

# 变换域离散度排序的高光谱图像快速压缩算法

陈善学<sup>1</sup> 郑文静<sup>1</sup> 张佳佳<sup>1</sup> 李方伟<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室,重庆,400065

**摘要:**提出了一种基于变换域离散度排序的高光谱图像快速压缩算法。该算法针对高光谱数据在 Hadamard 变换域的特性,自适应地选择有利的排列顺序,将变换域光谱矢量的各维度按照离散度进行重新排序,不仅使光谱矢量的大部分能量和差异集中在低维部分,而且把高信噪比的分量调整到低维空间,并据此构造出高效的码字排除不等式,最后结合 LBG(Linde Bazo Gray)聚类算法,通过矢量量化快速完成高光谱图像的编码。在不同压缩比下进行实验,结果表明,本文提出的高光谱图像压缩算法在保证良好的图像恢复质量的前提下,大幅度降低计算复杂度,实现快速压缩。

**关键词:**高光谱图像;图像压缩;离散度排序;Hadamard 变换;矢量量化

**中图分类号:**P237.3; TP751 **文献标志码:**A

高光谱图像是利用光谱分辨率高的遥感设备获取的三维图像<sup>[1]</sup>,其每个空间位置对应一条反映地物特性的光谱曲线,可用来实现精确的地物分类<sup>[2]</sup>和目标识别<sup>[3-4]</sup>,在军事、科研、农林等领域都有重要应用。但其巨大的数据量给传输和存储带来了极大的困难,因此,研究有效的高光谱图像压缩方法具有重大意义。

目前,高光谱图像压缩算法主要分为以下 3 种:①“预测-熵编码”模式算法压缩质量高,但压缩比低,主要用于无损压缩,它通过探索像素间的相关性采取不同的预测方案获得残差图像作熵编码,如自适应线性预测<sup>[5]</sup>、波段间预测<sup>[6]</sup>、波段内预测<sup>[7]</sup>和多级预测<sup>[8-9]</sup>。②“变换-有效系数编码”模式通过对数据进行小波变换<sup>[10-11]</sup>、离散余弦变换<sup>[12]</sup>、主成分分析<sup>[13]</sup>、KL(Karhunen Loeve)变换<sup>[14]</sup>等正交变换,使绝大部分信息集中于少数变换系数,然后对有效系数编码重新组织变换系数,这种模式能有效去除图像的相关性,但复杂度较高。③“矢量量化编码”模式适用于有损及近无损压缩,如文献<sup>[15-16]</sup>算法分别通过预变换和维数分割提高了压缩性能;文献<sup>[17]</sup>使用平均值规则得到了更低的比特率;文献<sup>[18]</sup>提出了多变量矢量量化的概念。矢量量化压缩比高,编解码简单,尤其是能很好地保护高光谱图像的光谱特

征信息,这一优点是其他两类算法无法比拟的,但是其压缩速度还有进一步提高的空间。

本文将矢量 Hadamard 变换<sup>[19]</sup>的优良性质和矢量量化技术<sup>[20]</sup>相结合,提出了变换域离散度排序的高光谱图像快速压缩算法,并通过实验仿真证明了该算法在保证良好的图像恢复质量条件下,大幅度降低计算复杂度、提高压缩速度,具有实际应用价值。

## 1 Hadamard 变换

### 1.1 矢量 Hadamard 变换的定义和性质

令  $H_n$  为  $2^n \times 2^n$  的 Hadamard 矩阵,则有  $H_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ ,  $H_{n+1} = \begin{bmatrix} H_n & H_n \\ H_n & -H_n \end{bmatrix}$ , 记  $x$  为空域中维数为  $k=2^n$  的矢量,  $X$  为矢量  $x$  经 Hadamard 变换后的矢量,则  $x$  的 Hadamard 变换定义为  $X = H_n x$ , 且具有以下性质:

1)  $X_1 = s_x$ ,  $s_x$  是  $x$  各维分量之和,  $X_1$  是  $X$  的第一维分量;

2)  $L_X^2 = kL_x^2$ ,  $L_x$  表示  $x$  的 2 范数,  $L_X$  表示  $X$  的 2 范数;

3)  $D(X, Y_j) = kd(x, y_j)$ ,  $Y_j$  是空域码字  $y_j$  经 Hadamard 变换所得,  $d(x, y_j)$  为  $x$  和  $y_j$  的欧氏距

离,  $D(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_j)$  是  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}_j$  的欧式距离。

### 1.2 高光谱数据 Hadamard 变换的特殊性质

将高光谱图像相同像元各波段像素值按顺序组合在一起即构成光谱矢量,且定义一组光谱矢量某维分量的离散度为该分量的最大值与最小值的差值。实验发现,光谱矢量进行 Hadamard 变换,除具有以上基本性质外,还具有以下特殊性质:

1) 光谱矢量经 Hadamard 变换后矢量能量和矢量间差异主要集中在离散度大的分量上,实验表明,95% 以上的能量集中在离散度最大的前  $k/4$  维分量,而离散度小的分量像素值基本在零值周围很小的范围内波动。

2) 离散度较大的分量对应的信噪比较大,信号比例大,离散度较小的分量信噪比小,噪声比例大。

Hadamard 矩阵的元素属于集合  $\{-1, 1\}$ , Hadamard 变换只需要简单的加减运算,且 Hadamard 变换已有快速算法,因此,对高光谱数据进行 Hadamard 变换的计算量很小;其次, Hadamard 变换能够将光谱矢量的能量和差异集中在离散度较大的分量上,结合离散度排序将离散度大的分量集中到低维空间,就可以仅仅利用低维空间的少量数据快速准确地完成光谱矢量的矢量量化编码压缩,节约大量的计算量。

## 2 变换域离散度排序的高光谱图像快速压缩算法

本文算法首先将 3 维高光谱数据转化为矢量形式,然后依次进行 Hadamard 变换和离散度排序,最后通过设计的码字排除不等式快速实现光谱矢量的矢量量化编码,进而完成整个高光谱图像的压缩。其流程图如图 1 所示。算法分为预处理阶段(图 1 中左边虚线框所示)和编码阶段(图 1 中右边虚线框所示)。

算法的具体步骤如下,其中步骤 1)~步骤 5) 为预处理阶段,步骤 6)~步骤 15) 为编码阶段。

1) 读取高光谱图像截取目标块,通过提取每个像元的光谱矢量存为矩阵  $\mathbf{B}$  的行矢量将 3 维数据转化为矢量形式,这样构造数据可以充分利用高光谱图像很强的谱间相关性,然后由于矢量量化的复杂度随矢量维数呈指数增加,将  $\mathbf{B}$  的列矢量按照 2 的整数次幂原则分成最接近原维数的  $M$  个部分  $\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \dots, \mathbf{B}_M$ , 即若某部分维数不满足 2 的整数次幂,在矢量末尾补零把维数扩展至满

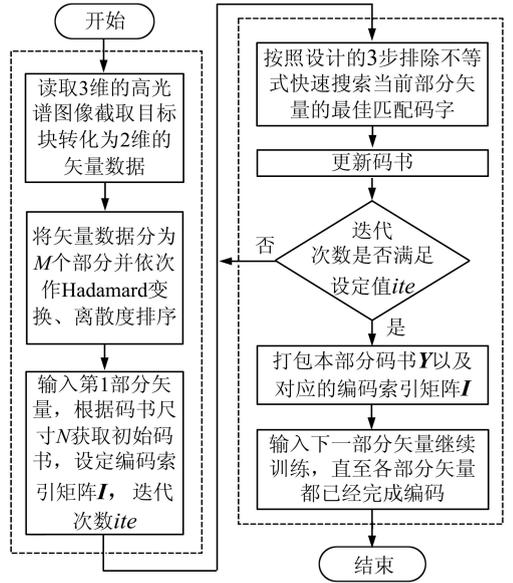


图 1 本文算法的流程图

Fig. 1 Flowchart of Proposed Algorithm

足 2 的整数次幂条件;

2) 初始化变量  $t=1$ ;

3) 输入  $\mathbf{B}_t$  作 Hadamard 变换得  $\mathbf{H}_t$  并按照  $\mathbf{H}_t$  离散度 ( $\mathbf{H}_t$  每列的最大值与最小值的差值) 降序对  $\mathbf{H}_t$  的列矢量重新排序得  $\mathbf{H}_{t\kappa}$ ;

4) 对  $\mathbf{H}_{t\kappa}$  中的行矢量根据设定的码书尺寸  $N$  平均分成  $N$  组,提取每组第一个生成初始码书  $\mathbf{W}$  并将  $\mathbf{H}_{t\kappa}$  的行矢量归属到相应胞腔中,设置码字索引为  $I$ 、迭代次数为  $ite$ ;

5) 然后离线计算  $\mathbf{H}_{t\kappa}$  所有行矢量的部分方差  $V_{xp} = \sqrt{\sum_{i=2}^m \mathbf{X}_i^2}$  及码书  $\mathbf{W}$  所有码字的部分方差

$V_{wp} = \sqrt{\sum_{i=2}^m \mathbf{W}_i^2}$ , 其中  $i$  代表矢量第  $i$  维分量,  $m=k/4, k$  为矢量维数;

6) 顺序输入  $\mathbf{H}_{t\kappa}$  的行矢量  $\mathbf{X}$  作为当前编码矢量,计算  $\mathbf{X}$  与码字  $\mathbf{W}_b$  的欧式距离作为当前最小失真  $D_{\min}$ ,  $b$  为  $\mathbf{X}$  的编码索引;

7) 按  $\mathbf{W}_b$  为中心上下搜索的顺序,输入  $\mathbf{W}_j$  作为当前判断码字;

8) 判断不等式  $D_1 = (\mathbf{X}_1 - \mathbf{W}_{j1})^2 \geq D_{\min}$ , 若不成立则转入步骤 9); 若成立则进一步对不等式  $\mathbf{X}_1 \geq \mathbf{W}_{j1}$  进行判断,若成立,则排除码字  $\mathbf{W}_l (l=1, 2, \dots, j)$ , 转入步骤 11); 不成立,则排除码字  $\mathbf{W}_l (l=j, j+1, \dots, N)$ , 转入步骤 11), 其中  $\mathbf{X}_1$  和  $\mathbf{W}_{j1}$  分别是  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{W}_j$  的第一维分量;

9) 判断不等式  $D_2 = D_1 + (V_{xp} - V_{wpj})^2 \geq D_{\min}$ , 若成立则排除码字  $\mathbf{W}_j$  转入步骤 11), 否则转入步骤 10), 其中  $V_{xp}$  和  $V_{wpj}$  分别是  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{W}_j$  的

部分方差,这样构造不等式是因为实验表明 Hadamard 变换域的光谱矢量离散度排序后 95% 以上的能量集中在前  $k/4$  维,只计算前  $k/4$  维的部分方差构成不等式已能排除大部分码字,继续增加参与计算的维数,计算量随之增大,排除的码字数目却没有明显变化,和文献[15-16]算法用整个矢量的方差构成不等式相比,本文算法该步骤只计算前  $k/4$  维的部分方差构成不等式,排除的码字数量接近但计算量却大大减少;

10) 计算  $D_q(\mathbf{X}, \mathbf{W}_j) = \sum_{i=1}^q (\mathbf{X}_i - \mathbf{W}_{ji})^2, q \in \{2, 3, \dots, k/2\}$ ,  $q$  从 2 增加到  $k/2$  的过程中,若  $D_q(\mathbf{X}, \mathbf{W}_j) \geq D_{\min}$  成立,则排除码字  $\mathbf{W}_j$ ,转入步骤 11); 否则  $q = q + 1$  继续判断,直至  $q = k/2$ ,若还不能排除  $\mathbf{W}_j$ ,则更新  $\mathbf{X}$  的编码索引为  $j$ 、更新  $D_{\min}$  为  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{W}_j$  的欧式距离,这样只用部分分量搜索最佳匹配码字会导致图像质量有所降低,但是却带来计算复杂度的大幅度下降,权衡计算复杂度和图像恢复质量,本文算法该步骤部分失真和判断只进行到  $k/2$  维,与文献[15-16]算法判断至最后一维相比,图像恢复质量几乎不受影响,却能节省很多计算量;

11) 判断是否码书中所有码字都已比较完成,若未完成则返回步骤 7), 否则转入步骤 12);

12) 判断是否  $\mathbf{H}_k$  中所有行矢量都已训练完毕,若未完毕则返回步骤 6), 若完毕则本轮迭代结束,更新码书为各胞腔质心,转入步骤 13);

13) 判断迭代次数是否已达到  $ite$ , 若未达到则再转入步骤 6)。输入  $\mathbf{H}_k$  中第一个行矢量进入下一次迭代,否则以最后一次迭代生成的码书和码字索引分别作为本部分的最终码书和最终码字索引;

14) 判断  $t \geq M$  是否成立,若不成立,则  $t = t + 1$  转入步骤 3), 若成立,则转入步骤 15);

15) 分别打包各部分最终码书及最终码字索引,压缩编码完成。

### 3 实验及结果分析

本文的实验环境为 MATLAB7.0, 操作系统 Windows XP, 处理器为双核主频 P3.3 GHz, 内存 1.68 GB。选用的实验数据是美国喷气推进实验室提供的免费高光谱图像 Lunar Lake 和 Low Altitude, 因为它们已经被很多研究者使用, 研究结果更具有可比性。实验中将本文算法与经典 LBG(Linde Bazo Gray)<sup>[21]</sup> 算法及矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法(实验中简称分割算

法)比较,分割算法将数据分割为三个部分分别量化,以牺牲少量压缩比换取压缩质量的较大提高,但是分割后仍使用全搜索算法,计算量仍然较大,本文算法与分割算法都是基于矢量量化,属于同一领域,且压缩性能较好,与之比较能较充分验证本文算法的有效性。实验分别截取 Lunar Lake 和 Low Altitude 第一场景  $256 \times 256 \times 224$  大小的图像块作为输入信源,由于波段数目为 224,按照 2 的整数次幂原则,取  $M = 3$  将光谱矢量按前 32 维、中间 64 维、最后 128 维正好划分为 3 部分。图像压缩质量评价采用 3 个指标:① 图像压缩后的均方误差(mean squared error, MSE)。② 峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)。③ 信噪比(signal-noise ratio, SNR)。计算算法复杂度评价采用平均每次迭代每个矢量的各类计算次数,计算方法为:计算次数  $= \sum_{j=1}^M \text{Num}_{ji} / (n * ite)$ , 单位为次,其中  $i = 1, 2, 3, 4$  分别代表比较(Com)、乘法( $\times$ )、加法( $\pm$ )和开平方(Sqrt)四类计算, $j$  对应第  $j$  部分,  $\text{Num}_{ji}$  表示第  $j$  部分光谱矢量第  $i$  类计算的总次数,  $n = 256 \times 256$  表示光谱矢量的个数,  $ite$  表示迭代次数,实验中统一取  $ite = 10$ 。

表 1 给出了 LBG 算法、矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法和本文算法在不同码书尺寸下的各类计算量对比。

表 2、表 3 分别给出了不同码书尺寸下本文算法的各类计算量与 LBG 算法、矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法的百分比。

表 4、表 5 分别给出了 LBG 算法、矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法和本文算法在不同码书尺寸下压缩总耗时和压缩质量对比。

本文算法相比 LBG 算法,从表 5 可以看出,压缩质量明显提高,峰值信噪比和信噪比分别平均提升 3.19 dB、3.20 dB,均方误差平均减少 1 571.3,尤其是 Low Altitude 在码书尺寸为 256 时,峰值信噪比提高 6.81 dB。计算复杂度方面,由于 LBG 算法开平方次数为零,没有列出本文算法开平方次数占 LBG 算法开平方次数的百分比。但从表 1 仍然可以看出,本文算法的开平方次数比 LBG 算法平均仅增加 0.35 次。其次,从表 1、表 2 可以看出,相比 LBG 算法,本文算法的比较、乘法、加法次数平均分别为 LBG 算法的 94.32%、0.29%、0.40%,集中了算法主要计算量的乘法和加法计算,都下降为不到 LBG 算法的 0.5%,同时从表 4 可以看出,本文算法的压缩总

耗时仅为 LBG 算法的 0.49%,可见本文算法在减小计算量方面的优势十分显著。总之,本文算

法与 LBG 算法相比,无论是压缩质量还是计算复杂度,性能都明显优于 LBG 算法。

表 1 3 种算法的计算复杂度比较/次

Tab. 1 The Computational Complexity Comparison of the Three Algorithms/times

		码书尺寸	256	512	1 024	2 048	4 096
Lunar Lake 图像	Com	LBG	255	511	1 023	2 047	4 095
		分割算法	885	1 432	2 288	3 595	5 688
		本算法	426	624	794	998	1 385
	×	LBG	57 345	114 689	229 379	458 758	917 549
		分割算法	592	807	1 143	1 639	2 224
		本算法	372	443	506	606	832
	±	LBG	114 656	229 088	457 952	915 680	1 831 014
		分割算法	1 547	1 993	2 693	3 732	5 180
		本算法	1 074	1 211	1 332	1 514	1 907
Sqrt	LBG	0	0	0	0	0	
	分割算法	0.28	0.30	0.32	0.37	0.46	
	本算法	0.28	0.30	0.32	0.37	0.46	
Low Altitude 图像	Com	LBG	255	511	1 023	2 047	4 095
		分割算法	743	1 352	2 034	3 097	4 634
		本算法	477	623	854	1 216	1 703
	×	LBG	57 345	114 689	229 379	458 758	917 549
		分割算法	565	720	941	1 276	1 736
		本算法	372	413	479	587	759
	±	LBG	114 656	229 088	457 952	915 680	1 831 014
		分割算法	1 497	1 825	2 305	3 033	4 056
		本算法	1 083	1 168	1 306	1 527	1 864
Sqrt	LBG	0	0	0	0	0	
	分割算法	0.28	0.30	0.32	0.37	0.46	
	本算法	0.28	0.30	0.32	0.37	0.46	

表 2 本文算法各类计算量占 LBG 算法的百分比/%

Tab. 2 Amount of Computation Comparison of Proposed Algorithm and LBG Algorithm/%

		码书尺寸	256	512	1 024	2 048	4 096	平均
Lunar Lake 图像	Com		167.0	122.2	77.63	48.79	33.84	89.90
	×		0.65	0.39	0.22	0.13	0.09	0.30
	±		0.94	0.53	0.29	0.17	0.10	0.41
Low Altitude 图像	Com		187.1	121.9	83.57	59.40	41.60	98.74
	×		0.65	0.36	0.21	0.13	0.08	0.29
	±		0.94	0.51	0.29	0.17	0.10	0.40

表 3 本文算法各类计算量占矢量维数分割量化的的高光谱图像压缩算法的百分比/%

Tab. 3 Amount of Computation Comparison of Proposed Algorithm and Compression Algorithm of Hyperspectral Image Based on Vector Dimension Segmentation Quantization/%

		码书尺寸	256	512	1 024	2 048	4 096	平均
Lunar Lake 图像	Com		48.10	43.61	34.70	27.78	24.36	35.71
	×		62.76	54.92	44.28	37.01	37.41	47.28
	±		69.41	60.77	49.48	40.57	36.82	51.41
Low Altitude 图像	Sqrt		100	100	100	100	100	100
	Com		64.23	46.07	42.03	39.26	36.75	45.67
	×		65.82	57.36	50.90	46.05	43.74	52.77
Low Altitude 图像	±		72.32	64.03	56.66	50.36	45.96	57.87
	Sqrt		100	100	100	100	100	100

表4 3种算法的压缩总耗时比较/s

Tab. 4 Total Compression Time Comparison of the Three Algorithms/s

码书 尺寸	Lunar Lake 图像			Low Altitude 图像		
	LBG	分割算法	本算法	LBG	分割算法	本算法
256	1 301.23	116.61	52.65	1 290.72	76.92	54.14
512	2 752.14	127.59	59.53	2 602.78	93.94	59.45
1 024	8 476.57	153.32	66.69	8 867.74	127.33	68.99
2 048	15 161.98	184.39	81.27	15 940.65	155.88	86.54
4 096	49 121.53	237.50	108.82	49 525.44	189.39	119.30

表5 3种算法的压缩质量比较

Tab. 5 Compression Quality Comparison of the Three Algorithms

码书尺寸		256	512	1 024	2 048	4 096
Lunar Lake 图像	PSNR/dB	49.99	51.29	53.14	54.22	55.34
	LBG SNR/dB	38.17	39.47	41.32	42.40	43.52
	MSE	1 643.7	1 218.5	795.8	620.6	479.5
分割算法	PSNR/dB	52.86	54.34	56.01	57.35	58.63
	SNR/dB	41.05	42.53	44.20	45.54	46.82
	MSE	847.7	603.7	410.2	301.7	224.6
本文算法	PSNR/dB	52.84	54.29	55.82	56.88	57.80
	SNR/dB	41.03	42.48	44.01	45.07	45.99
	MSE	852.7	610.6	429.3	336.3	272.1
LBG	PSNR/dB	44.99	49.92	52.35	53.89	54.33
	SNR/dB	24.53	29.46	31.89	33.43	33.87
	MSE	11 564.1	3 716.6	2 124.7	1 490.3	1 346.2
Low Altitude 图像	PSNR/dB	51.82	53.39	55.02	56.62	58.09
	分割算法 SNR/dB	31.35	32.92	34.55	36.15	37.62
	MSE	2 399.5	1 671.5	1 148.5	794.5	566.4
本文算法	PSNR/dB	51.82	53.43	54.81	56.22	57.48
	SNR/dB	31.36	32.97	34.35	35.76	37.02
	MSE	2 399.5	1 656.2	1 205.3	8 71.2	651.8

本文算法与矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法相比,从表5可以看出,峰值信噪比和信噪比平均都仅下降0.27 dB,均方误差平均仅增加31.7,可以说图像恢复质量几乎不受影响,基本一致,尤其是Low Altitude图像在码书尺寸为256时,峰值信噪比比不变,信噪比提高了0.01 dB;当码书尺寸为512时,峰值信噪比提升了0.04 dB、信噪比提升了0.05 dB,体现了本文算法在高压比下的优越性。另一方面,从表1、表3可以看出,本文算法的比较、乘法、加法次数平均分别为矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法的40.69%、50.03%、54.64%,开平方计算次数与矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法相同,尤其是Lunar Lake图像在码书尺寸为2 048和4 096时,本文算法的比较次数分别下降到仅为矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法的27.78%、24.36%;而且,从表4可以看出,本文算法的压缩总耗时仅为矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法的1/2。总之,相比于矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法,本文算法能够在

保证基本相同的图像恢复质量的同时,大幅度降低计算复杂度、提高压缩速度。

上述对比证明,本文算法能在保证良好的图像恢复质量的前提下,以较小的计算复杂度实现高光谱图像的较快速压缩,且操作简单、实时性较好,具有实际应用价值。

## 4 结 语

本文根据高光谱数据在Hadamard变换域的特性,提出了变换域离散度排序的高光谱图像快速压缩算法,该算法引入离散度排序,根据具体数据选择有利的排列顺序对变换域的光谱矢量各维分量进行重新排序,具有较强的自适应性;同时,离散度排序使光谱矢量的大部分能量和差异集中在低维部分,结合设计的码字排除不等式使算法计算量大幅度减少;此外,利用排序后低维分量信噪比高的特征,可以降低噪声对聚类的干扰,保证良好的图像恢复质量。实验数据显示,从压缩质量和计算复杂度两方面比较,本文算法都明显优

于 LBG 算法;而相比矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法,本文算法平均峰值信噪比下降和平均信噪比下降都仅为 0.27 dB,平均均方误差增加仅为 31.7,图像恢复质量几乎不受影响,但比较、乘法、加法计算平均都减少 40%以上,压缩总耗时约减少一半,尤其是码书尺寸为 2 048 和 4 096 时比较计算甚至减少约 75%。综上所述,本文提出的变换域离散度排序的高光谱图像快速压缩算法,具有较强的自适应性,能在保证良好的图像恢复质量的同时大幅度降低计算复杂度和缩减压缩总耗时,实现高光谱图像的快速压缩。

### 参 考 文 献

- [1] Bioucas-Dias J, Plaza A, Camps-Valls G, et al. Hyperspectral Remote Sensing Data Analysis and Future Challenges [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2013, 1(2): 6-36
- [2] Tan Kun, Du Peijun, Wang Xiaomei. Multi-class Support Vector Machine Classifier Based on Separability Measure for Hyperspectral Remote Sensing Image Classification [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(2): 171-175(谭琨, 杜培军, 王小美. 利用分离性测度多类支持向量机进行高光谱遥感影像分类[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(2): 171-175)
- [3] Shi Beiqi, Liu Chun, Chen Neng, et al. Residential Area Recognition Using Texture Filtering from Hyperspectral Remote Sensing Imagery [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(8): 915-920(施蓓琦, 刘春, 陈能, 等. 利用高光谱遥感影像纹理滤波的城市居民地识别[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(8): 915-920)
- [4] Wang Kai, Shu Ning, Li Liang, et al. Weighted Hyperspectral Image Target Detection Algorithm Based on ICA Orthogonal Subspace Projection [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(4): 440-444(王凯, 舒宁, 李亮, 等. 利用 ICA 正交子空间投影加权的高光谱影像目标探测算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(4): 440-444)
- [5] Mielikainen J, Huang B. Lossless Compression of Hyperspectral Images Using Clustered Linear Prediction with Adaptive Prediction Length [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(6): 1 118-1 121
- [6] Li C, Guo K. Lossless Compression of Hyperspectral Images Using Interband Gradient Adjusted Prediction [C]. *Software Engineering and Service Science (ICSESS)*, 2013 4th IEEE International Conference on IEEE, Lanzhou, China, 2013
- [7] Singh V. Lossless Hyperspectral Image Compression Using Intraband and Interband Predictors [C]. *Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2014 International Conference on IEEE, Greater Noida, India, 2014
- [8] Li C, Guo K. Lossless Compression of Hyperspectral Images Using Three-Stage Prediction with Adaptive Search Threshold [J]. *International Journal of Signal Processing (Image Processing and Pattern Recognition)*, 2014, 7(3): 305-316
- [9] Anantha Krishnan S, Suresh K S, Ponmani E. Lossless Compression of Hyperspectral Images Using Multi Stage Prediction [J]. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2014, 9(18): 5 095-5 104
- [10] Karami A, Yazdi M, Mercier G. Compression of Hyperspectral Images Using Discrete Wavelet Transform and Tucker Decomposition [J]. *IEEE Journal on Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(2): 444-450
- [11] Ebadi L, Shafri H Z M. Compression of Remote Sensing Data Using Second-generation Wavelets: A Review [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2014, 71(3): 1 379-1 387
- [12] Qiao T, Ren J, Sun M, et al. Effective Compression of Hyperspectral Imagery Using an Improved 3D DCT Approach for Land-cover Analysis in Remote-sensing Applications [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(20): 7 316-7 337
- [13] Du Bo, Zhang Lefei, Zhang Mengfei, et al. Tensor-Based Principal Component Analysis for Face Image Compression and Re-construction [J]. *Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2013, 41(S2): 201-204(杜博, 张乐飞, 章梦飞. 基于张量主成分分析的人脸图像压缩与重构[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(S2): 201-204)
- [14] Cheng K J, Dill J C. An Improved EZW Hyperspectral Image Compression [J]. *Journal of Computer and Communications*, 2014, 2-31
- [15] Chen Shanxue, Wu Libin, Wang Jianguo, et al. A Fast Method for Coding Hyperspectral Signal [P]. Chinese Patent: 201110272304X, 2011-11-28(陈善学, 吴立彬, 王佳果, 等. 一种超谱信号的快速压缩编码方法[P]. 中国专利: 201110272304X, 2011-11-28)
- [16] Chen Shanxue, Han Yong, Yu Jiajia, et al. Compression Algorithm of Hyperspectral Image Based

- on Vector Dimension Segmentation Quantization [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(9): 1 989-1 993(陈善学, 韩勇, 于佳佳, 等. 矢量维数分割量化的高光谱图像压缩算法[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(9): 1 989-1 993)
- [17] Wen J, Ma C, Zhao J. FIVQ Algorithm for Interference Hyper-spectral Image Compression[J]. *Optics Communications*, 2014, 322: 97-104
- [18] Li X, Ren J, Zhao C, et al. Novel Multivariate Vector Quantization for Effective Compression of Hyperspectral Imagery[J]. *Optics Communications*, 2014, 332: 192-200
- [19] Sujithra D S, Manickam T, Sudheer D S. Compression of Hyperspectral Image Using Discrete Wavelet Transform and Walsh Hadamard Transform [J]. *International Journal of Advanced Research in Electronics and Communication Engineering*, 2013, 2(3): 314-319
- [20] Chen Shanxue, Li Fangwei. Research on Vector Quantization Technology and Its Application in Image-Signal Processing[M]. Beijing: Science Press, 2009: 50-53; 60-129; 156-168(陈善学, 李方伟. 矢量量化技术及其在图像信号处理中的应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 50-53; 60-129; 156-168)
- [21] Linde Y, Buzo A, Gray R. An Algorithm for Vector Quantizer Design [J]. *IEEE Transactions on Communication*, 1980, 28(1): 84-95

## Fast Compression Algorithm for Hyperspectral Image Based on Dispersion Sorting in Transform Domain

CHEN Shanxue<sup>1</sup> ZHENG Wenjing<sup>1</sup> ZHANG Jiajia<sup>1</sup> LI Fangwei<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

**Abstract:** A fast compression algorithm for hyperspectral images based on dispersion sorting in transform domain is proposed. Considering the characteristics of hyperspectral data in the Hadamard domain, the proposed algorithm selects a favourable order adaptively and sorts the dimensions of spectral vectors by dispersion. Consequently, the energy and difference of the spectral vectors is concentrated on the lower dimensions and the dimensions of high signal to noise ratio are moved into low dimensional subspace. Then, efficient eliminating inequalities are constructed. When combined with the LBG (Linde Bazo Gray) clustering algorithm, the proposed algorithm quickly completes the encoding of hyperspectral images via vector quantization. Experiments were conducted under different compression ratios. The results show that, the compression algorithm for hyperspectral images as presented in this paper can reduce the computational complexity significantly when completing fast compression based on the precondition of good recovery quality.

**Key words:** hyperspectral image; image compression; dispersion sorting; Hadamard transform; vector quantization

**First author:** CHEN Shanxue, PhD, professor, specializes in image processing and multimedia communication, E-mail: chee420@163.com

**Corresponding author:** ZHENG Wenjing, postgraduation, E-mail: zhengwj712@163.com

**Foundation support:** The Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University, No. IRT1299; the Special Fund of Chongqing Key Laboratory (CSTC); the Science and Technology Research Project of Chongqing Education Commission, No. KJ1400416.