

文章编号: 0253-2239(2003)11-1335-6

# 实用型模块化成像光谱仪多光谱图像的信噪比估算及压缩方法研究\*

蒋青松 王建宇

(中国科学院上海技术物理研究所二室, 上海 200083)

**摘要:** 采用局部标准差法和去相关法对实用型模块化成像光谱仪多光谱图像的信噪比进行估算。这两种方法已将地物变化的影响降低到很低的程度。这样在大气订正后, 图像的信噪比性能充分反映出遥感仪器的信噪比性能。针对图像压缩, 提出控制各波段恢复图像的峰值信噪比刚好大于原始图像的信噪比, 使由压缩算法本身所带来的噪声限制在原始图像的噪声范围之内。结合这种压缩思想, 用基于离散余弦变换和基于离散小波变换的压缩算法, 对实用型模块化成像光谱仪多光谱图像进行压缩。实验表明, 利用这种方法, 对于高信噪比的波段, 图像信息得到了保真; 对低信噪比的波段, 压缩倍数提高迅速且恢复图像视觉无失真, 对整幅成像光谱图像, 压缩性能提升显著——当压缩比等于 37.95 倍时, 峰值信噪比等于 45.86 dB。

**关键词:** 信息光学; 图像压缩; 多光谱图像; 信噪比估算; 离散余弦变换; 离散小波变换

中图分类号: O438 文献标识码: A

## 1 引 言

实用型模块化成像光谱仪<sup>[1]</sup> (Operational modular imaging spectrometer, OMIS) 由中国科学院上海技术物理研究所研制, 是一种带有稳定平台的新机型载遥感器, 具有 128 个波段, 覆盖了从可见光到热红外的光谱范围, 采用 12 bit 编码。通过对多光谱图像在空间维和光谱维方向的数据特性进行分析<sup>[2]</sup>, 可知多光谱图像内部存在很大的相关性, 为多光谱图像的压缩奠定了理论基础。为了方便数据的广泛应用和仪器的优化改进, 对遥感器获取的成像光谱数据要有定量的质量评价。各通道数据的信噪比是一个非常重要的评价量, 该度量对用户来说是必需的, 因为噪声的大小决定了识别地物光谱中吸收特征所能达到的精度, 以及地物识别的精度。而要识别一个位置的吸收特征, 要求噪声的幅度必须小于该吸收峰深度。所以噪声大小对于判断某个吸收特征的识别是否可能是必需的。仅仅只有噪声信息还不够, 因为同样水平的噪声在信号弱时对数据质量的影响要比信号强时大, 所以必须考虑信噪比。

本文采用局部标准差法和去相关法两种信噪比

分析方法, 对实用型模块成像光谱仪图像的各波段数据的信噪比进行了估算, 指出基于空间和光谱维去相关的方法比较可靠, 并给出了实际的计算结果。根据实验结果, 本文提出在图像压缩当中, 应控制各波段恢复图像的峰值信噪比 (Peak signal-to-noise ratio, PSNR) 大于原始图像的信噪比 (Signal-to-noise ratio, SNR), 使由压缩算法本身所带来的噪声限制在原始图像的噪声范围之内, 对图像整体质量的影响减至最小。结合这种压缩思想, 用基于离散余弦变换 (Discrete cosine transform, DCT) 的压缩算法和基于离散小波变换 (Discrete wavelet transform, DWT) 的压缩算法 (这两种算法结构简单, 计算量小, 便于在数字信号处理器 (DSP) 上实现对图像的实时压缩<sup>[3]</sup>), 对实用型模块成像光谱仪多光谱图像进行压缩。实验结果表明, 利用这种方法, 对于高信噪比的波段, 图像质量得到了保真; 对低信噪比的波段, 压缩得到很大提高, 对整幅成像光谱图像, 它的压缩倍数就上去了, 而图像的有用信息也几乎完整地保留下来了。

基于离散余弦变换的压缩算法参考了国际标准化组织 (ISO) 发布的基于离散余弦变换的 JPEG<sup>[4]</sup> (Joint photographic experts group) 压缩算法思想, 先进行离散余弦变换正变换, 再对离散余弦变换系数进行量化, 并对量化后的直流系数和交流系数分别进行差分编码或游程编码, 最后再进行熵编码, 原

\* 国家高技术研究发展计划 (863 计划) 星载高光谱成像仪海量数据压缩 (863-103-05-05) 资助课题。

E-mail: qsjangyw@sina.com

收稿日期: 2002-10-11; 收到修改稿日期: 2002-11-20

理框图如图 1 所示。

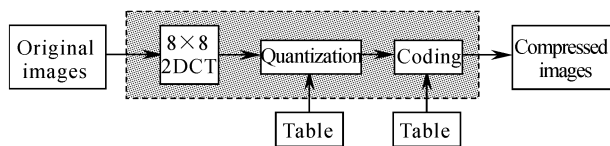


Fig. 1 DCT-based JPEG compression algorithm

基于离散小波变换的压缩算法先将图像分解为低频分量  $S_j$  及高频分量  $\{W_j^1, W_j^2, W_j^3\}_{j=-J+1 \sim -1}$ 。一级小波变换将原始图像分解成一个低频信号和三个方向的高频分量信号(水平方向、垂直方向及对角方向),即每一层分解为四个子带信号,低频信号又可分解成四个子带,故总的子带数为  $3K+1$ ,其中  $K$  为分解层数,如图 2 所示。对所得到的低频分量及高频细节分量  $\{W_j^1, W_j^2, W_j^3\}_{j=-J+1 \sim -1}$ ,根据人类的视觉生理特性分别作不同策略的量化与编码处理。例如,对于低频分量采用快速余弦变换(离散余弦变换)结合“之”字形扫描、熵编码方法(如 Huffman 编码、算术编码、矢量量化等)进行压缩。对于高频细节分量可以采用量化,去掉人眼不敏感的高频成分并结合熵编码方法的压缩方法。

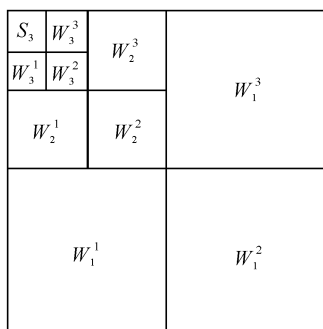


Fig. 2 Coefficient distribution of 2DWT

## 2 多光谱图像信噪比分析

噪声主要有两大类:加性噪声和乘性噪声。加性噪声的大小和信号大小无关,而乘性噪声则正好相反。跟大多数成像光谱图像一样,实用型模块成像光谱仪图像的局部方差和局部均值之间没有明显的趋势,从而验证了实用型模块成像光谱仪信号中的噪声也主要是加性噪声,而不是乘性噪声(限于篇幅,不再展开论证,详见参考文献[1]);另外,实用型模块成像光谱仪信号中的噪声自身是不相关的,主要是随机噪声。实用型模块成像光谱仪,作为一种具有 128 波段、瞬时视场为 3 mrad、光谱分辨力为 10 nm 的新型遥感器,系统非常复杂,噪声因素很多,各因素的特性也多种多样。为了计算数据的信

噪比,不能直接从噪声特性入手,而应从信号的相关性着手,运用去相关的方法可靠地求出各波段的噪声大小,进而求出信噪比。下面就噪声分析方法逐一介绍。

### 2.1 局部标准差法

该方法使用了局部均值(Local mean, LM)和局部标准差<sup>[5]</sup>(Local standard deviation, LSD)的概念,其基本思想是:由于选择一定大小的均匀区域比较困难,那么就把图像分割成一个小区域,这些小区域内基本上可以认为是均匀的;分别计算这些小区域内的局部标准差作为局部噪声大小,并选择众数最多的那个区间的局部标准差作为整个图像的平均噪声值。这种方法可普遍适用于各种遥感图像的信噪比估算,但仍一定程度上受地物目标均匀程度的影响。具体的操作步骤如下:

1) 将图像分割成  $4 \times 4$ , 或  $5 \times 5$ , …, 或  $8 \times 8$  的小块,对于每一个图像子块,信号的局部均值  $M_L$  由下式得到

$$M_L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} S_i, \quad (1)$$

这里  $S_i$  是图像子块中第  $i$  个像素的灰度值;  $N$  是图像子块中所有像素的总数。局部标准差由下式得到

$$D_{LS} = \left[ \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{i=N} (S_i - M_L)^2 \right]^{1/2}. \quad (2)$$

对于均匀的图像子块,局部标准差较小,而对不均匀的图像子块,如包含图像边缘或纹理特征子块,局部标准差则较大。计算出整幅图像的局部均值(记为  $M_L^0$ )、所有图像子块的局部标准差,并找出所有图像子块中最大和最小的局部标准差。

2) 在最小和最大的局部标准差之间,建立若干个等值间隔的区间。将所有子块的局部标准差按照值的大小依次排入相应的区间。对每个区间的局部标准差的个数进行计数,计数值最大的那个区间的局部标准差的平均值即为整幅图像的噪声,记为  $D_{LS}^0$ 。

3) 由下式可求得整幅图像的信噪比  $R_{SN}$ :

$$R_{SN} = 20 \lg \frac{M_L^0}{D_{LS}^0}. \quad (3)$$

以海水、荒漠、城市、农田 4 幅不同地物特征的图像作为测试目标,进行实验,并计算出信噪比,如图 3 所示:横轴表示波段号,纵轴表示信噪比。

这种分析方法的原理决定了其计算结果会受地物目标、计算区域的子区域的均匀程度等因素的影响,因而不能精确反映图像的真实信噪比,跟图像的真实信噪比会有少许偏差。

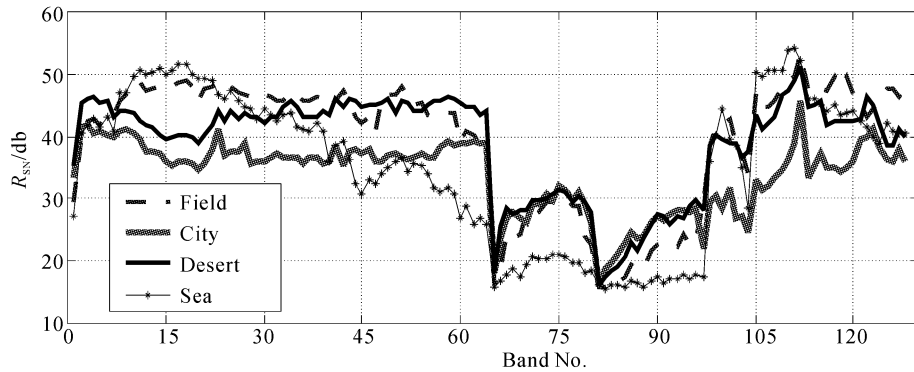


Fig. 3 Signal-to-noise ratio calculated by local standard deviation method

## 2.2 去相关法

成像光谱仪是个复杂的系统,在信号中引入噪声的因素很多。直接从噪声特性着手要估计噪声的大小有一定的难度。另一方面,成像光谱仪高空间分辨率和高光谱分辨率的特性,加上地物的连续性,使得成像光谱数据在空间和光谱维上均具有很高程度的相关性。去相关的方法则是利用了这一点,将原始数据中,这种具有高相关性的信号去掉,余下的就是噪声。具体去相关的方法是采用多元线性回归<sup>[6]</sup>,即

$$\hat{x}_{i,j,k} = ax_{i,j,k-1} + bx_{i,j,k+1} + cx_{p,k} + d, \quad (4)$$

其中  $\hat{x}$  为图像灰度的线性拟合值,  $x$  为图像灰度值,  $i, j$  为图像二维空间坐标,分别代表行和列方向的坐标值,  $k$  为波段序号。  $a, b, c, d$  为线性回归系数。并且有

$$x_{p,k} = \begin{cases} x_{i-1,j,k} & i > 1 \\ x_{i,j-1,k} & i = 1, j > 1, \\ \text{无意义,} & i = 1, j = 1 \end{cases} \quad (5)$$

去相关后的残差图像为

$$r_{i,j,k} = x_{i,j,k} - \hat{x}_{i,j,k}, \quad (6)$$

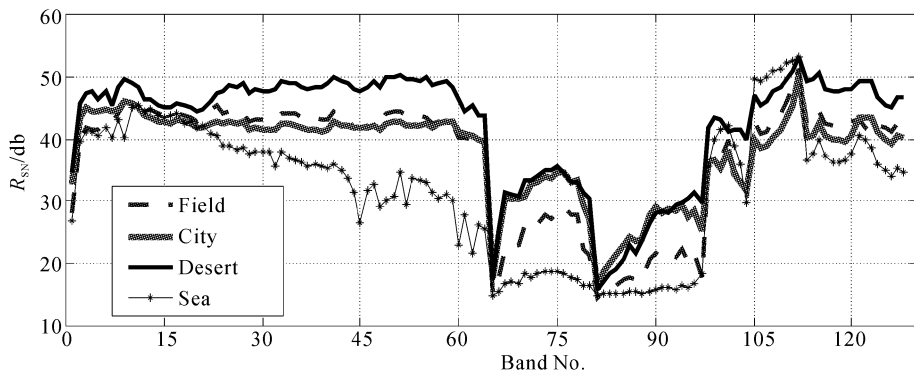


Fig. 4 Signal-to-noise ratio calculated by de-correlation method

这种方法基本不受地物目标、区域均匀程度的影响,稳定可靠性较好,因而可以较真实地反映图像的实际信噪比情况。

其中  $r$  为残差值。最后,噪声方差为

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{N-4} \sum_1^w \sum_1^h r_{i,j,k}^2, \quad (7)$$

$$N = w \times h - 1,$$

其中,  $w, h$  分别为图像的宽和高,  $r$  为图像去相关后的残差值。

记第  $k$  波段图像均值为

$$M_k = \frac{1}{w \times h} \sum_1^w \sum_1^h x_{i,j,k}, \quad (8)$$

则第  $k$  波段图像的信噪比为

$$R_{SN} = 20 \lg \frac{M_k}{\sigma_n}. \quad (9)$$

仍以海水、荒漠、城市、农田 4 幅不同地物特征的图像作为测试目标进行实验,并计算出信噪比,如图 4 所示。考虑到实际的实用型模块成像光谱仪原始图像在光谱维的不够平稳性,原始的实用型模块成像光谱仪图像数据在光谱维的相关性并不十分理想,如果对原始图像数据进行增益校正,提高光谱维的相关性,则所求信噪比将会更接近实际值。

## 3 基于信噪比分析结果的实用型模块成像光谱仪图像压缩思想

从计算数据结果看,我们知道原始图像本身质量

并不是太好,第 1,65,81 等波段的图像,因为处于探测器探测波段的初始波段,探测响应率低,其信噪比要比相邻波段图像的信噪比低很多;在可见近红外波段(VNIR),中红外波段(MIR)及热红外波段(TIR),图像的信噪比较高,也大多都在 50 dB 以下;而在短波红外(SWIR)的一些波段,如 65~96 波段的信噪比在 35 dB 以下。因此在用数据压缩算法对图像进行压缩时,如果充分利用图像本身的这一特点,采用适当的压缩策略,就可以既保证图像有用信息基本无损失,又可以使图像得到较大程度的压缩。

与一般的静止图像相比,遥感图像数据的纹理更丰富,具有高熵值和低冗余度的特点;另外,由于遥感图像应用领域的特殊性,对图像数据的压缩不能仅仅满足于视觉上的清晰,还要求图像信息得到最大程度的保真,这就产生了压缩倍数和信息保真的矛盾。为解决这一矛盾,结合图像本身的噪声污染,我们提出如下压缩思想:

在图像压缩当中,对于信噪比较高的波段,由于噪声干扰因素较小,图像质量较好,为尽量保真图像,需要恢复图像的峰值信噪比较高;而对信噪比较低的波段,由于噪声干扰严重,图像本身质量差,就可让恢复图像的峰值信噪比较低,总之,是要控制各波段恢复图像的峰值信噪比大于原始图像的信噪比,这样就可以将由压缩算法(比如由量化所带来的噪声)本身所带来的噪声限制在原始图像的噪声范围之内,不会污染到高比特域的有用图像信息,而低比特域的信息因为已淹没在噪声当中无法辨别,有损失也只能是图像信息和噪声同时损失,对图像整体质量基本不会产生影响。这样,对于高信噪比的波段,压缩就少了一些;对低信噪比的波段,压缩就多了一些,对整幅成像光谱图像,它的压缩倍数就上去了,而图像的有用信息也几乎完整地保留下来了,是一种比较理想的压缩策略。

#### 4 实验方法、结果和结论

本文选用了基于离散余弦变换的压缩算法<sup>[4]</sup>和基于离散小波变换的压缩算法来实现图像压缩。基于离散余弦变换编码的过程先进行离散余弦变换正变换,再对离散余弦变换系数进行量化,并对量化后的直流系数和交流系数分别进行差分编码或游程编码,最后再进行熵编码。其中,量化器量化步长的大小将决定图像的压缩倍数(压缩比)及恢复图像的质量(峰值信噪比),量化步长越大,则压缩比越大,峰

值信噪比越小,图像质量越差。

基于离散小波变换的压缩算法选用了 8 阶 Daubechies 小波基,对实用型模块成像光谱仪成像光谱图像进行三层小波分解(三级小波变换后的图像系数分布如图 5 所示),并用零树编码的方法实现对图像的压缩。跟基于离散余弦变换的 JPEG 算法一样,可通过调整量化步长控制图像的压缩倍数(压缩比)及恢复图像质量(峰值信噪比)。

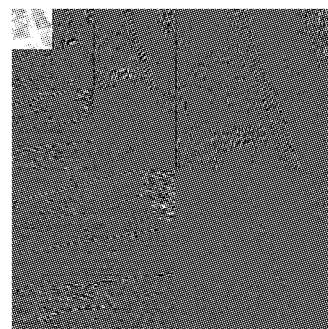


Fig. 5 Image coefficient distribution after 3 layers of 2DWT algorithm

用基于离散余弦变换的压缩算法和基于离散小波变换的压缩算法,并结合第三节中提出的压缩思想,分别对实用型模块成像光谱仪拍摄的石家庄市和农田图像进行压缩实验,结果如图 6 所示。图中:粗实线代表实用型模块成像光谱仪原始图像的信噪比,细实线代表恢复图像的峰值信噪比,虚线代表图像压缩倍数;横轴代表波段号,左纵轴代表峰值信噪比、信噪比,右纵轴代表压缩比。

从图 6 可以看出,在短波红外的 65~96 波段,原始图像信噪比较小,图像质量较差,本文对这些波段进行了高倍压缩,而仍然控制峰值信噪比大于信噪比,使图像的整体压缩倍数得到很大提高,且图像质量并无多大损失;而在短波红外之外的可见近红外、中红外、热红外波段,原始图像信噪比较大,图像质量好,本文对这些波段只进行较小倍数的压缩,使恢复图像高度保真。整体上看,这种压缩方法使图像的压缩倍数上去了,图像的有用信息也基本完整地保留下来了,是一种比较理想的压缩方法。总体压缩效果如表 1 所示。

Table 1 Compression performance of DCT-based and DWT-based algorithm

Compression object	City	Field
Algorithm	2DCT	2DWT
Average $R_c$	28.56	37.95
Average $R_{PSN}/dB$	44.57	45.86

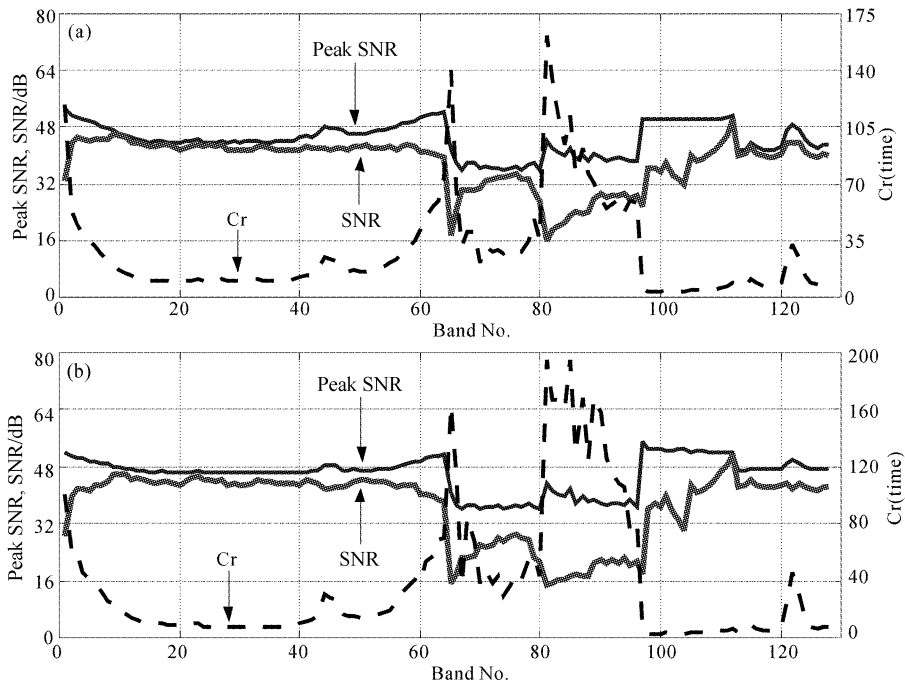


Fig. 6 128 bands OMIS image compression results. (a) DCT-based compression for city image; (b) DWT-based compression for field image

图 7 是用以上压缩方法压缩的部分波段图像，其中，石家庄城市图像用了基于离散余弦变换的压

缩算法，石家庄农田图像用了基于离散小波变换的压缩算法。图中，a、b、c、d 分别代表石家庄城市第

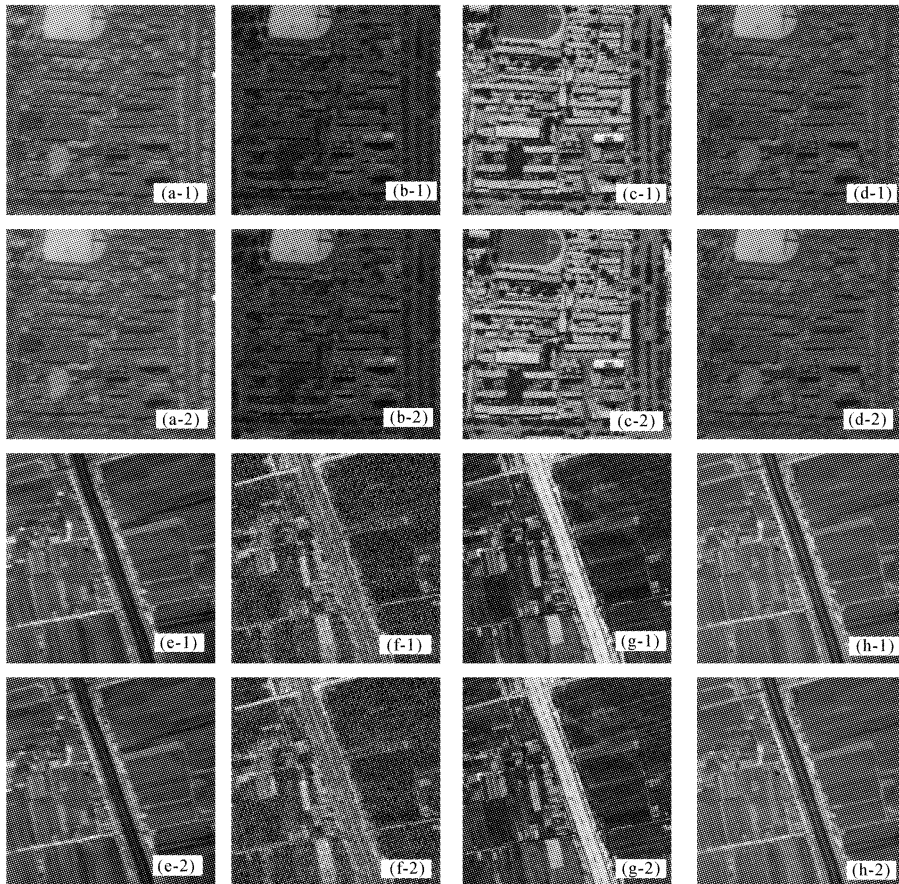


Fig. 7 Compression performance of some bands of OMIS image

32、75、105、118 波段图像, e、f、g、h 分别代表石家庄农田第 32、75、105、118 波段图像,  $x-1$  代表原始图像,  $x-2$  代表恢复图像( $x$  表示 a~h)。

### 参 考 文 献

- 1 Chen Qiulin, Xue Yongqi. Estimation of signal-noise-ratio from data acquired with OMIS. *J. Remote Sensing*, 2000, **4**(4):284~289
- 2 Liu Hengshu, Peng Fenghua. Feature analysis of hyperspectral images. *Opt. Precision Engng.*, 2001, **9**(4):392~395
- 3 Guo Qiang, Chen Guilin. Real-time parallel processing

- system for remote sensing images based on two DSPs. *Opt. Precision Engng.*, 2002, **10**(6):547~551
- 4 Wu Lenan. *Data Compression* (数据压缩). Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000. 101~112 (in Chinese)
- 5 Gao Bocai. An operational method for estimating signal to noise ratios from data acquired with imaging spectrometers. *Remote Sensing of Environment*, 1993, **43**(1):23~33
- 6 Roger R E, Arnold J F. Reliably estimating the noise in AVIRIS hyperspectral images. *International J. Remote Sensing*, 1996, **17**(10):1951~1962

## Study on Signal-to-Noise Ratio Estimation and Compression Method of Operational Modular Imaging Spectrometer Multi-Spectral Images

Jiang Qingsong Wang Jianyu

(2nd Lab, Shanghai Institute of Technical Physics, The Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083)

(Received 11 October 2002; revised 20 November 2002)

**Abstract:** The text adopts two methods named local standard deviation and de-correlation to estimate the signal-to-noise ratio of operational modular imaging spectrometer (OMIS) multi-spectral images. The methods have reduced the influence of object texture change to a very low extent. In this way, after atmosphere correction the signal-to-noise ratio characteristic of OMIS images can reflect that of the OMIS instrument sufficiently. With regard to the image compression, the text proposes to control the peak signal-to-noise ratio of resumed image of each band exactly bigger than the signal-to-noise ratio of original image of the same band, which limits the noise brought by the compression algorithm of self within the noise of original images. Combining the thought dimensioned above, with discrete cosine transform-based and DWT-based compression algorithms, the OMIS multi-spectral images are compressed. The results indicate that the resumed image information is almost lossless in the bands of high signal-to-noise ratio, the compression ratios increase greatly and the resumed images are visually lossless in the bands of low signal-to-noise ratio, and to the whole image of all bands, the compression performances are attractive——while compression ratio is 37.95 times, peak signal-to-noise ratio is 45.86 dB.

**Key words:** information optics; image compression; multi-spectral images; signal-to-noise ratio (SNR) estimation; discrete cosine transform (DCT); discrete wavelet transform (DWT)