

利用 Hyperion 图像估算森林覆盖率

王新云,郭艺歌

(宁夏大学 西北退化生态系统恢复与重建教育部重点实验室,银川 750021)

摘要:植被覆盖率是评价土地荒漠化最有效的指标,遥感是获取区域尺度植被覆盖率参数的一个重要手段。针对 EO-1 Hyperion 高光谱遥感图像成像的特点,探讨了高光谱 Hyperion 图像的预处理和森林覆盖率遥感估算的方法,研究中采用几何光学模型和混合像元模型等方法从高光谱 EO-1 Hyperion 图像估算植被覆盖率,进一步将 2 种方法估算的植被覆盖率进行了对比,并利用实测数据对估算结果进行验证。研究结果表明:利用几何光学模型反演的植被覆盖率(决定系数 $R^2 = 0.76$;均方根误差 $RMSE = 0.06$)优于混合像元模型法($R^2 = 0.71$; $RMSE = 0.07$)。

关键词:高光谱遥感;EO-1 Hyperion 图像;植被覆盖率;几何光学模型;混合像元模型

中图分类号:TP701

文献标志码:A

文章编号:1001-5485(2013)07-0106-05

1 研究背景

植被是陆地生态系统的重要组成部分,它在维系陆地-大气之间的碳循环、水循环、能量交换中发挥着重要的作用。植被覆盖率(Fractional Vegetation Coverage)是植被在单位土地面积内的垂直投影面积所占百分比^[1-2],是衡量植被群落覆盖地表状况的一个综合量化指标,是陆面过程、碳循环、水循环模型等的重要特征参量。植被覆盖率作为一个重要的生态学参数在许多气候模型和生态模型中被广泛应用,同时它也是评估土地退化、土地沙漠化的敏感性指标^[3-4]。遥感技术是获取区域尺度地表特征的一种有效手段。因此利用遥感技术获取地表植被覆盖信息,对揭示地表植被空间变化规律、探讨植被空间分布变化的驱动因子以及分析评价区域生态环境、气候、水文等变化规律具有重要的研究意义。

遥感为测量区域尺度上植被的覆盖提供了一种全新的研究手段,利用遥感技术可以有效地估算地表的植被覆盖率,是获取区域尺度上植被覆盖率的最有效的途径。现有的利用遥感数据估算植被覆盖率的方法主要有:植被指数法、回归分析法、分类决策树法、神经网络法、混合像元分解、物理模型反演等方法。利用几何光学模型和线性混合像元分解是估算植被覆盖率的常用方法。Pech 等(1986)利用混合像元分解方法估算了澳大利亚半干旱灌木林地的植被覆盖率,在模型建立时除考虑裸土、灌木、草

地 3 种组分,还考虑植被阴影覆盖组分^[5]。Peter Scarth 等(2000 年)采用几何光学模型和光谱线性混合分解(SMA)方法从 TM 图像反演了澳大利亚东南部的森林年龄和生长阶段指标^[6]。

贺兰山横跨宁夏、内蒙古 2 个自治区,隶属于北温带草原和荒漠的过渡区。贺兰山作为我国西部温带草原与荒漠的分界线和连接青藏高原、蒙古高原及华北植物区系的枢纽^[7-8],受不合理土地利用和气候变化的影响,生态系统极端脆弱,进而导致荒漠化在该区域特别突出。植被覆盖率是评价土地荒漠化的最有效的指标,准确获取该区域的植被覆盖率对于土地资源的合理开发利用和土地荒漠化的准确评价具有重要的意义。

近年来,很少见到利用遥感技术对该地区森林生物量、碳循环、水文、气候变化等方面的研究相关报道。基于这些原因,本文选择位于西北干旱风沙区的贺兰山自然保护区的天然植被(主要为针叶林和灌木林)为研究对象,利用 Li-Strahler 几何光学模型和混合像元模型 2 种方法从 EO-1 Hyperion 图像上提取了该区域的森林覆盖率,为进一步研究贺兰山区域的植被生物量、碳循环、水文、气候变化等方面的研究提供理论依据。

2 研究区 and 数据处理

2.1 研究区

本文的研究区选择位于宁夏贺兰山自然保护

区,地理坐标为北纬 $38^{\circ}19' \sim 39^{\circ}22'$,东经 $105^{\circ}49' \sim 106^{\circ}41'$,总面积为 $2\,062.66\text{ km}^2$ 。贺兰山地处内陆,冬季严寒,夏季干燥炎热,降水量少,年平均气温 $8.2 \sim 8.6^{\circ}\text{C}$;年平均降水量 $250 \sim 438\text{ mm}$;年平均蒸发量 $1\,600 \sim 1\,800\text{ mm}$ 之间。主要的乔木树种有青海云杉 (*Picea crassifolia*)、油松 (*Pinus tabulaeformis*)、山杨 (*Populus davidiana Dode*)、灰榆 (*Ulmus glaucescens Franch*) 和杜松 (*Juniperus rigida*)。灌木树种主要有小叶金露梅、蒙古扁桃、蒙古绣线菊、华西银露梅和忍冬。

2.2 植被覆盖度测量

2009 年 7 月 11—18 日对研究区进行了实地考察和野外测量。本次实验中,覆盖度实测数据的获取包括:①设置样方,拍摄植被覆盖的数码照片;②对数码照片进行处理计算森林覆盖度。在研究区内布设 30 个有代表性的 $30\text{ m} \times 30\text{ m}$ 样地,每个样地内的植被分布相对均匀,用 GPS 记录每个样地的位置。在每个样地内选择 5 个有代表性的点进行数码照片的拍摄。将数码相机拍摄的影像读入图像处理软件进行分析处理,从图像上计算得到覆盖度。

2.3 Hyperion 介绍

2.3.1 Hyperion 高光谱数据

本文研究中采用的数据是宁夏贺兰山自然保护区的 EO-1 卫星上的 Hyperion 高光谱遥感数据,成像时间为 2003 年 9 月 15 日,过境时间为 3:25:44。影像覆盖范围为 $38.62^{\circ} \sim 39.41^{\circ}\text{N}$, $105.9^{\circ} \sim 106.23^{\circ}\text{E}$ 之间。文件类型为 L1R 级的 HDF 数据,波段交叉 (BIL) 格式。WRS 编号为 130 - 33。Hyperion 数据有 242 个波段,空间分辨率为 30 m ,光谱分辨率为 10 nm ,波长范围为 $355.59 \sim 2\,577.08\text{ nm}$,覆盖可见光、近红外和短波红外波段。

2.3.2 Hyperion 影像处理

针对高光谱 EO-1 Hyperion 遥感图像数据的成像特点,对 Hyperion 图像的预处理包括未标定及水汽影响波段的去除、坏线修复、辐射校正、大气校正、几何校正和地形校正。

高光谱 Hyperion 的 L1 产品有 242 个波段,1 ~ 70 ($356 \sim 1\,058\text{ nm}$) 为可见光—近红外波段 (VNIR),71 ~ 242 ($852 \sim 2\,577\text{ nm}$) 为短波红外波段 (SWIR)。其中,198 个波段经过辐射定标处理,定标的波段分别为 VNIR8 ~ 57,SWIR77 ~ 224。由于 VNIR56 ~ 57 与 SWIR77 ~ 78 重叠,实际上只有 196 个波段。没有定标的波段值为 0。

由于传感器的标定存在一定的错误,在 Hyperion 的 L1 级产品中,存在无数据或数据非常小的一

行或一列称为坏线。对 Hyperion 逐波段检查,并记录坏线存在的波段和对应的列号。然后,用其相邻行或列的平均值修复^[9]。

获取的 Hyperion L1R 级数据是 DN 值,以 16 bit 的有符号整型存储,单位是 ($\text{W}/\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m}$),需要进行辐射定标,将其转化成辐射亮度值,辐射定标采用 EO-1 使用手册给定的定标系数^[10]:

$L_{\lambda} = \text{DN}/40;\text{VNIR}; L_{\lambda} = \text{DN}/80;\text{SWIR}$ 。(1)
式中:DN 表示影像的灰度值;VNIR 为可见光、近红外波段 (波段 1 ~ 70);SWIR 为短波红外波段 (波段数为 71 ~ 242)。

研究区的 Hyperion 影像的大气校正采用 ENVI 4.3 软件的 FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes) 大气校正模块进行。几何校正利用该区域的 30 m 分辨率的 EO-1 ALI 图像作为参考图,采用最近邻法,校正后的图像采用 UTM 投影,WGS84 椭球体。选取了 41 个控制点,误差控制在 RMS 小于 0.2 个像元。利用辐射地形校正模型^[11]和 ASTER GDEM (30 m) 数据消除了由于地形导致的光照投影面积变化,将坡地光谱信号校正为水平地面信号,得到等效水平面条件下的图像反射率图。

3 遥感模型

3.1 几何光学模型

几何光学模型主要考虑地物的宏观几何结构,把地面目标假定为具有已知几何形状和光学性质,按一定方向排列的几何体,通过分析这些几何体对光线的截获和遮阴及地表面的反射率来确定植被冠层的方向反射。几何光学模型的核心是 4 个分量的计算:光照植被、阴影植被、光照地面和阴影地面。根据这 4 个参数在不同光照和观测条件下的几何光学关系建立二向反射分布模型。

Li-Strahler 几何光学模型^[12]被发展用于遥感影像像元尺度的树冠大小和树密度的反演,目前广泛用于植被结构参数的反演^[13]。Li-Strahler 几何光学模型将遥感影像上的地表反射信号描述成 4 个分量的面积加权和,即

$$S = K_g G + K_c C + K_l T + K_z Z \quad (2)$$

式中: S 表示每一像元的反射率;4 个分量: K_g, K_c, K_l 和 K_z 分别表示光照背景、光照冠层、阴影冠层和阴影背景的面积比例; G, C, T 和 Z 分别表示光照背景、光照冠层、阴影冠层和阴影背景的权重。光照背景的比例表达为

$$K_g = e^{-\pi \cdot M[\sec(\theta_i) + \sec(\theta_v) - O(\theta_i, \theta_v, \varphi)]} \quad (3)$$

式中: θ_i, θ_v 分别为太阳和卫星的天顶角; φ 是太阳与卫星之间的相对方位角; $O(\theta_i, \theta_v, \varphi)$ 为光照阴影和观测阴影的重叠部分,称为重叠函数,

$$O(\theta_i, \theta_v, \varphi) = 1/\pi(\sec\theta_i + \sec\theta_v)(t - \text{sintcost}) \quad (4)$$

其中

$$\text{cost} = \frac{h|\tan\theta_i - \tan\theta_v\cos\varphi|}{r(\sec\theta_i + \sec\theta_v)} \quad (5)$$

M 被称为“treeness”,当树不相互重叠时,它表示样地内的平均冠层覆盖大小由式(6)求得 M

$$M = \frac{-\ln(k_g)}{(\sec\theta_i + \sec\theta_v)(\pi - t + \text{costsint})} \quad (6)$$

式中 h 和 r 分别为平均树高、树冠的平均长半径。

最后由式(7)求得森林覆盖度 F_c 为

$$F_c = 1 - e^{-\pi M} \quad (7)$$

3.2 线性光谱混合分解

线性光谱混合分解模型(LSMM)是混合像元分解的常用方法,它假设图像中每一个像元的反射率值是该像元内每种地物反射率以及每种地物类型在该像元内所占像元面积比例作为权重系数的线性组合。它的数学表达式为^[14]:

$$S_j = \sum_{i=1}^m K_i R_{i,j} + v_j, \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (8)$$

$$1 = \sum_{i=1}^m K_i, \quad K_i \geq 0 \quad (9)$$

式中: $R_{i,j}$ 是第 i 个纯像元、第 j 个波段的反射率; K_i 是第 i 个纯像元的面积百分比; v_j 是第 j 个波段的误差; m 为组分的个数; p 为图像波段的个数。

3.3 混合像元模型

混合像元模型假设像元由 2 部分构成,植被覆盖地表与无植被覆盖地表。植被不能完全覆盖整个像元,其像元的 NDVI 值是植被覆盖部分的 NDVI 值(NDVI_{veg})与非植被覆盖部分 NDVI 值($\text{NDVI}_{\text{soil}}$)的加权平均,即^[15-16]:

$$\text{NDVI} = F_c \cdot \text{NDVI}_{\text{veg}} + (1 - F_c) \text{NDVI}_{\text{soil}} \quad (10)$$

因此,植被覆盖度 F_c 为

$$F_c = (\text{NDVI} - \text{NDVI}_{\text{soil}})/(\text{NDVI}_{\text{veg}} - \text{NDVI}_{\text{soil}}) \quad (11)$$

式中:NDVI 为影像中各像元的 NDVI 值($\text{NDVI} = (\rho_{864} - \rho_{671})/(\rho_{864} + \rho_{671})$); ρ_{864} 和 ρ_{671} 分别为近红外 44 波段和红光 25 波段的反射率; $\text{NDVI}_{\text{soil}}$ 为全裸土覆盖区域的 NDVI 值; NDVI_{veg} 为纯植被覆盖像元 NDVI 值。

4 结果与分析

本文的研究区位于贺兰山自然保护区的生态定位站,其植被类型主要以原始森林为主。利用遥感图像反演几何光学交互遮蔽(GOMS)模型获得组分光谱,再对高光谱图像进行组分光谱分解,然后再利用几何光学模型计算得到森林覆盖度。

研究中采用基于纯净像元指数(Pixel Purity Index, PPI)的方法从 Hyperion 影像上提取组分端元^[17]。利用噪声白化变换(MNF)压缩数据维数,去除波段之间相关性^[18]。选择包括原始影像的大部分有用信息的前 10 个波段进行混合像元分解。PPI 算法的实现在 ENVI 软件内完成。为保证选择“纯净”的像元的质量及数量,迭代次数为 10 000 次,“纯净”像元阈值为 2.50,最后计算得到影像中的纯净像元,并将其定义为感兴趣区域(Region of Interest, ROI)。利用 ENVI 提供的 N 维散度法对 ROI 中纯净像元进行 N 维散度分析。经 N 维散度分析后,最终确定了 4 种类型的端元:光照背景(G)、光照冠层(C)、阴影冠层(Z)和阴影背景(T)。然后利用线性光谱混合分解模型(公式 8)进行混合像元分解得到分量 K_g 。最后利用公式(4) - (7) 计算得到植被覆盖度 F_c 。图 1 和图 2 为分别采用几何光学模型和混合像元模型估算的森林覆盖度图。

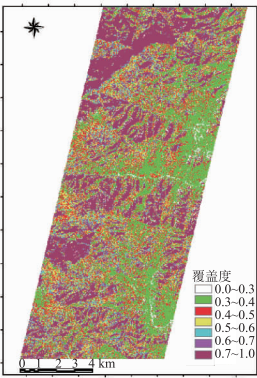


图 1 几何光学模型
估算的覆盖度

Fig.1 FC map using
geometric-optical model

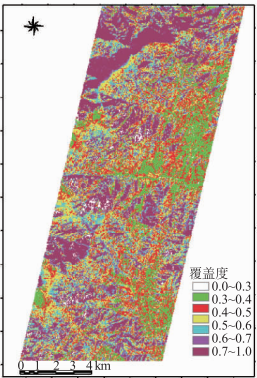


图 2 混合像元模型
估算的覆盖度

Fig.2 FC map using
mixed-pixel model

利用 EO-1 Hypeion 数据,基于几何光学模型和混合像元模型反演算法分别计算了每个像元的植被覆盖度 F_c ,图像区域主要以森林为主,图像大小为 466×655 。图 1 和图 2 分别为基于几何光学模型和混合像元模型反演算法计算的植被覆盖度,其中 0:Bare 表示空白区域。为了比较 2 种算法反演的植被覆盖度,将图 1 和图 2 反演的植被覆盖度做二维

散点图(如图 3),图中的斜线为 1:1 线。结果表明:

(1) 大部分点主要分布于 1:1 线附近,2 种模型算法估算的植被覆盖度主要介于 0.2~0.8,在该区域 2 种算法反演的结果存在很小的差异,利用几何光学模型反演的覆盖度低于混合像元估算的结果;

(2) 2 种算法反演结果有少数像元相差较大,在此区域 K_g 接近于 0,森林覆盖比较稠密,几何光学模型反演的覆盖度值介于 0.8~1.0,而混合像元模型反演的覆盖度介于 0.7~0.8,这说明在此区域利用几何光学模型反演的植被覆盖度高于混合像元模型反演的结果,几何光学模型明显高估了这些点的覆盖度。

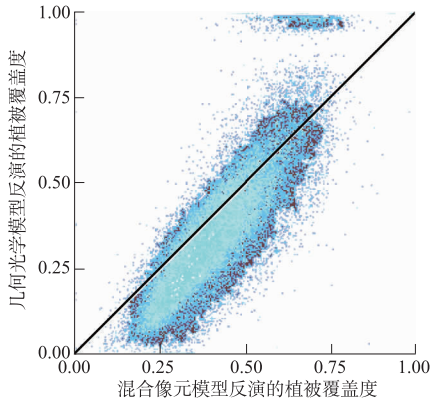


图 3 图 1 和图 2 的二维散点图

Fig. 3 Two-dimensional scatter plot between Fig. 1 and Fig. 2

为了进一步验证反演的植被覆盖度,将几何光学和混合像元模型反演的覆盖度及地面实测覆盖度进行了比较(见图 4、图 5),以地面实测的覆盖度作为真值,对 2 种算法计算结果进行对比验证。选取了 30 个样方进行验证,分别计算了决定系数 R^2 、均方根误差(RMSE)和回归关系。其中,虚线为 1:1 线;实线为回归关系。通过模型估算的森林覆盖度和实测的覆盖度主要分布在 1:1 线附近,用模型反

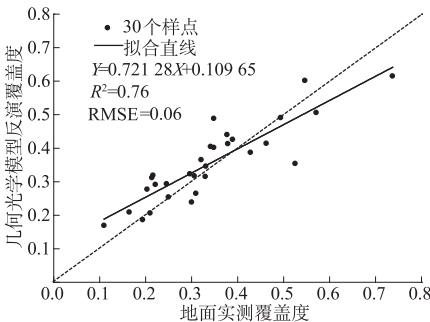


图 4 几何光学模型反演值和实测值比较

Fig. 4 Comparison of FC scatter plots between the geometric-optical model estimated and ground measured data

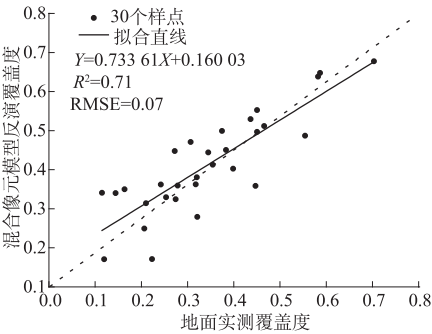


图 5 混合像元模型反演值和实测值比较

Fig. 5 Comparison of FC scatter plots between the mixed-pixel model estimated and ground measured data

演的覆盖度比较接近于真实值。几何光学模型反演的覆盖度决定系数 $R^2 = 0.76$;均方根误差 $RMSE = 0.06$;混合像元模型反演的覆盖度决定系数 $R^2 = 0.71$;均方根误差 $RMSE = 0.07$ 。这说明几何光学模型算法要优于混合像元法。利用遥感物理模型反演的植被覆盖度精度存在着一些不确实性,如 K_g 估算的精度、地面实测结果的精度,这些都对遥感物量模型反演的结果有一定的影响。

5 结 论

本文以高光谱 EO-1 Hyperion 图像为数据源,分别采用几何光学模型和混合像元分解以及混合像元模型估算了西北干旱地区的贺兰山的森林覆盖度,并将这 2 种方法反演的森林覆盖度进行了对比。研究表明:2 种方法计算结果比较接近。最后将几何光学模型和混合像元模型反演的森林覆盖度和野外测量数据进行了验证。

贺兰山地处西北干旱区,其植被类型主要以原始森林为主。利用几何光学模型和混合像元模型反演干旱地区的森林覆盖度,精度较高,具有较为广泛的适用性。

由于 Hyperion 图像本身的质量问题,估算的植被覆盖度的精度受到一些因素的影响,主要影响因素有:

(1) 遥感影像校正误差的影响。因为 Hyperion 图像几何校正误差和大气校正误差的存在,同时校正过程中存在不可避免的人为因素的影响,影响图像校正的质量。

(2) 地形对反演精度的影响。实验区的地形起伏较大,由于地形的影响,不同的坡度和坡向对 K_g 有一定的影响,因此影响了最后的反演精度。

(3) 反演算法精度根据研究区有限的野外测量

数据进行评价,存在一定的局限性。今后有必要增加样本数据,尤其是覆盖度较大的数据,且需针对多个区域进行反复验证。

遥感测量已成为植被覆盖度监测的主要途径,更好地利用高光谱分辨率和高空间分辨率的遥感数据,提高模型及反演结果的精度是今后研究的一个重点。

参考文献:

- [1] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, *et al.* Novel Algorithms for Remote Estimation of Vegetation Fraction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76–87.
- [2] 朱敬芳,邢白灵,居为民,等. 内蒙古草原植被覆盖度遥感估算[J]. *植物生态学报*, 2011, 35(6): 615–622. (ZHU Jing-fang, XING Bai-ling, JU Wei-min, *et al.* Remote-Sensing Estimation of Grassland Vegetation Coverage in Inner Mongolia, China[J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2011, 35(6): 615–622. (in Chinese))
- [3] DYMOND J R, STEPHENS P R, NEWSOME P F, *et al.* Percentage Vegetation Cover of a Degrading Rangeland from Spot[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13(11):1999–2007.
- [4] XIAO Jing-feng, MOODY A. A Comparison of Methods for Estimating Fractional Green Vegetation Cover within a Desert-to-Upland Transition Zone in Central New Mexico, USA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 98(2):237–250.
- [5] PECH R P, GRAETZ R D, DAVIS A W. Reflectance Modelling and the Derivation of Vegetation Indices for an Australian Semi-arid Shrubland[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1986, 7(3): 389–403.
- [6] SCARTH P, PHINN S. Determining Forest Structural Attributes Using an Inverted Geometric-Optical Model in Mixed Eucalypt Forests, Southeast Queensland, Australia[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 71(2): 141–157.
- [7] 梁存柱,朱宗元,王 炜,等. 贺兰山植物群落类型多样性及其空间分异[J]. *植物生态学报*, 2004, 28(3): 361–368. (LIANG Cun-zhu, ZHU Zong-yuan, WANG-Wei, *et al.* The Diversity and Spatial Distribution of Plant Communities in the Helan Mountains[J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2004, 28(3): 361–368. (in Chinese))
- [8] 郑敬刚,董东平,赵登海,等. 贺兰山西坡植被群落及其与环境因子的关系[J]. *生态学报*, 2008, 28(9): 4559–4567. (ZHENG Jing-gang, DONG Dong-ping, ZHAO Deng-hai, *et al.* Relationship Between Vegetation Community Characteristics and Its Environmental Factors in the West Slope of Helan Mountain[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2008, 28(9): 4559–4567. (in Chinese))
- [9] 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. (TAN Bing-xiang, LI Zeng-yuan, CHEN Er-xue, *et al.* Preprocessing of EO-1 Hyperion Hyperspectral Data[J]. *Remote Sensing Information*, 2005, (6):36–41. (in Chinese))
- [10] BECK R. EO-1 User Guide V.2.3[EB/OL]. (2011–12–13) [2012–11–15]. <http://eo1.usgs.gov>
- [11] RIAÑO D, CHUVIECO E, SALAS J, *et al.* Assessment of Different Topographic Corrections in Landsat-TM Data for Mapping Vegetation Types[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(5): 1056–1061.
- [12] LI Xiao-wen, STRAHLER A H. Geometric-Optical Bidirectional Reflectance Modeling of the Discrete Crown Vegetation Canopy: Effect of Crown Shape and Mutual Shadowing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(2): 276–291.
- [13] ZENG Y, SCHAEPMAN M E, WU B, *et al.* Scaling-Based Forest Structural Change Detection Using an Inverted Geometric-Optical Model in the Three Gorges Region of China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(12): 4261–4271.
- [14] JACOB B G, MWANGANGI J M, MBOGO C M, *et al.* A Taxonomy of Unmixing Algorithms Using Li-Strahler Geometric-Optical Model and other Spectral Endmember Extraction Techniques for Decomposing a QuickBird Visible and Near Infra-Red Pixel of an Anopheles arabiensis Habitat[J]. *The Open Remote Sensing Journal*, 2011, 4(1): 1–25.
- [15] GUTMAN G, IGNATOV A. The Derivation of the Green Vegetation Fraction from NOAA/AVHRR Data for Use in Numerical Weather Prediction Models[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(8): 1533–1543.
- [16] 丁艳梅,张继贤,王 坚,等. 基于 TM 数据的植被覆盖度反演[J]. *测绘科学*, 2006, 31(1): 43–45. (DING Yan-mei, ZHANG Ji-xian, WANG Jian, *et al.* Vegetation Fraction Estimation Based on TM Data[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2006, 31(1): 43–45. (in Chinese))
- [17] BOARDMAN J W, KRUSE F A, GREEN R O. Mapping Target Signature Via Partial Unmixing of AVIRIS Data[C] // *Proceedings of the Fifth JPL Airborne Geoscience Workshop*, Pasadena, California, January 23–26, 1995: 23–26.
- [18] GREEN A A, BERMAN M, SWITZER P, *et al.* A Transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implications for Noise Removal[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1988, 26(1): 65–74.

(编辑:王 慰)

(下转第 121 页)