

文章编号: 1007-4619(2007)04-0589-06

基于光谱重建的高光谱特征参数选择方法 ——以苏北地区 Hyperion 数据为例

李显彬^{1,2}, 姜小光¹, 刘 亮³, 刁晓环¹, 唐伶俐⁴

(1. 中国科学院 光电研究院, 北京 100080 2. 中国科学院 研究生院, 北京 100049

3. 民政部 国家减灾中心, 北京 100053 4. 中国科学院 中国遥感卫星地面站, 北京 100086)

摘 要: 高光谱遥感能提供数十至数百个窄波段的光谱信息, 从而能够依据地物的诊断性光谱特征进行地物识别。然而, 高光谱遥感在提供丰富光谱信息的同时, 波段间的相关性和冗余性制约着高光谱遥感的应用。因此, 特征参数选择是高光谱遥感分类中最关键的环节之一。首先讨论 EO-1/Hyperion 的传感器特征, 并对其 L1R 数据进行辐射校正、去条纹、Smile 效应纠正等预处理工作。其次利用从图像中提取的典型地物的光谱曲线, 采用光谱重建理论获得用于逼近光谱曲线的基函数及其对应的光谱区间。然后采用逐步增加光谱区间, 并调整波段中心位置和宽度的方法, 得到稳定的光谱区间。最后将光谱区间内的几个原始高光谱波段合成一个宽的波段, 得到几个较宽波段的仿真图像, 并对其进行分类。结果表明, 基于光谱重建的特征参数选择方法获得的分类, 总体精度高达 92%, 充分说明了该方法的有效性。

关键词: 特征参数选择; 光谱重建; 基函数; 光谱区间

中图分类号: TP79 文献标识码: A

A New Feature Selection Method for EO-1/Hyperion Image Classification —— A Case Study of Subei Region, China

LI Xian-bin², JIANG Xiao-guang¹, LIU Liang³, DIAO Xiao-huan¹, TANG Ling-li⁴

(1. Academy of Opto-Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

3. National Disaster Reduction Center of China, Beijing 100053, China

4. China Remote Sensing Satellite Ground Station, CAS, Beijing 100086, China)

Abstract: Developments in detector technology and microelectronics present new opportunities for remote sensing. For example, the spaceborne Hyperion flown on EO-1 satellite acquires image data in 220 spectral bands over the spectral range of 0.4–2.5 μm at approximately 0.01 μm spectral resolution with 30 m spatial resolution. Those hyperspectral data can provide abundant information and make it possible to detect diagnostic spectral characteristics, such as red-edge drift, etc. However, there is relatively high correlation between different bands and much redundancy in hyperspectral data sets. Therefore, one of the most important procedures is to select optimal bands for extracting information from hyperspectral data effectively.

In this paper, we first discuss the characteristics of EO-1/Hyperion instrument and apply several important pre-processing procedures to Hyperion L1R data, such as radiometric calibration, destriping, smile correction, and geometric correction, etc. Then we apply spectrum reconstruction approach, which uses several

收稿日期: 2006-09-01; 修订日期: 2006-10-30

基金项目: 国家自然科学基金项目 (编号: 40271048); 国家“863”项目 (编号: 2002AA130010-1-4)。

作者简介: 李显彬 (1981—), 男, 中国科学院光电研究院在读硕士, 研究方向为遥感图像处理及应用, 真实性检验等。E-mail: lixianbin@

aoe.ac.cn

basis functions and corresponding spectral intervals to describe the spectrum extracted from Hyperion hyperspectral data sets in Subei region, China. The feature selection method based on spectrum reconstruction is incrementally adding bands to the initial bands, followed by adjustment of band widths and locations. At last, we can aggregate several Hyperion bands into a new simulated band in each interval and apply ML image classification methods to it. The overall accuracy can be as high as 92% compared with in situ measurement, which supports the validity of this feature selection method.

Key words: feature selection; spectrum reconstruction; basis function; spectral interval

1 引 言

高光谱遥感的出现标志着遥感技术进入新的纪元,它将传统的图像维与光谱维信息融为一体,在获取地表空间图像的同时,也能得到地物目标的连续光谱信息。高光谱遥感有巨大的优势和潜力,但也面临着高数据量和强相关性两个新的问题。在遥感分类中,使用的通道并不是越多越好。这是因为^[1],第一,光谱通道数并不等同于信息通道数,因为一些通道的数据之间往往存在很强的相关性,并且相关性可能导致计算中出现数值问题。第二,选择的通道数越多,分类所需的训练样本就需相应地增加,否则难以获得可信的分类结果。第三,通道数的增多,会大大增加运算量和成本,影响计算速度。因此,在高光谱图像数据分类中,特征参数选择是最重要的环节之一。

传统的特征参数选择方法通常是基于信息量、相关性的各种光谱距离测度(如:离散度、JM距离等)或通过图像变换(如:PCA变换等)来达到降维的目的。本文尝试从高光谱图像中提取的光谱曲线出发,利用光谱重建的基本理论,将地物光谱曲线表达为几个基函数的加权和,同时得到最能反映所要

提取地物类型的光谱区间。此外,光谱重建方法能够根据特定地物(如植被、水体等)的光谱曲线,找到最能反映该类地物光谱信息的光谱区间,这对传感器波段设计具有重要的参考价值。

2 Hyperion数据及实验区概况

2.1 EO-1/Hyperion简介^[2]

EO-1卫星是NASA“新千年计划”用于地球研究的首颗卫星,它展示了21世纪地球观测卫星的新概念和新技术。其发射目的是为了对卫星本体和遥感器的新技术进行验证,进而为21世纪地球观测卫星的设计和制造提供技术借鉴。EO-1卫星质量460 kg,轨道高度705 km,周期为98 min,太阳同步轨道,过境时间为当地时间上午10:13,倾角为98.2°。EO-1星上装载了3台传感器:先进陆地成像仪(ALI)、LEISA大气校正仪(IAC)和高光谱成像仪(Hyperion)。

Hyperion是世界上第一台星载成像光谱仪,其应用状况受到NASA的高度重视,在不同的应用领域都成立了科学研究小组,验证Hyperion在各个领域的应用潜力。Hyperion以推扫的方式在可见光-近红外(400—1000 nm)和短波红外(900—2500 nm)分别成像,Hyperion的技术特性见表1。

表 1 Hyperion的技术特性

Table 1 The specification of Hyperion instrument

制造商	波段数目	光谱范围/ μm	波段宽度/ μm	地面分辨率/ m	刈幅/ km	辐射精度/ $\%$	量化等级/bit
TRW	242	0.40—2.50	10	30	7.5	6	12

本文使用的数据为L1R产品,由美国USGS处理生成。它纠正了VNR和SWR之间的空间错位问题,不需要用户进一步匹配。L1R产品一共242个波段,其中只有198个波段做了定标处理,其他波段的值赋为0。L1R产品经过斑点去除、回波纠正、背景去除、辐射校正、坏像元修复及图像质量检查等处理生成^[3]。

2.2 试验区概况

试验区位于江苏省射阳河口两侧的沿海滩涂,是暖温带与北亚热带过渡地区,四季分明,水土资源丰富。河口以北的海岸受侵蚀,滩涂甚狭,宽仅0.5—2 km;河口以南的海岸淤进,滩涂宽度长达10 km以上。位于潮间带中上部的淤泥滩是引种的

大米草和互花米草, 在入海河道两侧和潮间带洼地生长着茂密的芦苇, 其间有长势不均的盐蒿、碱蒿, 下部为大面积的农作物和少量的苗圃。水体包括深海水、射阳河水、不同盐度的盐池及鱼虾池。此外还有少量的结晶盐、裸地、道路等。本文选用的 Hyperion 数据成像时间为 2003 年 1 月 5 日, 试验区假彩色图像如图 1 所示。



图 1 试验区假彩色图像

Fig 1 The pseudo color image of test site

3 Hyperion 数据预处理

3.1 坏线和条纹的去除

Hyperion 传感器是推扫型成像光谱仪且 VNIR 和 SWIR 分别成像, 面阵 CCD 的上万个探测元件的标定很困难, 导致多数波段都不同程度地存在一些坏线和条纹。坏线和条纹的存在严重影响了图像的质量和应效果。本文首先对图像进行逐波段检查, 记录有坏线存在的波段和对应的列号, 并用相邻的行或列的平均值修复。然后采用“全局去条纹”的方法去除图像中存在的垂直条纹。基本原理如下^[4]:

设 \overline{m}_k 为第 k 波段 列的平均值, \overline{s}_k 为第 k 波段 i 列的标准差, \overline{m}_k 和 \overline{s}_k 分别为“参考图像”对应的第 k 波段 列的平均值和标准差。设传感器的增益为 α_{ik} , 偏移量为 β_{ik} , 则图像中第 k 波段的第 i 列、第 j 行的辐射值 x_{ik} 应修正为:

$$x'_{ik} = \alpha_{ik} x_{ik} + \beta_{ik}$$

式中, $\alpha_{ik} = \overline{s}_k / \overline{s}_k$, $\beta_{ik} = \overline{m}_{ik} - \alpha_{ik} \overline{m}_k$ 。本文用整幅图像的平均值和标准差代替“参考图像”的平均值和标准差。去条纹前后的效果对比如图 2 所示。

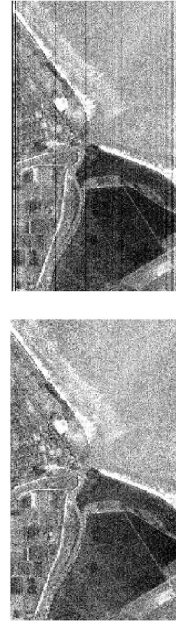


图 2 去条纹前后对比

Fig 2 A visual effect of desipping

3.2 Smile 效应的去除

所谓 Smile 效应指的是在垂直于飞行方向上, 像元的波长从中心位置向两边偏移。一般来说, VNIR 的偏移量比 SWIR 的偏移量大, 分别达到 2.6—3.6 nm 和 0.4—0.97 nm。由于 Smile 效应改变了像元光谱, 对目标识别有一定的影响, 因此必须对 Smile 效应进行纠正。

单个波段图像的 Smile 效应不明显, 但经过 MNF 变换后的图像第一或第二分量上有一个亮度梯度。Smile 效应的纠正方法很多^[5], 包括移动线性拟合和内插、MNF 空间的列均值调整及辐射空间的列均值调整。Goodenough 研究发现三种方法都能保持基本的光谱吸收特征, 但第一种方法的结果与原始的光谱最为接近, 所以本文采用移动线性拟合和内插方法进行 Smile 效应的纠正。

3.3 Hyperion 数据辐射亮度和反射率反演

传感器从高空探测地面物体时, 收集、量测和记录的是地物的辐射电磁波。传感器接收的能量包括物体反射太阳直接照射的能量、物体反射天空光(大气向下散射)照射的能量、物体反射背景照射的

能量、物体发射的能量、物体背景反射的能量和大气向上散射的能量等。

根据样本的辐射能量值、大气顶部太阳辐照能量、成像时太阳高度角等参数,可由下式计算地物入瞳反射率 ρ_p ,即所谓表观反射率^[6]:

$$\rho_p = \frac{\pi \cdot I_x \cdot d^2}{ESUN_\lambda \cdot \cos\theta_s}$$

式中, I_x 为传感器上的波谱辐射能量; d 表示日地天文单位距离,根据成像时的时间而定; $ESUN_\lambda$ 表示大气顶部的太阳辐照能量,单位是 $(W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1})$ 。计算公式如下:

$$ESUN_\lambda = \left[\frac{r}{d} \right]^2 S \sin\theta_s$$

式中, r 为日地平均距离; d 为日地瞬间距离; θ_s 为太阳高度角,随纬度、时间变化,用下式计算:

$$\cos\theta_s = \sin\varphi \sin\delta + \cos\varphi \cos\delta \cos t$$

式中, φ 为地理纬度; δ 为太阳赤纬,即太阳光线与地球赤道面的夹角; t 为太阳时角。

4 光谱重建方法的原理及实现

由于地物的反射光谱以光滑连续的方式变化,一个光谱波段的测量值与相邻较宽波段范围相关,因此每个波段能提供相邻更宽波段范围的反射信息。这样就可以从中选择一组独立(不相关)的通道,其他通道的信息都可以从这些波段推导出来。

John C. Price 在 1975 年发展了这样的算法,并应用于卫星仪器 Iris 获取的光谱曲线和 VNIR 波段的实验室光谱和野外反射光谱。

4.1 基本原理^[7]

设 $X(\lambda) = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是采样点 α 在 n 个波长值 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 处的反射率。光谱重建方法的本质,就是在选择的最佳通道内将 $X(\lambda)$ 表示为 M 个基函数 φ_i 的加权和,即:

$$X(\lambda) \approx \sum_{i=1}^M S_i \varphi_i(\lambda)$$

式中,基函数 $\varphi(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 是光谱形状,通过一系列光谱的统计分析定义得到,系数 S_i 为与光谱曲线 X 相关的波段积分。每一个基函数都有其相对应的光谱区间 $[\lambda_{i \min}, \lambda_{i \max}]$,用以确定系数 S_i 的积分域。 M 为将 $X(\lambda)$ 描述到仪器噪声水平所需要的基函数数目。

4.2 算法实现^[8]

4.2.1 光谱区间的初始选择

由于没有 Hyperion 数据最佳波段选择的先验知识,本文首先对每 N_i (本文中 N_i 取值为 5) 个光谱值求平均,得到宽波段区间的光谱值。设总共有 N 个采样点,每个采样点有 n 个波段,则平均光谱值为:

$$\bar{x}_1 = \sum_{j=1}^{N_i} x_j, \bar{x}_2 = \sum_{j=N_i+1}^{2N_i} x_j, \dots$$

然后计算该数据集的协信号矩阵 (Covariance matrix),矩阵元素为:

$$C_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N \bar{x}_i \bar{x}_j$$

C 是对称矩阵,其迹的物理意义为数据集信息量的大小。

对每一个光谱区间 b_j 计算去除其影响剩余的信息量。考察所有的光谱区间,选择去除该区间影响后所对应的迹最小的光谱区间。在选择好以后,继续应用维数降低的矩阵 C_j 选择下一个波段区间。这个步骤在达到噪声水平时终止,就完成了初始光谱区间的选择。

4.2.2 计算基函数

首先计算由前面步骤中得到的光谱区间内的光谱均值,即:

$$\bar{y}_i = \frac{\sum_{j=\lambda_{i \min}}^{\lambda_{i \max}} x_j}{\lambda_{i \max} - \lambda_{i \min} + 1}$$

然后计算下面两个向量:

$$\langle x \bar{y} \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \bar{y}_i \quad (i, j = 1, 2, \dots, M)$$

$$\langle \bar{y} \bar{y} \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \bar{y}_i \bar{y}_i \quad (i, j = 1, 2, \dots, M)$$

这样就可以计算第 1 个基函数:

$$\varphi_1 = \frac{\langle x \bar{y} \rangle}{\langle \bar{y} \bar{y} \rangle}$$

下面通过循环计算第 2, 3, ..., M 个基函数。

首先计算

$$b_j = \frac{\sum_{k=\lambda_{i \min}}^{\lambda_{i \max}} \varphi_{jk}}{\lambda_{i \max} - \lambda_{i \min} + 1}$$

式中, φ_{jk} 为第 j 个基函数的第 k 分量。则:

$$\varphi_i = \frac{\sum_{j=1}^i d_j \langle x \bar{y} \rangle - \sum_{j=1}^{i-1} P_{ij} \varphi_j}{P_{ii}}$$

式中:

$$d_{ij} = - \sum_{k=j}^{i-1} b_k d_k$$

$$P_{ij} = \sum_{k=1}^i \sum_{l=1}^j d_k d_l \langle \xi_k \xi_l \rangle$$

4.2.3 优化选择的光谱区间

使用上述步骤选择的光谱区间往往不能获得最佳的基函数, 一些基函数可能在峰值两侧很快下降至 0 或负值, 而另一些基函数可能在很宽波段范围内保持在 0.9 左右 (甚至更大)。此外, 一些基函数不以初始选择的波长值为中心, 在一端 (甚至区间外) 有相对较大的值, 而在另一端相对较小。对于这些情况, 利用下面原则进行调整: ① 拓宽或压缩初始光谱区间到基函数大于 0.85—0.90 的范围。拓宽波段区间可以增强波段内的信号, 改善仪器的信噪比, 而合理地压缩光谱区间, 则可以消除与重要信号相关性不大的光谱区间对测量结果的影响。② 如果相邻的基函数有重叠, 并且在重叠的光谱范围内两个基函数的值都大于 0.85—0.90 那么选择初始基函数相等处的波长。调整结束后, 重新计算基函数, 重复该步骤到基函数和光谱区间稳定为止。

5 基于光谱重建的特征参数选择方法及分类结果

5.1 特征参数选择方法

将光谱重建方法应用于特征参数选择的基本思想^[9]是, 逐步增加基函数和光谱区间的数目, 并调整相应的光谱区间的中心波长和宽度。基本步骤如

下: 首先计算描述第一个数据集 (如植被) 的基函数及相应的光谱区间; 然后加入新的数据集 (如水体), 用先前已经计算出来的基函数和光谱区间去逼近该数据集, 计算相应的残差 δ^2 和均方差 $(\delta^2)^{1/2}$, 并记录最大的几个残差作为下面计算的基础; 最后检查均方差随波长的变化关系, 以及最大的几个残差所对应的光谱区间。总的来说, 光谱曲线由现有基函数描述不理想的原因有以下两种情况: (1) 残差在没有选择的光谱区域非常大, 即它处于先前选择的两个光谱区间之间, 这个区间需要添加新的光谱通道; (2) 残差在已选的光谱区间的交接处非常大, 这种情况下, 需要调整光谱区间的边界波长并添加新的区间, 即将两个区间分为三个区间。

使用上面介绍的方法, 首先计算描述植被需要的基函数和光谱区间。结果表明, 10 个基函数就能描述植被 97.8% 的方差。虽然大气及水蒸气吸收对遥感成像的影响很大, 但是本文选择波段的目的是用于信息提取, 而非为传感器设计选择波段, 所以在选择的时候没有去掉这些区间, 只是尽力避开它们, 选择的区间见表 2。

然后, 增加水体数据集, 不同水体的光谱曲线差异在可见光区域明显。本文按照前面介绍的方法添加了 6 个波段就能很好地描述水体的光谱特征, 添加的波段区间见表 2。

最后, 增加裸地数据集, 该数据集包括不属于前面两大类的其他像素。由于描述这些像元的光谱曲线需要很多的波段和基函数, 而本文只把它们分为一类, 所以只增加了 4 个波段, 这一大类地物也是造成残差较大的主要原因。最终选择的光谱区间见表 2。

表 2 利用光谱重建方法选出的波段区间

Table 2 The result of feature selection based on spectrum reconstruction

Hyperion 数据集	波段区间 / μm								
植被	0.46—0.54	0.55—0.59	0.61—0.69	0.73—0.81	0.83—0.93	0.99—1.09	1.12—1.16	1.52—1.61	
	1.97—1.99	2.29—2.39							
植被	0.46—0.51	0.53—0.58	0.59—0.65	0.66—0.69	0.70—0.74	0.75—0.81	0.83—0.91	0.93—0.99	
水体	1.00—1.09	1.12—1.16	1.35—1.41	1.52—1.61	1.73—1.80	1.97—1.99	2.17—2.23	2.29—2.39	
植被	0.46—0.51	0.53—0.58	0.59—0.65	0.66—0.69	0.70—0.74	0.75—0.81	0.83—0.91	0.93—0.99	
水体	1.00—1.09	1.12—1.16	1.20—1.31	1.35—1.41	1.44—1.49	1.52—1.61	1.62—1.71	1.73—1.80	
裸地	1.82—1.88	1.97—1.99	2.17—2.23	2.29—2.39					

综上所述, 20 个波段就能很好地描述试验区地物的光谱特征, 而这些波段不必是连续、等间隔的, 其中最窄的波段 30 nm 表明可能除了描述人工地物外, 20 个波段就能很好地描述地物的特征。

5.2 图像仿真与分类结果

在得到最优的光谱区间后, 可以采用一定的方法进行图像的仿真。本文将波段区间内的几个高光

谱波段进行加权和得到宽波段内的仿真图像。通常将高光谱波段的光谱响应函数与宽波段的光谱响应函数作比较获得权重。从数学上讲,就是使 Hyperion 数据的高斯光谱响应函数与宽波段的光谱响应函数作卷积获得。计算公式如下:

$$W_{ab} = \sum_{k=-15}^{z+15} G_{ak} \times F_{kb}$$

$$P_{ab} = \frac{W_{ab}}{\text{fwhm} \times \sum_z W_{ab}}$$

$$HB_b = \sum_z P_{ab} \times H_a$$

式中, a 为 Hyperion 光谱波段, b 为仿真的宽波段, G 为 Hyperion 高斯光谱响应, F 为宽波段光谱响应, W 为未归一化的光谱权重, P 为归一化后的光谱权重; H 为 Hyperion 像元的辐射值, HB 为合成图像的辐射值。合成图像如图 3 所示,可见图像的细节很清晰,图像的对比度也非常高。对该图像进行最大似然方法分类,分类结果如图 4 所示。通过实地测量及精度评定,基于光谱重建特征参数选择的最大似然法分类精度的总体精度和 Kappa 分析精度分别达到 91.625% 和 89.003%。

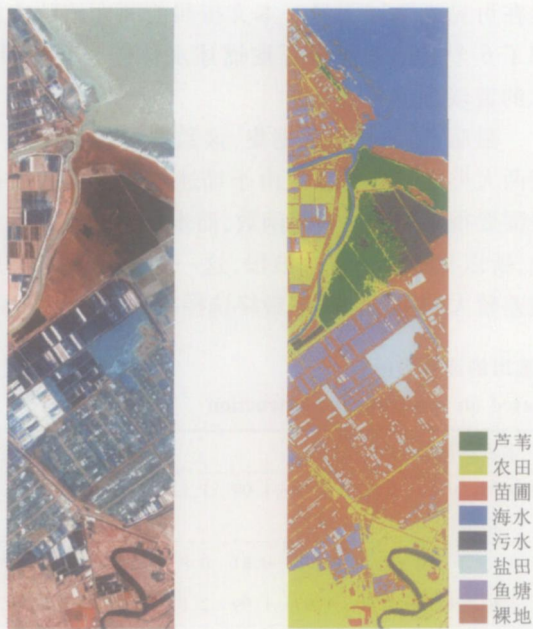


图 3 假彩色合成图像

图 4 图像分类结果

Fig.3 Aggregated image

Fig.4 Classification result

6 结束语

高光谱遥感具有光谱信息丰富的优点,能提供地物更多、更有效的诊断性光谱特征,为地物识别提供准确的依据。然而高光谱具有数据量大、相关性

强等特点,为了有效地进行地物分类,特征参数选择成为高光谱遥感地物识别最重要的环节。

常规的特征参数选择方法通常是基于信息量、相关性的各种波谱距离测度,或者通过图像变换达到降维的目的。前者不能准确反映地物的特征波段,尤其是不能充分利用高光谱 10 m 数量级的光谱信息;而后者变换后图像的物理意义难以解释。本文采用基于光谱重建的特征参数选择方法,能够重构地物的光谱曲线,得到稳定的最能反映地物光谱特征的波段。光谱重建方法区别于常规方法在于得到的结果是宽波段,而不是从原始波段中选择一定数量的波段,这就为传感器波段设计提供了一种有效的方法。结果表明,对大多数地物而言,10 m 级的分辨率是不必要的,波段也不必是连续的,这个结论有助于在光谱分辨率、空间分辨率、信噪比、费用等之间寻求最佳的平衡。

参 考 文 献 (References)

- [1] Jiang X G, Tang L L, Wang C Y, et al. Spectral Characteristics and Feature Selection of Hyperspectral Remote Sensing Data. *Remote Sensing Technology and Application*, 2002, 17(2): 59-65. [姜小光,唐伶俐,王长耀等. 高光谱数据的光谱信息特点及面向对象的特征参数选择[J]. 遥感技术与应用, 2002, 17(2): 59-65.]
- [2] <http://earth.esri.com/new/general/>, 2007.
- [3] Tan B X, Li Z Y, Chen E X, et al. Preprocessing of EO-1 Hyperion Hyperspectral Data. *Remote Sensing Information*, 2005, (6): 36-41. [谭炳香,李增元,陈尔学等. EO-1 Hyperion 高光谱数据的预处理[J]. 遥感信息, 2005 (6): 36-41.]
- [4] Bisun Datt, Tim R McVicar, Tom G Van Niel, et al. Preprocessing EO-1 Hyperion Hyperspectral Data to Support the Application of Agricultural Indices. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2003, 41(6): 1246-1259.
- [5] David G Goodenough, Andrew Dyk, K Olof Njoman, et al. Processing Hyperion and ALI for Forest Classification. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2003, 41(6): 1321-1331.
- [6] Tang B H, Jiang X G, Tang L L, et al. The Analysis of the Spectrum-reflecting Characteristics of the Typical Objects along the Beach in Subei Using Hyperion Data. *Geoinformation Science*, 2004, 6(2): 81-87. [唐伯惠,姜小光,唐伶俐等. 应用星载高光谱 Hyperion 数据分析滩涂典型地物波谱反射特性的研究[J]. 地球信息科学, 2004, 6(2): 81-87.]
- [7] John C Price. Spectral Band Selection for Visible-Near Infrared Remote Sensing: Spectral-Spatial Resolution Tradeoffs. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1997, 35(5): 1277-1285.
- [8] <http://www.geog.wvu.edu/~wamey/research/featurePaper/Price.htm>, 2007.
- [9] John C Price. Band Selection for Procedure for Multispectral Scanners. *Applied Optics*, 1994, 33(15): 3281-3288.