

文章编号: 0258-7025(2010)Supplement 1-0219-06

# 一种基于主元分析和整数小波变换的超光谱图像 压缩新方法

范纪铭<sup>1,2</sup> 周建康<sup>1,2</sup> 沈为民<sup>1,2</sup>

(<sup>1</sup>苏州大学现代光学技术研究所, 江苏 苏州 215006)  
(<sup>2</sup>江苏省现代光学技术重点实验室, 江苏 苏州 215006)

**摘要** 提出一种基于保留最佳主成分的主元分析法(PCA)和整数小波变换相结合的超光谱图像压缩新方法,PCA 能够有效地消除超光谱图像的谱间相关性,而整数小波变换在去除空间相关性方面具有长处。对超光谱图像的空间进行等份分割,进行 PCA 和小波变换编码,能够有效地减少运行时间,通过建立压缩比与保留主成分(PC)个数之间的非线性关系模型,快速求出任意压缩比下保留 PC 的最佳个数。通过对 AVIRIS 光谱成像仪和研制的超光谱成像仪的光谱图像压缩分析表明,这种改进的主元分析和整数小波变换相结合的算法在压缩效果和运行速度方面有明显提高,更易于硬件实现。

**关键词** 图像处理;超光谱图像压缩;主元分析;小波变换;主成分

**中图分类号** TN919.81 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201037s1.0219

## Hyperspectral Image Compression Using Improved Principal Component Analysis and Integer Wavelet Transform

Fan Jiming<sup>1,2</sup> Zhou Jiankang<sup>1,2</sup> Shen Weimin<sup>1,2</sup>

(<sup>1</sup>Modern Optical Technology Institute, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China)  
(<sup>2</sup>Key Laboratory of Modern Optical Technology of Jiangsu Province, Suzhou, Jiangsu 215006, China)

**Abstract** A combined method based on improved principal component analysis(PCA) and integer wavelet transform is proposed for hyperspectral image compression. PCA can effectively reduce the spectral correlation of hyperspectral image and integer wavelet transform by using lift scheme is widely used for spatial decorrelation. The code speed dramatically decreases when the spatial size becomes large. The hyperspectral images are partitioned into several blocks with same size and each block is encoded by PCA and integer wavelet transform independently. A non-linear model is setup to estimate the optimal retained number of principal component(PC) at any compression ratio. When the optimized compression methods are using on the hyperspectral images of the AVIRIS instrument and our developing hyperspectral imager, the compression effects is competitive and it runs fast comparing with common PCA followed by integer wavelet transform. This method is also easily completed on the hardware.

**Key words** image processing; hyperspectral image compression; principal component analysis; integer wavelet transform; principal component

### 1 引 言

超光谱成像仪可以获得波段狭窄且连续的图

像,通过分析采集到的光谱图像,可以得到被测物的光谱特征,从而直接识别被测物,在民用和军用两方

**收稿日期**: 2010-01-05; **收到修改稿日期**: 2010-04-04

**基金项目**: 国家 863 计划(2007AA12Z103)资助课题。

**作者简介**: 范纪铭(1986—),男,硕士研究生,主要从事基于数字信号处理的超光谱图像压缩方面的研究。

E-mail: fanjiming117@126.com

**导师简介**: 沈为民(1963—),男,研究员,博士生导师,主要从事光学设计、光学仪器制造等方面的工作。

E-mail: swm@suda.edu.cn

面都有十分重要的应用价值<sup>[1]</sup>。但超光谱图像的海量数据给数据的存储、传输和处理带来极大的挑战,因此必须对其进行压缩编码。

从信息论的角度来看,压缩是通过去除相关性来达到压缩效果的。超光谱图像存在两种相关性,表现为谱间和空间相关性<sup>[2]</sup>。在去除谱间相关性上,常用的方法有主元分析法(PCA)或者 Karhunen-Loeve 变换<sup>[3,4]</sup>、小波变换(DWT)、预测(DPCM)等,在空间相关性的去除上可以使用已经成熟的二维图像压缩技术,主要有矢量量化,离散余弦变换 DCT<sup>[5]</sup>,DWT 及其嵌入式编码, JPEG2000 等。近年来,基于三维小波变换编码的方法被许多学者广泛研究,例如基于三维等极树集合划分算法(3D-SPIHT)<sup>[6,7]</sup>。三维集合分裂嵌入式零块编码(3D-SPEZBC)<sup>[8]</sup>等。目前,各种方法混合实现超光谱图像压缩成为研究的热点。

本文提出一种基于 PCA,整数 DWT 和多极树集合分裂编码(SPIHT)相结合的混合算法,可选择任意压缩比进行数据压缩。分析了混合算法在空间尺寸变大下运算时间突增的情况,对光谱图像进行空间分割分块,依次进行 PCA + DWT + SPIHT。其次在数据分析的基础上,对 PCA 作改进,保留了适当个数的主成分(PC),发现能达到最佳的压缩效果。并设计出一个非线性模型,可以快速地近似求出在任意压缩比下保留的 PC 个数。通过实验分析,改进后的算法和原有算法相比,在峰值信噪比(PSNR)和压缩时间上都取得了不错的效果。

## 2 PCA + DWT + SPIHT 压缩系统

### 2.1 压缩流程

采用的压缩过程如图 1 所示,首先采用 PCA 对超光谱图像进行降维,得到 PC 和转换矩阵,根据所需的压缩比,对 PC 进行码流分配,依次进行 DWT 和 SPIHT,最终编码成压缩码流。转换矩阵的每一元素都是由 32 bit 组成的浮点数,所以并没有继续进行其他类型的熵编码,而是直接存储在压缩码流

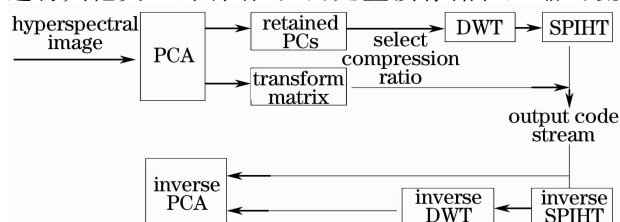


图 1 超光谱图像压缩过程

Fig. 1 Compression processing of hyperspectral image

中。解码过程则完全是编码过程的反演,相继解码出 PC 和转换矩阵,通过 PCA 反变换,得到重构图像。

### 2.2 PCA 降维的原理

PCA 利用线性变换对超光谱数据进行特征提取,产生一个新的低维子空间,在新的子空间中,各波段之间的相关性基本消除,用其中的一些 PC 就可以代表原始光谱数据中的大部分信息。假设超光谱数据有  $L$  个波段,每个波段的像素个数为  $M \times N$ ,将每个波段的数据放入一个一维数组,则超光谱数据都存放在一个  $L$  行  $M \times N$  列的二维数组  $\mathbf{X}$  中,具体实现降维的步骤如下:

1) 计算  $\mathbf{X}$  的均值向量和协方差矩阵  $\mathbf{C}_x$ ,

$$\mathbf{C}_x = \mathbf{E}[(\mathbf{X} - m)(\mathbf{X} - m)^T], \quad m = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \mathbf{X}_i. \quad (1)$$

2) 计算协方差矩阵  $\mathbf{C}_x$  的特征值  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$  和相应的特征向量  $\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \dots, \mathbf{t}_L$ , 由特征向量组成的矩阵  $\mathbf{A}$  就是 PCA 中的变换矩阵。

3) 将数据从这个空间变换到另外一个空间,  $\mathbf{Y} = \mathbf{A}(\mathbf{X} - m)$ , 降维就在这一步完成,给定一个阈值  $T$  (如 97%), 计算出保留的主成分个数  $P, P < L$ , 这样变换后的数据就从  $L$  维降低到  $P$  维。

### 2.3 整数 DWT 和 SPIHT 编码

在去除空间相关性上,利用第二代整数 DWT,它的基本思想是建立在双正交小波和完全可恢复滤波器组的理论上<sup>[9~11]</sup>,在保持小波双正交特性下,通过所谓的提升和对偶提升过程,来改善小波的性能。整数 DWT 完全基于空域进行构造,不需要频谱分析,最大的特点在于变换后的小波系数是整数,易于硬件处理实现。

使用在整数 DWT 中被公认为最佳的(9,7)小波,其计算公式为

$$\begin{aligned} d_n^1 &= x(2n+1) + [\alpha(x(2n) + x(2n+2)) + 1/2], \\ S_n^1 &= x(2n) + [\beta(d_n^1 + d_{n-1}^1) + 1/2], \\ d_n &= d_n^1 + [\gamma(S_n^1 + S_{n+1}^1) + 1/2], \\ S_n &= S_n^1 + [\delta(d_n + d_{n-1}) + 1/2], \end{aligned} \quad (2)$$

式中  $\alpha \approx -1.586134342, \beta \approx -0.05298011854, \gamma \approx 0.8829110762, \delta \approx 0.4435068522$ 。

DWT 本身并不具有压缩的功能,它变换后的小波系数呈现特定的分布性,主要系数集中在低频带,而低频带是表征图像的大体轮廓,高频带则主要都是趋向于 0 值左右的不重要系数,是用来表征图

像的细节部分。如果用普通的熵编码对小波系数进行编码,那显然没有利用到 DWT 的作用,压缩效果可见一般。所以针对 DWT 而出现的嵌入式编码对此展现出很好的编码效果,利用可控制压缩码流 SPIHT 进行小波系数的编码和解码。SPIHT 的主要思想是通过方向树最有效地表示有效值映射,通过对树的划分,将尽可能多的无效值系数汇集在一个子集中,用一个单位符号表示。SPIHT 在编码时不需传输系数的坐标,进一步提高了编码效率。

### 2.4 基于分割分块的处理

需要压缩的超光谱数据的空间尺寸变大,会给 PCA 和变换编码带来很大的计算复杂度。表 1 是 AVIRIS 的 Cuprite 场景 1 的光谱数据的压缩时间。从表中看出,当图像的空间尺寸从 64 pixel × 64 pixel,增加到 256 pixel × 256 pixel 的过程中(波段数保持 224 不变),图像的尺寸变化了 4 倍和 16 倍,运算时间却增加了近 18 倍和 190 倍。随着光谱图像空间尺寸的逐渐增大,运算速度将给实时处理带来巨大困难。

表 1 不同空间大小下算法的运算时间

Table 1 Process time of algorithm at different spatial sizes

Parameters	Value		
Image size /pixel	64×64	128×128	256×256
Compression ratio / bit/(pixel·band)	0.5	0.5	0.5
PCA time /s	2.5	13.8	38.2
Encode time /s	8.55	183	2132.8
Total time /s	11.05	196.8	2171

为了提高算法的速度和减少内存消耗,对超光谱数据按空间尺寸进行分割分块,对这些数据块依次进行 PCA+DWT+SPIHT,从而提高了整个算法的时间效率。从表 1 看出,分割以后块的尺寸越小,速度将会越快,但实际中随着分割块数越多,PSNR 也会发生一定量的降低,且会引起重构图像的分块现象。选取合适的分块尺寸则是分割方法中的重要部分。

## 3 PCA 的改进

### 3.1 PCA 中保留适量的 PC

PCA 的作用是降低超光谱图像的维数,保留部分 PC 就可以达到降维的目的,PC 保留的个数则成为关键所在。文献[12]选取保留 PC 方法是设定一个阈值,当特征值的累计贡献率达到此阈值时,就保留相应数量的 PC。然而阈值的设定并无理论支撑。

实际上,从 AVIRIS 的 Cuprite 场景 1 的压缩结果分析,在同样的码率下,随着保留 PC 个数的增多,PSNR 会发生奇怪的变化。图 2 是 PSNR( $R_{PSN}$ )随  $P$  变化的曲线图,其中  $P$  表示保留 PC 的个数。从图中可以看出,PSNR 会随着  $P$  的增加先上升,在到达最大值后却逐渐下降。发生这种情况的主要原因有两个:第一,PC 按照特征值的大小依次排列,排列在前面大特征值对应的 PC 包含了大量的图像信息,所以在保留 PC 个数逐渐增加的初始阶段,重构图像的 PSNR 会逐渐上升;第二,小特征值对应的 PC 表征图像的噪声或者边缘信息,随着 PC 个数的不断增加,编码器要为其分配码流,不重要的 PC 同样被后续的 SPIHT 进行了编码,这样在同码率下,保留更多 PC 造成的后果是,每个 PC 分配的码流就会变少,带来重构图像 PSNR 的下降。

图 2 是利用 PCA+DWT+SPIHT 对 AVIRIS 中的 Cuprite 场景 1 进行压缩。每波段像素为 128 pixel × 128 pixel,共 224 波段。

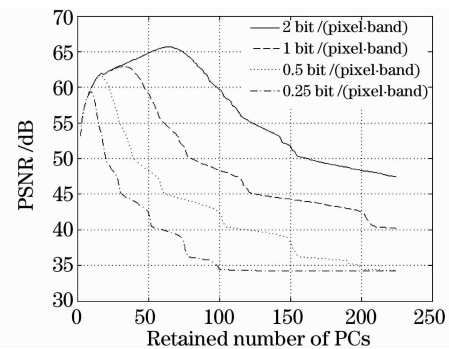


图 2 编码不同 PC 个数时的 PSNR

Fig. 2 PSNR performance as the number of PC coded varies

利用一般保留 PC 的方法进行对比,即按特征值累计贡献率达到某个阈值选择保留 PC 个数。表 2 是 AVIRIS 中 Cuprite 场景 1 的数据经过 PCA 后 PC 的统计分布情况,每幅图像像素为 128 pixel × 128 pixel。

表 2 PC 统计分布情况

Table 2 Statistical distribution of PC

PC	Eigenvalues	Total contribution /%
1	5719957.02	97.55
2	68960.86	98.73
3	30023.04	99.23
4	11925.23	99.44
...	...	...
60	93.58	99.95
...	...	...
224	1.51	100

128 pixel,共 224 个波段,按照特征值的大小依次排列,如果设定阈值为 99.95%,从表中得出保留 PC 个数为 60,然而对照图 2 可以明显看出,保留 60 个 PC,在任何码率下重构图像都未达到最佳 PSNR。而当阈值设为 100%时,即保留所有 224 个 PC,此时 PSNR 却表现得更不理想。

### 3.2 非线性模型的建立

从上面对比得出,保留适当数量的 PC 才能使重构图像达到最佳压缩效果。表 3 是 224 波段的 AVIRIS 数据中 128 pixel×128 pixel 的计算结果,在此过程中必须运算所有保留 PC 个数的情况,才能找到重构图像 PSNR 的最大值。如果要获得其他码率(例如 1.6,0.8,0.32 等)下保留的 PC 个数,就需要进行所有保留情况下的运算,从而寻找到最佳个数。由于本算法的特点在于码率的可控性,不断地寻找最佳个数给码率的可选择性带来了困难,而且增加了运算时间。

表 3 不同码率下最佳保留的 PC 个数

Table 3 Best number of PC at different compression rates

Parameters	Value				
Compression ratio / bit/(pixel·band)	0.25	0.32	0.5	1	2
Optimal retained number of PCs	9	12	16	32	64

利用已知的码率和最佳保留 PC 个数之间的关系,选择二次多项式进行拟合,得出两者之间的曲线关系(如图 3 所示),它们之间近似的数学表达式为

$$y = 1.2361x^2 + 28.5155x + 2.0498, \quad (3)$$

式中  $y$  表示保留 PC 的最佳个数, $x$  为码率。通过(3)式,可以快速求得任意码率下保留 PC 的最佳个数,举例来说,对 AVIRIS 数据的 Cuprite 场景 1 进行压缩,当算法要求码率为 0.4,通过(3)式求得的 PC 个数为 13.6537,近似为 14,而实际情况,最佳 PC 个数就是 14,重构图像的 PSNR 达到最大的

61.9728。这种利用曲线模拟 PC 个数的方法,在很接近真实值的前提下,给算法的实现节省了大量的时间。

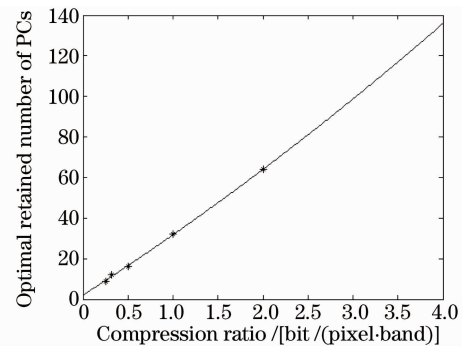


图 3 最佳 PC 保留个数的拟合曲线

Fig. 3 A non-linear curve of the best number of PC

这里的混合算法是将数据进行分割分块处理,利用已经建立好的模型,可以近似计算其他分割块中最佳保留 PC 的个数。表 4 是非线性模型的模拟值和其实际值的对比。从中可以发现,模拟值和实际值相差很小,甚至在 0.25 bit/(pixel·band)下,模拟值和实际值相同。而模拟值和实际值对应重构图像的 PSNR 差距很小,不超过 1 dB,说明这种模型在同一幅图像其他分割块中具有很好的应用。

通过实验发现,非线性模型同样能较好地应用于 AVIRIS 图像数据的不同场景,具有很强的普适性。表 5 是非线性模型在其他场景中的应用,从中可以发现,利用非线性模型求出的模拟值接近于实际值,对应的重构图像的 PSNR 也相差很小。这里提出的非线性模型对于不同场景的普遍适应性,给 AVIRIS 图像数据的压缩带来实际应用价值。表 5 中数据来源于 AVIRIS 中的 Cuprite 场景 2, Cuprite 场景 3, Jasper 场景 1, Jasper 场景 2,每个场景图像尺寸大小为 128 pixel×128 pixel,波段数 224。

表 4 非线性模型在其他数据块中的应用

Table 4 Application of non-linear model in other dataset

	1 bit/(pixel·band)		0.5 bit/(pixel·band)		0.25 bit/(pixel·band)		
	Simulative value	Actual value	Simulative value	Actual value	Simulative value	Actual value	
Dataset 2	number of PCs	32	31	17	16	9	9
	PSNR	64.09	64.54	62.24	62.63	59.84	59.84
Dataset 3	number of PCs	32	35	17	18	9	10
	PSNR	62.86	63.10	60.66	61.20	58.58	59.12

表 5 非线性模型在其他场景中的应用  
Table 5 Application of non-linear model in other images

		0.5 bit/(pixel·band)		0.25 bit/(pixel·band)		0.125 bit/(pixel·band)	
		Simulative value	Actual value	Simulative value	Actual value	Simulative value	Actual value
Cuprite	number of PCs	17	16	9	9	6	5
scene2	PSNR	60.76	60.77	59.28	59.28	55.94	56.10
Cuprite	number of PCs	17	17	9	10	6	5
scene3	PSNR	60.48	60.48	58.25	58.35	55.40	55.60
Jasper	number of PCs	17	18	9	10	6	6
scene1	PSNR	64.56	64.60	62.30	62.53	59.80	59.80
Jasper	number of PCs	17	18	9	10	6	6
scene2	PSNR	63.44	63.47	60.55	60.78	57.62	57.62

### 4 实验结果

选用两组数据来进行算法的测试,试验数据 1 来源于 AVIRIS 中的 Cuprite 场景 1<sup>[13]</sup>,选取其中 256 pixel×256 pixel 的空间分辨率,224 个波段。试验数据 2 来源于实验室研制的光谱仪对苏州某一高楼成像的场景,选取其中 256 pixel×256 pixel 的空间分辨率,256 个波段。对这两组数据分别采用算法 1:基于阈值选取 PC 的 PCA+DWT+SPIHT。算法 2:基于保留最佳 PC 个数的 PCA+DWT+SPIHT。

表 6,7 分别是 AVIRIS 数据和实验室研制的光谱仪成像数据在两种算法下的压缩效果。从两张表

中可以发现:算法 2 选择保留最佳个数的 PC, PSNR 高于算法 1,尤其在低码率下(0.25 或 0.125),PSNR 上的差距显得尤为明显。说明保留最佳个数的 PC 在低码率下对压缩性能起重大作用。另一方面,两种算法均采用分割分块的处理,算法 1 和 2 分别将 256 pixel×256 pixel 的空间大小分割成 4 块和 16 块,从所用时间可看出,分割分块可以明显降低运算时间。如果利用信号处理芯片 DSP 进行仿真,运算时间会有进一步的减少。

图 4,5 分别是两组数据在两种算法下重构图像的对比。当处于低码率时,算法 2 的重构图像明显优于算法 1。

表 6 基于数据 1 的改进算法和原有算法的有损编码性能比较

Table 6 Lossy compression performance comparison of improved and original algorithm based on data set 1

Compression ratio / bit/(pixel·band)	Algorithm 1:PCA+DWT+SPIHT		Algorithm 2:Improved PCA+DWT+SPIHT	
	PSNR /dB	Time /s	PSNR /dB	Time /s
2	64.12	1971.1	64.84	604.6
1	60.48	1047.8	62.13	310.8
0.5	49.55	493.8	60.24	178.6
0.25	43.79	271.6	58.04	107.8

表 7 基于数据 2 的改进算法和原有算法的有损编码性能比较

Table 7 Lossy compression performance comparison of improved and original algorithm based on data set 2

Compression ratio / bit/(pixel·band)	Algorithm 1:PCA+DWT+SPIHT		Algorithm 2:Improved PCA+DWT+SPIHT	
	PSNR /dB	Time /s	PSNR /dB	Time /s
2	43.34	2528.3	43.55	842.7
0.25	41.23	317.9	42.06	249.1
0.125	35.80	253	40.51	119.8
0.0625	27.42	197	40.38	105



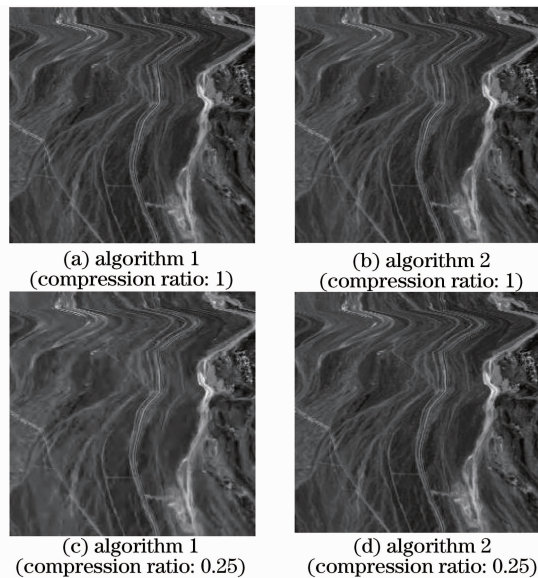


图 4 两种算法下数据 1 第 100 波段的压缩效果  
Fig. 4 100th band of data set 1 compression effect at two algorithms

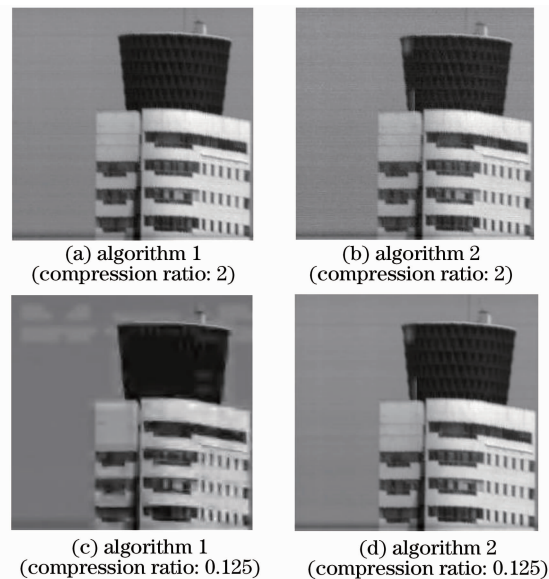


图 5 两种算法下数据 2 第 100 波段的压缩效果  
Fig. 5 100th band of data set 2 compression effect at two algorithms

## 5 结 论

运用了一种混合算法来实现超光谱图像的压缩,利用 PCA 去除谱间相关性,采用整数 DWT 去除空间相关性,由 SPIHT 编码成最终的压缩码流。在算法的处理上,采用分割分块的思想,将光谱图像数据按照空间尺寸进行分块,依次进行去相关和变换编码,降低了算法的运行时间。在数据分析的基础上,发现保留适量的 PC,重构图像可以获得最佳的 PSNR。模拟出一个非线性模型,在任意码率下

快速求得保留 PC 的最佳个数,并较好地适用于同一光谱图像的其他数据块和 AVIRIS 光谱图像的其他场景。提出的 PCA+DWT+SPIHT 的混合算法比原有算法在重构图像 PSNR 上有明显提高,且运算时间大大减少。提出的非线性模型在获得最佳 PC 个数上,对于 AVIRIS 光谱图像具有普遍适应性,对其光谱图像的压缩具有实用价值。

## 参 考 文 献

- Huang Jing, Zhu Rihong, Li Jianxin. Hyperspectral image coding based on three-dimensional inter wavelet transform [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, **12**(28): 2274~2279  
黄 菁, 朱日宏, 李建欣. 基于三维整数小波变换的高光谱图像编码方法[J]. *仪器仪表学报*, 2007, **12**(28): 2274~2279
- Sun Lei, Luo Jianshu, Gu Defeng. Hyperspectral image compression algorithm based on prediction between bands 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
- Wang Shugen, Wang Junli, Guo Liyan. Shadow detection of color aerial images based on K-L transformation[J]. *Journal of Geomatics*, 2004, **29**(2): 21~23  
王树根, 王军利, 郭丽艳. 基于 K-L 变换的彩色航空影像阴影检测[J]. *测绘信息与工程*, 2004, **29**(2): 21~23
- Zhang Xiaoling, Shen Lansun. Research advance on lossless compression of hyperspectral image[J]. *Measurement and Control Technology*, 2004, **23**(5): 23~27  
张晓玲, 沈兰荪. 高光谱图像的无损压缩研究进展[J]. *测控技术*, 2004, **23**(5): 23~27
- J. A. Saghri, A. G. Tescher, J. T. Reagan. Practical transform coding of multispectral imagery [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1995, **12**(1): 32~43
- Ma Jing, Wu Chengke, Chen Dong *et al.*. Compression of interference spectral image based on weighted rate-distortion optimization for SPIHT [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(3): 430~436  
马 静, 吴成柯, 陈 东等. 基于加权率失真优化 SPIHT 算法的干涉多光谱图像压缩[J]. *光学学报*, 2007, **27**(3): 430~436
- Zhou Youxi, Li Yunsong, Wu Chengke. Environmental satellite multispectral images compression algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(3): 336~340  
周有喜, 李云松, 吴成柯. 环境卫星多光谱图像压缩算法[J]. *光学学报*, 2006, **26**(3): 336~340
- Hou Ying, Liu Guizhong. Three-dimensional set partitioned embedded zero block coding algorithm for hyperspectral image compression[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(1): 67~73  
侯 颖, 刘贵忠. 基于三维集合分裂嵌入式零块编码算法的超光谱图像压缩[J]. *光学学报*, 2008, **28**(1): 67~73
- Wim Sweldens. The lifting scheme: a construction of second generation wavelets[J]. *MSIAM J. on Mathematical Analysis*, 1997, **29**(2): 511~546
- I. Daubechies, W. Swelden. Factoring wavelet transforms into lifting steps[J]. *J. Fourier. Anal. Appl.*, 1998, **4**(3): 247~269
- W. Sweldens. The lifting scheme: a new philosophy in biorthogonal wavelet constructions[C]. *SPIE*, 1995, **2569**: 68~69
- Tian Ye, Zhao Chunhui, Ji Yaxin. The principal component analysis applied to hyperspectral remote sensing image dimensional reduction [J]. *Journal of Harbin Normal University(Natural Science)*, 2007, **5**(23): 58~60  
田 野, 赵春晖, 季亚新. 主成分分析在高光谱遥感图像降维中的应用[J]. *哈尔滨师范大学学报(自然科学学报)*, 2007, **5**(23): 58~60
- [http://aviris.jpl.nasa.gov/html/aviris\\_freedata.html](http://aviris.jpl.nasa.gov/html/aviris_freedata.html)[EB/OL]