

高光谱图像的分布式近无损压缩

汤毅 万建伟 粘永健*

国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073

摘要 星载高光谱图像的有效压缩已经成为高光谱遥感领域亟待解决的难题。分布式信源编码具有较低的编码复杂度与良好的抗误码性,在高光谱图像压缩领域具有广阔的应用前景。提出了一种基于多元陪集码的高光谱图像分布式近无损压缩算法。根据多元陪集码的Slepian-Wolf无损编码的压缩过程,提出了面向高光谱图像分布式近无损压缩的最优化方案,使得高光谱图像在给定目标码率条件下的失真达到最小,在此基础上对量化值进行Slepian-Wolf无损编码,从而实现了高光谱图像的分布式近无损压缩。实验结果表明,与典型的传统算法相比,该算法取得了较好的近无损压缩性能和较低的编码复杂度。

关键词 图像处理;高光谱图像;近无损压缩;分布式信源编码;陪集码;标量量化

中图分类号 TP751.1 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0310001

Distributed Near Lossless Compression of Hyperspectral Images

Tang Yi Wan Jianwei Nian Yongjian

*College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology,
Changsha, Hunan 410073, China*

Abstract The efficient compression of onboard hyperspectral images has been a difficult problem which needs to be resolved urgently. Low encoding complexity and excellent error resilience are provided by distributed source coding, which has wide applied foreground in the field of hyperspectral images compression. For the problem of onboard compression for hyperspectral images, a distributed near lossless compression algorithm based on multi-level coset codes is proposed. According to the procedure of Slepian-Wolf lossless coding based on multi-level coset codes, an optimal quantization scheme for distributed near lossless compression of hyperspectral images is presented, which makes the distortion of hyperspectral images minimum under the given target bit-rates. Slepian-Wolf lossless coding is performed on the quantized values, which realizes the distributed near lossless compression of hyperspectral images. Experimental results show that the proposed algorithm can obtain both high near lossless compression performance and low encoding complexity compared with those existed classical algorithms.

Key words image processing; hyperspectral images; near lossless compression; distributed source coding; coset code; scalar quantization

OCIS codes 100.4145; 100.6890; 210.1635

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,因而被广泛地应用于资源勘探、军事侦察以及环境遥感等领域。纳米量级的光谱分辨率使得高光谱图

收稿日期: 2014-06-23; 收到修改稿日期: 2014-10-13

基金项目: 国家自然科学基金(41201363)、中国博士后基金特别资助(2013T60935)、中国博士后基金面上项目(2013M542559)

作者简介: 汤毅(1983—),男,博士研究生,主要从事高光谱遥感图像处理方面的研究。E-mail: lantange@163.com

导师简介: 万建伟(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事现代信号处理方面的研究。E-mail: kermitwjw@139.com

*通信联系人。E-mail: yjnian@126.com

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。对于卫星数据链路,庞大的数据量给星上数据的存储和传输带来了负担,因此,研究高效的星载高光谱图像压缩方法势在必行。鉴于无损压缩的压缩比较低,难以满足卫星链路的数据传输需求;而大比例的有损压缩容易损失图像中的有用信息,因此,近无损压缩成为一个较为理想的选择。

卫星上内存资源、计算能力以及功耗等都是受限的,这就要求压缩算法在保证一定的压缩性能的同时必需具有较低的编码复杂度;此外,恶劣的信道环境要求码流需具备一定的抗误码性能。在高光谱图像近无损压缩方面, JPEG-LS^[1]与基于下文的自适应无损编码(CALIC)^[2]能够实现高光谱图像的近无损压缩算法,但由于后者仅仅考虑了高光谱图像的空间相关性,并未去除谱间相关性,压缩性能不尽人意。Wu等^[3]将CALIC算法推广到三维(3D),提出了3D CALIC近无损压缩算法,该算法考虑了高光谱图像的谱间相关性,其近无损压缩性能优于CALIC。Magli等^[4]提出了面向高光谱图像近无损压缩的M-CALIC算法,在CALIC算法的基础上,M-CALIC利用多波段预测的方式,取得了优于3D CALIC算法的近无损压缩性能。需要指出的是,上述算法并不具备任何抗误码性能,码流中任一比特的错误或者丢失都有可能造成后续码流的解码错误。基于变换的高光谱图像压缩算法虽然取得了令人满意的压缩效果^[5-6],但普遍存在编解码复杂度过高以及抗误码性能较差的不足,仍难以满足星载高光谱图像压缩的需求。分布式信源编码(DSC)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图像的压缩^[7]。Slepian-Wolf定理是分布式无损压缩的理论依据,该定理指出,编码端对各信源独立编码,解码端利用信源之间的相关性进行联合解码,仍然可以达到与联合编解码相近的压缩效果^[8]。Wyner-Ziv定理将Slepian-Wolf定理推广到有损压缩领域,Wyner-Ziv编码通常可以看作是数据量化与Slepian-Wolf编码相结合的问题^[9]。Tang等^[10]提出了基于谱间预测与小波变换相结合的分布式近无损压缩算法,利用低密度奇偶校验(LDPC)码分别编码每个位平面,所需传送的位平面数取决于实际的图像质量要求,采用整数小波变换并传送所有位平面可实现无损压缩,但位平面间的相关性估计是该算法的难点。文献[11]研究了一定复杂度约束条件下的相关性估计问题,提出了基于模型的相关性估计方法,取得了良好的近无损压缩性能。宋娟等^[12]提出了基于多元陪集码的s-DSC-inf,在预测过程中引入 L_2 范数最小的准则,然后在当前块和参考块中同时引入标量量化,将s-DSC-inf推广到近无损压缩,在一定失真度条件下,s-DSC-inf的近无损压缩性能优于JPEG-LS,但该算法仅仅考虑了图像质量的需求,无法实现对码率的控制。针对特定码率条件下的高光谱图像分布式近无损压缩,提出了一种基于多元陪集码的近无损压缩算法。实验结果表明,该算法可以获得良好的压缩性能与较低的编码复杂度。

2 Slepian-Wolf 编码

高光谱图像的Slepian-Wolf编码是利用二元纠错码或多元陪集码实现的。二元纠错码通过将数据分解为一系列位平面,利用Turbo、LDPC或Trellis等性能较好的信道码对每个位平面分别进行编码。由于二进码忽略了位平面间的相关性,压缩性能不尽人意。多元陪集码采用 (n,k) 线性分组码的原理,将信源 2^n 个可能取值划分为 2^r ($r=n-k$)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 ^[13]。编码端只需传输边信息与每个像素的陪集索引,解码端根据陪集索引在相应陪集中搜索与边信息距离最近的元素作为解码值。文献[14]的研究结果表明,多元陪集码的无损压缩性能远优于二元纠错码。Slepian-Wolf理论是对各个信源分别编码,但这是在信源相关性模型已知的前提下。由于事先无法获得这一模型,因此,实际中难以实现信源完全独立的编码,必须在一定复杂度约束下建立有效的相关性模型,以此估计合理的编码码率。高光谱图像的相邻波段之间通常看作简单的线性模型,利用线性预测技术可以估计每个像素所需传输的陪集索引数据量。基于以上分析,相应的Slepian-Wolf编码算法如下:若 $x_{k,i,j}$ ($i=1,2,\dots,M;j=1,2,\dots,N$)表示第 k ($k=1,2,\dots,L$)波段的像素,其中 M 与 N 分别为波段的宽度与高度, L 为波段数。首先对每个波段按 $m \times n$ 大小进行分块,对每个编码块,利用前一波段的对应编码块对其进行预测,分块操作具有以下优点:1)充分利用高光谱图像的局部统计特性;2)有效防止误码扩散,提高了算法的抗误码传播能力;3)降低了算法对内存空间的要求,同时有利于并行处理。当前编码块的预测值为

$$\bar{x}_{k,i,j} = \alpha_k (x_{k-1,i,j} - \mu_{k-1}) + \mu_k, \quad (1)$$

式中 α_k 为预测系数,其表达式为

$$\alpha_k = \frac{\sum_i \sum_j (x_{k-1,i,j} - \mu_{k-1})(x_{k,i,j} - \mu_k)}{\sum_i \sum_j (x_{k-1,i,j} - \mu_{k-1})(x_{k-1,i,j} - \mu_{k-1})}, \quad (2)$$

编码块均值 μ_k 的表达式为

$$\mu_k = \frac{1}{mn} \sum_i \sum_j x_{k,i,j}, \quad (3)$$

预测误差为

$$e_{k,i,j} = x_{k,i,j} - \bar{x}_{k,i,j}. \quad (4)$$

陪集分割是基于多元陪集码的分布式无损压缩的关键。实际上,编码块像素的 r 个最不important比特位 (LSB) 可看作陪集索引,即陪集索引由 r 个 LSB 的灰度值构成。根据线性分组码中纠错个数和最小距离之间的关系,只有编码块预测残差绝对值的最大值小于陪集中相邻元素距离的一半,解码端才能获得正确的解码结果。因此,编码块所需传输的 LSB 数量可以表示为

$$r = \left\lceil \log_2 \left[\max_{(i,j)} (|e_{k,i,j}|) \right] \right\rceil + 2, \quad (5)$$

综合考虑压缩性能与编码复杂度两方面的因素,编码块大小选取为 32×32 , 即 $m=n=32$ 。解码端根据接收到的编码块的 r 值及其对应的 r 个 LSBs 构建陪集,然后获得编码块各像素的预测值,在相应的陪集中搜索与预测值距离最近的像素值作为解码值。需要指出的是,如果码流在传输过程中发生误码,解码端仍有可能正确解码,这种情况下只要预测值与待编码像素之间的距离小于陪集中相邻像素之间距离的一半,解码端仍可正确恢复出原始像素。即使无法正确解码,由于空间上各个位置的编码块之间并无任何关联,误码仅会在光谱方向上传播,并不会在空间方向上扩散。这也正是本文方法具备一定抗误码能力的原因所在。

3 最优量化方案

Slepian-Wolf 编码实现的是无损压缩,高光谱图像的分布式近无损压缩通常是在 Slepian-Wolf 编码之前引入量化处理,然后对量化值进行 Slepian-Wolf 编码,最后进行最优率失真重建。在这个过程中,量化产生的误差是失真的唯一来源。实际上,对于给定码率条件下的高光谱图像分布式近无损压缩,适合采用前向率失真方案,即在给定码率的约束下,根据具体的 Slepian-Wolf 编码过程,选取合理的量化步长对高光谱图像进行量化,使得高光谱图像在给定码率条件下的失真达到最小。为了保证编码端较低的复杂度,选取均匀标量量化的方式,即同一编码块像素具有相同的量化步长,而不同编码块可能对应不同的量化步长。若当前码率为 R , q_k 表示当前编码块的量化步长,则当前编码块与其边信息量化后的结果为

$$y_{k,i,j} = \frac{x_{k,i,j}}{q_k}, \bar{y}_{k,i,j} = \frac{\bar{x}_{k,i,j}}{q_k}, \quad (6)$$

在近无损压缩的条件下,当前编码块的预测值为

$$\bar{x}_{k,i,j} = \alpha_k (\hat{x}_{k-1,i,j} - \hat{\mu}_{k-1}) + \mu_k, \quad (7)$$

式中 $\hat{x}_{k-1,i,j}$ 是第 $k-1$ 波段编码块的重建值, $\hat{\mu}_{k-1}$ 为该编码块的均值,此时预测系数计算式为

$$\alpha_k = \frac{\sum_i \sum_j (\hat{x}_{k-1,i,j} - \mu_{k-1})(x_{k,i,j} - \mu_k)}{\sum_i \sum_j (\hat{x}_{k-1,i,j} - \mu_{k-1})(\hat{x}_{k-1,i,j} - \mu_{k-1})}, \quad (8)$$

预测误差可表示为

$$e'_{k,i,j} = \text{round}(y_{k,i,j}) - \bar{y}_{k,i,j} = \text{round}\left(\frac{x_{k,i,j}}{q_k}\right) - \frac{\bar{x}_{k,i,j}}{q_k}, \quad (9)$$

式中 round 表示四舍五入 $i, j = 1, 2, \dots, N$, 即:

$$\left| \text{round}(y_{k,i,j}) - y_{k,i,j} \right| \leq 0.5, \quad (10)$$

因此可以得到预测误差的范围如下

$$(y_{k,i,j} - 0.5 - \bar{y}_{k,i,j}) \leq e'_{k,i,j} \leq (y_{k,i,j} + 0.5 - \bar{y}_{k,i,j}), \quad (11)$$

如前所述,若解码端要获得正确的解码结果,必须满足:

$$\max |e'_{k,i,j}| < 2^{R-1}, \quad i, j = 1, 2, \dots, N, \quad (12)$$

(11)式中的最大值必须满足(12)式,即:

$$\left| y_{k,i,j} + 0.5 - \bar{y}_{k,i,j} \right| < 2^{R-1}, \quad i, j = 1, 2, \dots, N, \quad (13)$$

将(6)式插入到(13)式可得

$$\left| \frac{x_{k,i,j} - \bar{x}_{k,i,j}}{q_k} + 0.5 \right| < 2^{R-1}, \quad (14)$$

按照不等式法则,下式是成立的:

$$\left| \frac{x_{k,i,j} - \bar{x}_{k,i,j}}{q_k} + 0.5 \right| \leq \left(\left| \frac{x_{k,i,j} - \bar{x}_{k,i,j}}{q_k} \right| + 0.5 \right), \quad (15)$$

根据(14)式与(15)式可得

$$\left(\left| \frac{x_{k,i,j} - \bar{x}_{k,i,j}}{q_k} \right| + 0.5 \right) < 2^{R-1}, \quad (16)$$

要获得目标码率,量化步长必须满足:

$$q_k > \frac{\max_{i,j=1,2,\dots,N} |e_{k,i,j}|}{2^{R-1} - 0.5}, \quad (17)$$

因此,最优量化步长的取值为

$$q_k = \left\lceil \frac{\max_{i,j=1,2,\dots,N} |e_{k,i,j}|}{2^{R-1} - 0.5} \right\rceil + 1, \quad (18)$$

由(18)式可知,在码率 R 一定的条件下,编码块的最优化步长与最大预测残差之间紧密相关。因此,尽可能提高编码块的线性预测性能,可以在一定程度上减小量化步长,从而降低编码块的失真。本文提出的高光谱图像分布式近无损压缩算法记为 FRD-DSC,首先利用第 $k-1$ 波段的编码块对第 k 波段的对应编码块进行线性预测,根据(18)式确定最优量化步长,以此对编码块像素进行标量量化,量化值进行 Slepian-Wolf 编码。由于每个波段都需将其前一波段作为参考信息,因此,高光谱图像的首波段 ($k=1$) 只能采取谱内压缩,本文选取多级树集分裂(SPIHT)算法将首波段压缩到给定码率。图 1 给出了本文算法的流程图,其中 X_k 表示第 k 波段的当前编码块, \hat{X}_{k-1} 表示第 $k-1$ 波段中与当前编码块具有相同空间位置的重建编码块。首先利

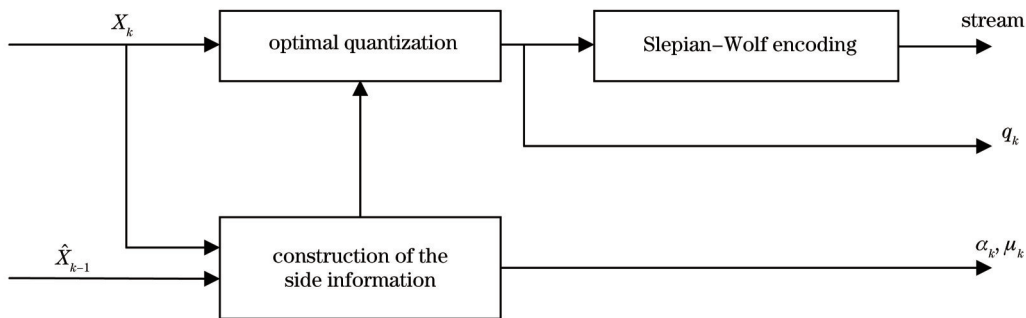


图 1 提出的算法流程图

Fig.1 Flowchart of the proposed algorithm

用 \hat{X}_{k-1} 构造 X_k 的边信息,然后利用 X_k 与其边信息,根据(18)式计算最优的量化步长并对 X_k 进行量化,最后,对量化后的 X_k 进行分布式无损压缩,即 Slepian-Wolf 编码,即可得到 X_k 的编码码流。需要指出的是,量化步长 q_k 、预测系数 μ_k 都需要作为附加信息传输到解码端。

4 实验结果

为验证所提算法的有效性,对 1997 年机载可见光红外成像光谱仪(AVIRIS)获取的高光谱图像进行测试,该数据已经广泛应用于高光谱图像压缩算法的性能测试。AVIRIS 是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,波长范围为 0.4~2.5 μm ,光谱分辨率为 10 nm,空间分辨率为 20 m \times 20 m,每个像素存为 2 Byte。选取 Cuprite、Jasper Ridge、Lunar Lake 以及 Low Altitude 4 个场景,波段大小均为 256 \times 256。

4.1 压缩性能

采用 bpp(bit per pixel)表征码率的大小,由于(5)式得到的码率为整数形式,并且最小值为 2,因此,FRD-DSC 实现的是整数码率条件下的近无损压缩。在 R_i 等于 2、3、4、5 bpp 时测试算法的压缩性能。

图 2 给出了 FRD-DSC 与 SPIHT、码率分配与谱间预测(RAIP)^[15]、离散小波变换(DWT) SPIHT^[16]、Karhunen-Loève 变换(KLT)-SPIHT^[17]的压缩性能的比较。SPIHT 单独对各个波段进行压缩;RAIP 利用线性预测去除谱间相关性,根据预测残差的方差大小分配相应的码率,利用 SPIHT 对预测残差进行压缩。DWT-SPIHT 与 KLT-SPIHT 分别利用 DWT 与 KLT 去除谱间相关性,然后对谱间变换后的各个分量进行码率分配^[18],再利用 SPIHT 进行二维压缩。从图 2 可以看出,SPIHT 的压缩性能最差,这是由于其未考虑谱间相关性;RAIP 的压缩性能优于 SPIHT,但由于该算法利用线性预测去除谱间相关性,在有损压缩条件下存在着误差传递的不足,这会一定程度上影响压缩性能;DWT-SPIHT 的压缩效果优于 SPIHT 与 RAIP,体现了小波变换良好的去相关性能,也说明了基于变换的谱间去相关方法较基于预测的方法更适用于有损压缩。FRD-DSC 对 Jasper Ridge 与 Low Altitude 的压缩性能与 DWT-SPIHT 接近,而对于 Cuprite 与 Lunar Lake,其压缩性能在 R 等于 2 bpp 与 3 bpp 时逊于 DWT-SPIHT。与 RAIP 相比,虽然 FRD-DSC 也是线性预测的方法去除谱间相关性,但 FRD-DSC 的压缩性能明显优于 RAIP,其原因是由于本文给出了一种最优量化的方案,即在给

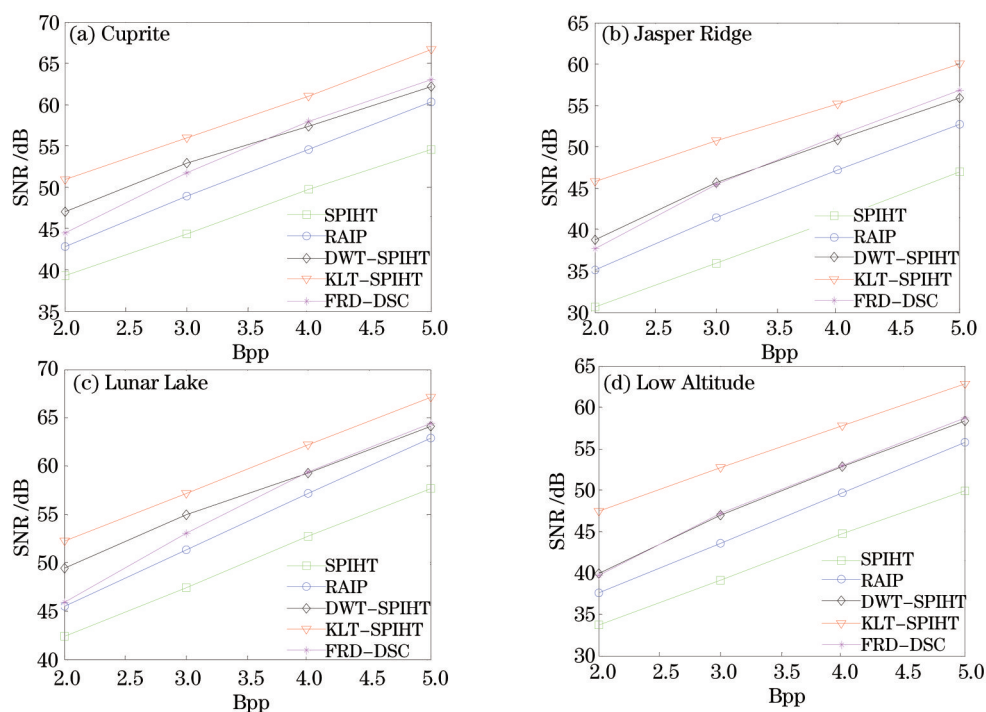


图 2 各种算法的近无损压缩性能比较

Fig.2 Near lossless compression performance comparison of the different algorithms

定的码率条件下,根据(18)式可以得到最优的量化步长,从而使得量化引入的失真最小化。目前,对于我国星载多光谱或高光谱图像的近无损压缩算法,鉴于保护高光谱图像中微弱信息的需要,码率通常限定为 $R \geq 4$ bpp,在该码率下,FRD-DSC的近无损压缩性能稍优于DWT-SPIHT,但与KLT-SPIHT相比,仍有3~4 dB左右的差距,这是由于KLT是统计意义上的最优线性正交变换,能够获得理想的谱间去相关效果。

图3给出了SPIHT、RAIP、DWT-SPIHT、KLT-SPIHT以及FRD-DSC对Low Altitude压缩后的解码图像(第40波段),其中 $R = 2$ bpp。可以看出,FRD-DSC能够较好地保持地物的纹理和边缘特征,有利于高光谱图像的分类、目标检测与识别等后续应用。

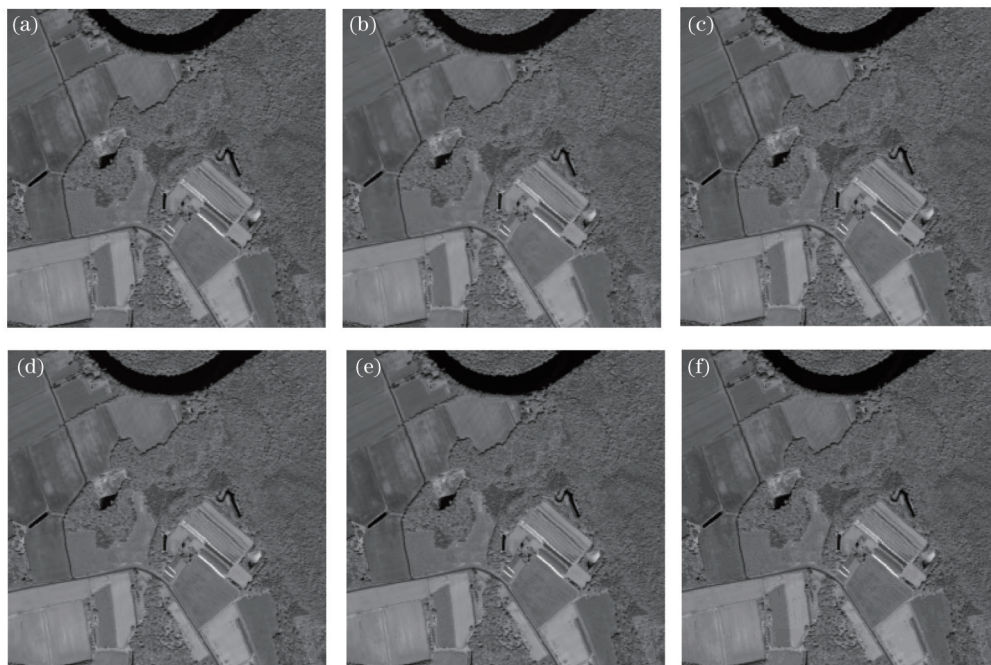


图3 各种算法的解码图像比较。(a)原始图像;(b) SPIHT;(c) RAIP;(d) DWT-SPIHT;(e) KLT-SPIHT;(f) FRD-DSC

Fig.3 Decoding image comparison of the different algorithms. (a) Original image; (b) SPIHT; (c) RAIP; (d) DWT-SPIHT; (e) KLT-SPIHT; (f) FRD-DSC

4.2 编码复杂度

在编码复杂度方面,本文所提出的FRD-DSC在编码阶段主要采用线性预测的方法去除谱间相关性,然后计算每个编码块的最优量化步长并进行量化。相比于其他算法,FRD-DSC没有任何变换与熵编码过程,计算过程较为简单,编码复杂度较低。FRD-DSC算法在编码阶段所需的运算次数(加法和乘法)如下:对于 32×32 大小编码块的每个像素而言,计算每个编码块的均值并进行位移需要2次加法;计算预测系数需要2次加法和2次乘法,计算预测值需要1次加法和1次乘法,计算预测残差需要1次加法;在量化阶段,计算每个编码块的量化步长约需要1次加法,获得量化后的编码块及反量化后的编码块共需2次乘法。因此,在编码阶段中,平均每个像素共需要执行7次加法和5次乘法。需要指出的是,由于解码是在地面进行的,这使得算法的解码复杂度可以忽略。在占用内存方面,RAIP、DWT-SPIHT以及KLT-SPIHT均没有对图像划分为更小的编码块进行编码,而是需要将原始图像整体读入内存,这使得上述三种算法对内存的要求要远远高于FRD-DSC。对于FRD-DSC,所需内存大小仅仅为 $32 \times 32 \times 224$ 。此外,FRD-DSC算法是分块执行的,这有利于并行实现,从而进一步提高算法的执行效率。

为了定量衡量算法的编码复杂度,以算法的编码时间为依据,表1比较了各种算法的编码复杂度,其中SPIHT算法的编码时间归一化为1。可以看出,RAIP的编码时间为SPIHT的1.26倍,说明RAIP的编码复杂度并不高;DWT-SPIHT的编码时间为SPIHT的1.88倍,KLT-SPIHT的编码时间为SPIHT的4.25倍,表明KLT-SPIHT具有较高的编码复杂度,其原因是由于计算KLT的协方差矩阵以及计算特征值和特征向量需要耗费较多的时间。对于本文提出的FRD-DSC,其编码时间远远低于SPIHT,充分说明了该算法具有较低的

表 1 算法的编码复杂度比较

Table 1 Comparison of encoding complexity of various algorithms

Algorithm	Encoding complexity
SPIHT	1
RAIP	1.26
DWT-SPIHT	1.88
KLT-SPIHT	4.25
FRD-DSC	0.35

编码复杂度。

从以上实验结果可以看出,FRD-DSC的压缩性能明显高于SPIHT与RAIP。与KLT-SPIHT相比,FRD-DSC在压缩性能上与之有一定的差距,这是由于KLT能够获得最优的谱间去相关效果。与DWT-SPIHT相比,FRD-DSC在压缩性能上能够获得与之基本相近的压缩性能。此外,在编码复杂度方面,FRD-DSC要远远低于DWT-SPIHT与KLT-SPIHT,甚至远低于SPIHT单波段压缩的编码复杂度。此外,所提出的压缩算法采用信道编码实现信源压缩,能够提供一定的抗误码能力,这一点是上述算法所不具备的。

5 结 论

提出了一种基于多元陪集码的高光谱图像分布式近无损压缩算法,实现了在一定码率条件下的最优率失真重建。与传统的经典算法相比,所提出的算法取得了有竞争力的近无损压缩效果,同时,算法具有较低的编码复杂度、一定的抗误码能力以及可并行实现等优点,尤其适合实现星载高光谱图像的近无损压缩。分布式信源编码的压缩性能与高光谱图像相关性模型的准确度紧密相关,实际的高光谱图像是非平稳的,并且具有复杂的相关结构,因此,需要根据高光谱图像自身的特性,结合多元陪集码的特点,建立合理的相关性模型,以便更好地表征高光谱图像空间与谱间的相关性结构,进一步提高近无损压缩的性能。此外,针对所建立的相关性模型进行相应的率失真算法设计,也是需要深入研究的内容。

参 考 文 献

- 1 M J Weinberger, G Seroussi, G Sapiro. The LOCO-I lossless image compression algorithm: Principles and standardization into JPEG-LS [J]. IEEE Trans Image Process, 2000, 9(8): 1309-1324.
- 2 X L Wu, N Memon. Context-based, adaptive, lossless image coding [J]. IEEE Trans Commun, 1997, 45(4): 437-444.
- 3 X L Wu, N Memon. Context-based lossless interband compression-extending CALIC [J]. IEEE Trans Image Process, 2000, 9(6): 994-1001.
- 4 E Magli, G Olmo, E Quacchio. Optimized onboard lossless and near-lossless compression of hyperspectral data using CALIC [J]. IEEE Geoscience Remote Sensing Lett, 2004, 1(1): 21-25.
- 5 L Wang, J J Wu, L C Jiao. Lossy-to-lossless hyperspectral image compression based on multiplierless reversible integer TDLT/KLT [J]. IEEE Geoscience Remote Sensing Lett, 2009, 6(3): 587-591.
- 6 X L Tang, S Cho, W A Pearlman. 3D set partitioning coding methods in hyperspectral image [C]. Proc IEEE International Conference on Image Process, Barcelona, Spain, 2003: 239-242.
- 7 S S Pradhan, K Ramchandran. Distributed source coding using syndromes(DISCUS): Design and construction [J]. IEEE Trans Information Theory, 2003, 49(3): 626-643.
- 8 D Slepian, J K Wolf. Noiseless coding of correlated information sources [J]. IEEE Trans Information Theory, 1973, 19(4): 471-480.
- 9 A D Wyner, J Ziv. The rate distortion function for source coding with side information at the decoder [J]. IEEE Trans Information Theory, 1976, 22(1): 1-10.
- 10 C M Tang, N M Cheung, A Ortega, *et al.*. Efficient inter-band prediction and wavelet based compression for hyperspectral imagery: A distributed source coding approach [C]. Proc Data Compression Conference, Snowbird, UT, 2005: 437-446.
- 11 N M Cheung, H Wang, A Ortega. Sampling-based correlation estimation for distributed source coding under rate and complexity constraints [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(11): 2122-2137.
- 12 Song Juan, Li Yunsong, Wu Chengke, *et al.*. Lossless and near-lossless compression of hyperspectral images based on search for

- infinity-norm minimum and coset coding [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(7): 1551-1555.
- 宋 娟, 李云松, 吴成柯, 等. 基于 L_∞ 最小搜索和陪集码的高光谱图像无损及近无损压缩[J]. *电子学报*, 2011, 39(7): 1551-1555.
- 13 A Abrardo, M Barni, E Magli, *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.
- 14 E Magli, M Barni, A Abrardo, *et al.*. Distributed source coding techniques for lossless compression of hyperspectral images [J]. *EURASIP J Advanced Signal Process*, 2007, 2007(1): 1-13.
- 15 Sun Lei, Luo Jianshu, Gu Defeng. Hyperspectral image compression algorithm based on band prediction and rate pre-allocation [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2008, 16(4):752~757.
- 孙 蕾, 罗建书, 谷德峰. 基于谱间预测和码流预分配的高光谱图像压缩算法[J]. *光学 精密工程*, 2008, 16(4): 752~757.
- 16 B Penna, T Tillo, E Magli, *et al.*. Transform coding techniques for lossy hyperspectral data compression [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(5): 1408-1421.
- 17 Q Du, J E Fowler. Hyperspectral image compression using JPEG2000 and principal component analysis [J]. *IEEE Geoscience Remote Sensing Lett*, 2007, 4(2): 201-205.
- 18 J T Rucker, J E Fowler, N H Younan. JPEG2000 coding strategies for hyperspectral data [C]. *Proc International Geoscience Remote Sensing Symposium*, Seoul, South Korea, 2005: 128-131.

栏目编辑: 张浩佳