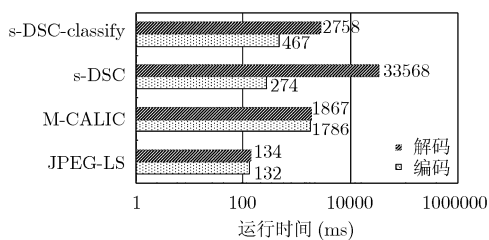


图 2 各种算法编解码的运行时间

复杂度最高；JPEG-LS 仅仅采用了简单的谱内预测，编码复杂度最低；而基于陪集码的压缩算法 s-DSC 和 s-DSC-classify 将一部分计算转移到了解码端，具有不对称的编解码结构，非常适用于计算和存储能力有限的星上系统。s-DSC-classify 由于采用了分类，编码复杂度略高于 s-DSC，但仍然远远低于 M-CALIC。而由于 s-DSC-classify 算法直接将预测系数传递到解码端，避免了解码端复杂的迭代，极大的降低了解码端地复杂度。

## 5 结论

针对 Magli 等人<sup>[14]</sup>提出的高光谱图像压缩算法 s-DSC 中，利用编码块的最大残差确定整块无损压缩所需码率，存在较多冗余的问题，本文提出了基于分类和陪集码的高光谱图像无损压缩算法。本文算法将具有相似相关性的像素归到一类，对每一类像素分别进行陪集码编码，可以有效地减少所需传输的比特平面个数，降低码率。实验结果表明，和 s-DSC 相比，对于典型的 AVIRIS 高光谱图像，本文算法的平均比特率降低了大约 0.4 bpp，且编码端具有适中的计算复杂度。本文算法是压缩性能和计算复杂度很好的折衷，非常适用于星上无损压缩。

## 参考文献

- [1] Magli E, Olmo G, and 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.
- [2] Weinberger M J, Seroussi G, and Sapiro G. LOCO-I lossless image compression algorithm: principles and standardization into JPEGLS[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(8): 1309-1324.
- [3] 霍承富, 张荣. 基于搜索最优双预测波段的超光谱遥感图像无损压缩[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(5): 1144-1147.  
Huo Cheng-fu and Zhang Rong. Lossless compression based on searching the optimal couple prediction wavebands for hyperspectral image[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(5): 1144-1147.
- [4] Zhang J, Fowler J E, and Liu G Z. Lossy-to-lossless compression of hyperspectral imagery using three-dimensional TCE and an integer KLT[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 814-818.
- [5] Wang Lei, Wu Jiaji, and Jiao Licheng, et al. Lossy-to-lossless hyperspectral image compression based on multiplierless reversible integer TDLT/KLT[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(3): 587-591.
- [6] Qian S E. Study of hyperspectral and multispectral images compression using vector quantization in development of CCSDS international standards[C]. *Image and Signal Processing for Remote Sensing XV, Proc. of SPIE*, 2009, Vol. 7477:747700.
- [7] Ma Jing, Wu Chengke, and Li Yunsong, et al. Dual-direction prediction vector quantization for lossless compression for LASIS data[C]. *Proceedings of IEEE Data Compression Conference, Snowbird, UT, Mar. 2009*: 458.
- [8] Slepian D and Wolf J K. Noiseless coding of correlated information sources[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1973, 19(4): 471-480.
- [9] Wyner A D and Ziv J. The rate-distortion function for source coding with side information at the decoder[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1976, 22(1): 1-10.
- [10] Liveris A D, Xiong Z, and Georghiades C N. Compression of binary sources with side information at the decoder using LDPC codes[J]. *IEEE Communications Letters*, 2002, 6(10): 440-442.
- [11] Aaron A and Girod B. Compression with side information using turbo codes [C]. *Proc. IEEE Data Compression Conference, Snowbird, UT, Mar. 2002*: 252-261.
- [12] Majumdar A, Chou J, and Ramchandran K. Robust distributed video compression based on multilevel coset codes[C]. *Proceedings of the 37th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Calif, USA, 2003, Vol.1*: 845-849.
- [13] Cheung N M, Tang C, and Ortega A, et al. Efficient wavelet-based predictive Slepian-Wolf coding for hyperspectral imagery[J]. *Signal Processing*, 2006, 86(11): 3180-3195.
- [14] Magli E, Barni M, and Abrardo A, et al. Distributed source coding techniques for lossless compression of hyperspectral images[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2007, Vol.2007, ID 45493.
- [15] Zhang J and Liu G Z. A novel lossless compression for hyperspectral images by context-based adaptive classified arithmetic coding in wavelet domain[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(2): 283-287.

宋娟: 女, 1984年生, 博士生, 研究分布式信源编码及其在高光谱图像压缩中的应用。

吴成柯: 男, 1938年生, 教授, 研究深空通信、图像处理等。

张静: 女, 1980年生, 博士, 讲师, 研究高光谱图像压缩。