

基于混合像元分解模型的森林叶面积指数反演

陈 丽, 张晓丽*, 焦志敏

(北京林业大学省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083)

摘 要: 在叶面积指数 (LAI) 遥感估算中, 常用的基于统计的遥感反演方法难以处理“同物异谱, 同谱异物”的难题, 该文从研究地物组分物理结构着手, 采用像元分解的方法建立 LAI 的遥感反演模型, 不仅能很好的解决这个难题, 而且反演方法简便可行、具有普适性。该研究先对 TM 数据做最小噪声分离 (MNF) 并基于影像本身选择端元, 经混合像元分解得到研究区植被覆盖度, 再根据植被覆盖度与 LAI 的关系, 用多次散射过程冠层模型求解迭代的方法逐步逼近准确的 LAI 值。最终选择植被、土壤、水体和水泥建筑 4 个端元, 采用非限制性线性混合像元分解模型来分解影像, 4 个端元分解影像的平均误差为 0.0028, 端元质量好, 分解效果较好。结果证明: 混合像元分解模型和多次散射过程冠层模型相结合来反演森林叶面积指数的方法, 能很好的预测森林 LAI; 研究区样点实测值与预测值的拟合度 R^2 为 0.8219, 均方根误差 RMSE 为 0.368, 两者存在很强的相关性。该研究可为森林资源遥感定量估算提供技术支撑, 为森林资源空间配置的优化调整与辅助解决方案的提出提供参考。

关键词: 遥感, 森林, 估算, 叶面积指数, 混和像元分解模型, 多次散射

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.13.017

中图分类号: TP79; S758

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-13-0124-06

陈 丽, 张晓丽, 焦志敏. 基于混合像元分解模型的森林叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2013, 29(13): 124-129.

Chen Li, Zhang Xiaoli, Jiao Zhimin. Reversion of leaf area index in forest based on linear mixture model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(13): 124-129. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

叶面积指数 (leaf area index, LAI) 不仅是进行生物量估算的一个重要参数, 也是定量分析陆地生态系统能量交换的最重要的结构参数之一^[1-2]。传统的 LAI 反演模型主要有经验统计模型和物理模型, 其中经验统计模型以简便、易于操作而成为遥感估算 LAI 的一种主要方式, 它以 LAI 为因变量, 以光谱数据或其变换形式 (如植被指数 VI) 作为自变量, 这种模型本身不具有物理基础, 有很大的局限性, 很难用于大面积区域 LAI 估算; 物理模型具有物理基础, 有普适性, 但反演过程复杂, 参数较多, 应用起来效率低, 且反演结果存在很大的不确定性。如何利用遥感技术, 找到一个操作性强, 反演精度高的提取叶面积指数的模型是本次研究的

目的所在。

影响 LAI 反演精度的因素有很多, 其中最主要的是“同物异谱, 同谱异物”问题, 传统的反演方法都是从所有光谱像元中选择有代表性的特征运用到整个研究区域, 不能有效的处理混合像元问题。为了减少混合像元在研究中的影响, 多种方法已经被用于混合像元分解中^[3-5]。混合像元分解模型是从研究地物组分物理结构着手, 采用像元分解的方法, 通过求得混合像元的覆盖类型组分 (通常称为端元) 占像元的百分含量 (覆盖度), 来提高地类分类精度^[3]。在混合像元分解模型中, 认为遥感数据各个像元对应的地物是由典型地物组成, 各种典型地物在像元中所占的面积比例之和为 1, 但现实中由于各种原因, 各组分所占面积比例之和通常不为 1^[15-16]。本研究基于最小噪声分离法 (minimum noise fraction, MNF) 和像元分解的理论, 运用非限制性线性混合像元分解方法反演研究区叶面积指数 (LAI)。

1 研究区概况

本研究以北京密云县为研究区, 中心位置为 116°4'32"E, 40°30'32"N。全县总面积 2 354.94 km², 占全市面积的 13.58%, 是北京市土地面积最大

收稿日期: 2013-01-16 修订日期: 2013-05-20

基金项目: 国家“863”计划课题“数字化森林资源监测关键技术研究” (2012AA102001)

作者简介: 陈丽 (1987-), 女 (汉族), 安徽阜阳人, 研究方向: 3S 技术在森林资源环境中的应用。北京市海淀区清华东路 35 号 北京林业大学 374 信箱, 100083。Email: chenli_bjfu@163.com

*通信作者: 张晓丽 (1967-), 女, 教授, 研究方向: 遥感、GIS 在资源与环境中的应用研究。北京 北京林业大学省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 100083。Email: zhang-xl@263.net

的区县。研究区内森林结构多样，林地面积达 1 665.14 km²，林木覆盖率达 57.18%，活立木总蓄积量为 2 340 610.52 m³。林地资源丰富，树木种类繁多，落叶松、油松、华山松、黑桦、白桦、榭树等多种针、阔叶不同类型树种都有典型分布。

2 数据来源及处理

本研究的主要数据为 Landsat TM 遥感影像，成像时间为 2010 年 8 月 8 日，数据条带为 123-032，采用北京 54 坐标，UTM-WGS 84 投影，产品类型 L1T 标准地形校正，波段 1-5 和波段 7 的空间分辨率为 30 m，波段 6（热红外波段）的空间分辨率为 120 m。LAI 实测数据是 2012 年 8 月利用 LAI-2000 仪器采集的 40 个野外实测值，样点选择区域水平面积不小于 50 m×50 m，主要采集于雾灵山周边，样地选择坡度较平缓的地区，测点植被覆盖较均一。样点数据与遥感影像数据相差 2 a，2 a 在树木生命周期（几十到几百年）中所占比例较短，对于成熟林的研究，2 a 的生长量很小，叶面积指数差异可以忽略。辅助数据有 1:1 万地形图、林相图、北京市土地覆盖分类图、Google Earth 地图数据及资料、北京市区矢量数据和密云区矢量数据，北京地区 DEM 数据，以及密云区气候资料及自然、经济等方面的基本信息。本研究中基于 ENVI4.8 对影像进行传感器定标、大气校正、几何校正、图像裁剪、二维散点图制作、MNF 处理和线性混合像元分解等处理。

3 叶面积指数 (LAI) 估算模型

3.1 混合像元分解模型

线性光谱混合模型 (linear spectral mixture model, LSMM) 是最常用的混合像元分解模型^[6]，它把像元反射率表示为一系列端元反射率的线性组合^[3,7]，表达式如下

$$R_i = \sum_{k=1}^n (R_{ik} f_k) + \varepsilon_i \quad (1)$$

式中， R_i 为混合像元的反射率， $i=1,2,3,\dots,m$ ， $k=1,2,3,\dots,n$ ， m 表示波段数， n 表示选定的端元数， R_{ik} 表示第 i 个波段第 k 个端元组分的反射率， f_k 是该像元第 k 个端元组分所占的比例。 ε_i 是第 i 波段的误差。

为了得到高质量的丰度图，需要满足以下 3 个条件：1) 所选择的端元要相互独立；2) 端元数要小于或等于波段数；3) 所选择的波段不能有较高的相关性。选择最优端元时，由于 TM 数据的波段存在很高的相关性^[8-9]，需要将传感器反射率数据转换为一个新的坐标集数据来提高端元选择的质量。最小噪声分离法 (MNF) 是最常用的转换方法之一^[8,10]，

很多研究已经证实 MNF 法能很好的提高端元丰度图的质量^[10-14]。为了得到较理想的丰度图，国内外研究采用了很多端元选择的方法，例如基于实测数据或光谱数据库的方法，基于影像本身的方法^[6,8,15-16]，使用像素纯度指数 (pixel purity index, PPI) 确定光谱纯像素的方法，人工端元选择的方法^[17]等，其中国内使用较多的方法是基于实测数据或光谱数据库的方法^[18-19,21-22]。本文将采用基于影像本身的方法获得最优端元，优点是易于实现，能在同一尺度来衡量影像数据，且所选端元是位于二维散点图顶点的像元，能获得更具有代表性的光谱^[8]。

对于经过预处理后的 TM 数据做 MNF 处理后，前 4 个特征值被用来进行混合像元分解，最后 2 个特征值由于噪声比例较高而被舍弃。基于此，初步选出植被、土壤、水体、水泥建筑 4 个端元，将这 4 个端元与 MNF1 和 MNF2，MNF1 和 MNF3，或 MNF2 和 MNF3 的二维散点图顶点作对比，选择与端元具有相似位置的顶点作为端元的像元样本，获取像元样本平均波谱曲线。再根据端元波谱特征找到最优端元。例如，绿色植被在 TM4 波段反射率较高而 TM3 波段反射率较低；土壤在 TM3 和 TM4 波段反射率都较高；水体在各个波段的反射率都很低；水泥建筑在各个波段反射率都很高。本研究最终选择植被 (GV)、土壤 (S)、水体 (W)、水泥建筑 (NPV) 4 个端元作为混合像元分解的最末端元，非限制性线性混合像元分解模型被用来分解影像。再利用不同的端元组合方式对丰度图进行评价，并结合实地调查数据选出最优端元组合，得到质量较好的端元丰度图，经归一化处理，得到植被盖度数据 F_c 。

3.2 LAI 反演

在本研究中采取了多次散射过程冠层模型求解迭代的方法来逐步逼近精确的叶面积指数^[18-19]。

根据上一步研究所获得的植被覆盖度 (F_c) 信息，把各像元中未被植被覆盖的面积所占的比例看作植被冠层的透过率 (T)，则有

$$T = 1 - F_c \quad (2)$$

一次散射冠层的直接透过率 T_1 为^[18,23]：

$$T_1 = \exp\left[-\frac{\tau_1(h)}{\mu_1}\right] = \exp\left[-\int_0^h \frac{k_1(z) \wedge(z)}{\mu_1} dz\right] \quad (3)$$

式中， $\mu_1 = \cos\theta_s$ ， θ_s 太阳天顶角 ($^\circ$)； $\tau_1(h)$ 是高度在 z 以上的冠层部分的光学厚度； $\wedge(z)$ 代表叶面积密度，即单位体积内的叶面积， $\wedge(z) = dL/dh$ ，单位为 m^2/m^3 ； $k_1(z)$ 为植被冠层在入射方向上的消光系数。设 k_1 为 $k_1(z)$ 的平均值，则当叶倾角随机分布时， $k_1 = 1/\pi$ ，则第一次透射率 T_1 计算公式^[23]可以简化为

$$T_1(\theta_1) = e^{-L \frac{k_1}{\mu_1}} \quad (4)$$

在仅考虑一次散射的情况下，可近似估算出叶面积指数

$$LAI = -\frac{\mu_1}{k_1} \ln T \quad (5)$$

即

$$LAI = -\pi \cos \theta_s \ln T \quad (6)$$

由于多次散射光的存在，会夸大植被的覆盖度，减小植被冠层的透过率，因此，必须对其进行修正。下面对以上计算得到的初步 LAI 进行迭代调整。邓孺孺等已经证明仅考虑前 3 次散射即可满足一般的精度要求^[19,23]，因此本文只考虑前 3 次散射透过率。

$$R_p = \rho_1 + \rho_{2+} + \rho_{3+} \quad (7)$$

式中， R_p 为植被冠层的反射率， ρ_1 为叶丛的一次散射率， ρ_{2+} 和 ρ_{3+} 分别为冠层的第 2、3 次散射率。

二次散射光的反射率贡献 ρ_{2+} 为^[18,23]

$$\rho_{2+} = \frac{R_l^2}{2} [1 - e^{-2L} - 2Le^{-2L}] \quad (8)$$

式中， ρ_l 为植被叶子表面的反射率，令 $R_l = \frac{\rho_l}{2}$ ， L 为叶面积指数。

三次散射光的反射率贡献 ρ_{3+} 为^[18,23]

$$\rho_{3+} = \frac{R_l^3}{8} [5 - e^{-2L}(4 + 12L + 8L^2) - e^{-4L}] \quad (9)$$

在利用线性混合像元模型分解时，把植被对像元反射率的贡献表示为植被标准反射率与植被所

占面积百分比的乘积，即

$$R_p = R_v \times F_c \quad (10)$$

式中， R_v 为标准的植被反射率， F_c 为植被所占的面积百分比， F_{c1} 、 F_{c2} 、 F_{c3} 分别为一次散射、二次散射、三次散射的贡献，令 $i=1, 2, 3$ ，则

$$F_c = F_{c1} + F_{c2} + F_{c3} \quad (11)$$

$$\frac{F_{ci}}{F_c} = \frac{\rho_i}{R_p} \quad (12)$$

由式 (8) 和式 (9) 可以求出第二、三次散射率的贡献，再利用式 (10) 和式 (12) 可以求出第二、三次散射对植被覆盖度的贡献 F_{c2} 和 F_{c3} ，然后利用式 (11) 和上一步基于混合像元分解模型得到的植被覆盖度 F_c ，可以得到仅对应于一次散射的植被覆盖度 F_{c1} 。将得到的 F_{c1} 重新代入到式 (2) 和式 (5) 中，可以计算得到调整后的更为精确的叶面积指数 (LAI)。按照此方法可以进行多次迭代运算，直到得到的 LAI 满足精度要求为止。

4 结果与分析

本研究基于最小噪声分离方法和混合像元分解模型得出植被覆盖度，进而利用多次散射植被二向反射模型对叶面积指数进行修正，得到较精确的叶面积指数数据。

4.1 端元丰度图

基于混合像元分解和最小噪声分离方法得到的端元丰度图如图 1 所示。

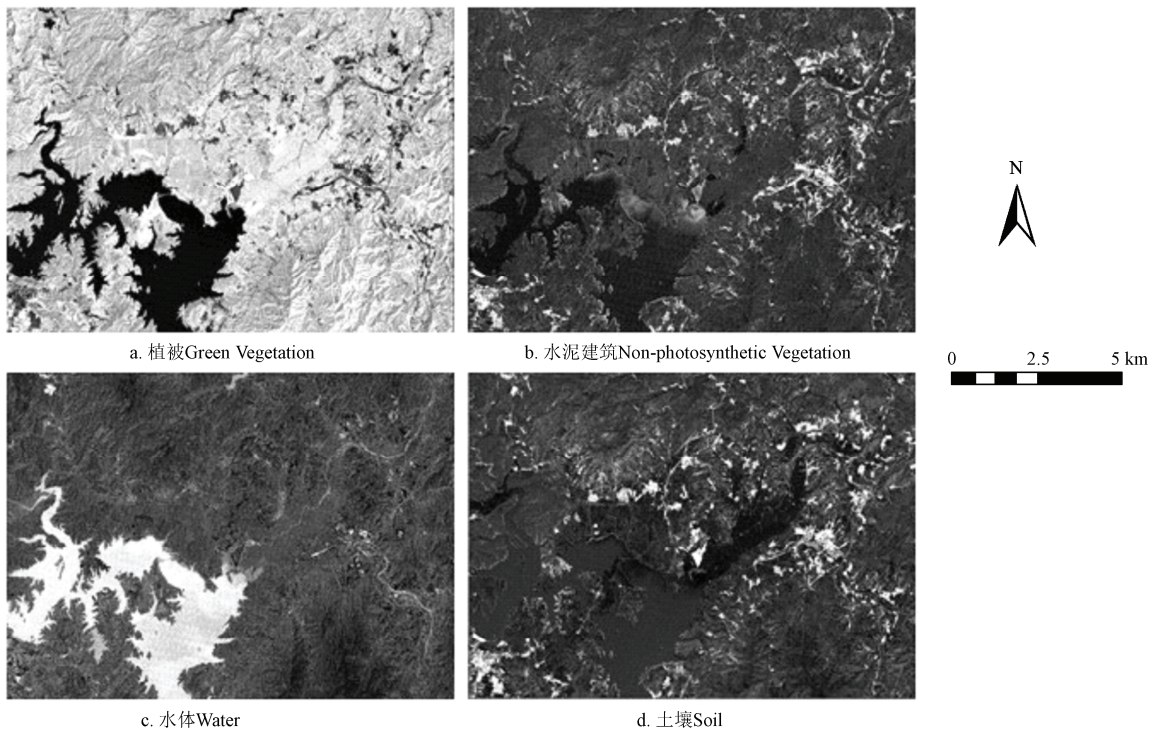


图 1 植被(GV)、水泥建筑 (NPV)、水体(W)、土壤(S)4 个端元的丰度图
Fig.1 Fraction images of GV, NPV, water, and soil endmembers for part of study area

在植被丰度图中，森林和草地为最明亮，水体、裸土和城市用地最黑暗，农业用地呈现过度色彩灰色，从低植被覆盖率高密度城市用地到高植被覆盖率低密度城市用地，植被丰度图数值呈现从低到高连续变化的状态；在水泥建筑丰度图中，城市水泥建筑用地为白色，能清晰的分辨出道路线和居民建筑；在水体丰度图中，随着水深度增加，图像色彩越明亮，在深水区图像颜色最明亮，城市用地和森林区图像为灰色，草地和农业用地图像为黑色；在土壤丰度图中，从城市用地到零散居民地，图像颜色从亮灰色变到黑灰色，而对于森林、水体和茂密的草地，图像颜色呈现黑色。混合像元分解结果图中还有一幅是误差分布图，本研究所选 4 个端元分解影像后的平均误差为 0.0028，最大误差为 0.0964，误差小，分解效果较佳，满足本研究需要。

4.2 叶面积指数预测值与观察值比较

本研究选取研究区内 40 个野外实测样点的 LAI 数据，对比反演得到的叶面积指数，比较结果如图 2 和图 3 所示。这 40 个样点包含了针叶林 17 个、阔叶林 10 个以及针阔混交林 13 个，针叶树种以油松、落叶松等为主，阔叶树种有白桦、山杨、紫桦、榆树等多种。从图 2 可知样点实测值与预测值的拟合度 R^2 为 0.8219，均方根误差 $RMSE$ 为 0.368，两者存在很强的相关性，可以采用混合像元分解模型估算森林叶面积指数。

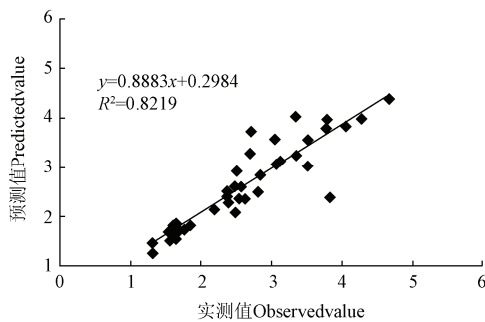


图 2 叶面积指数实测值与预测值散点图

Fig.2 Scatter plot on LAI observed value and predicted value

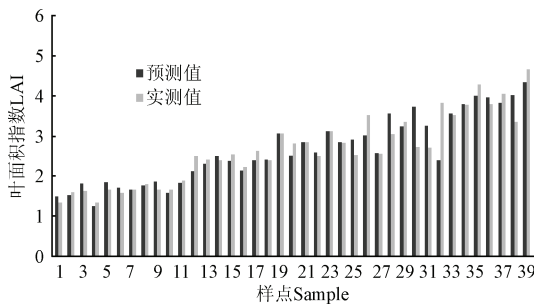


图 3 样点 LAI 实测值与预测值对比图

Fig.3 Comparison of LAI observed value and predicted value

根据图 2 和图 3 可知，40 个实测样点 LAI 值和

模型预测 LAI 值都集中在 1.00~5.00 之间，整体符合程度较佳。

5 结论与讨论

本研究对北京市密云区 2010 年 8 月森林叶面积指数的估算得出以下结论：

1) 本文从研究地物组分物理结构着手，采用了像元分解的方法，这种方法很好的解决了“同物异谱，同谱异物”等传统反演方法解决不了的难题，且反演方法简便可行，具有普适性，对于大范围森林 LAI 动态监测的研究具有重要的意义。

2) 本研究采用最小噪声分离方法 (MNF) 处理 TM 影像数据，消除了 TM 影像各个波段之间的相关性，并运用基于影像本身的方法进行端元的选择，提高了端元选择的质量。本研究最终选择的端元分解影像的平均误差为 0.0028，最大误差为 0.0964，误差很小，分解效果较佳。

3) 利用混合像元分解模型得到研究区植被覆盖度，再根据植被覆盖度与叶面积指数的关系，采取多次散射过程冠层模型求解迭代的方法来逐步逼近精确的叶面积指数值。这种反演过程不仅考虑了混合像元因素，还考虑了植被冠层的多次散射效应对遥感估算叶面积指数的影响，很好的提高了森林 LAI 反演的精度。

4) 研究区样点实测值与预测值的拟合度 R^2 为 0.8431，均方根误差 $RMSE$ 为 0.3364，两者存在很强的相关性。研究证明可以采用混合像元分解模型预测森林叶面积指数。

本研究忽略了因地形导致的阴影的作用与影响，若能将阴影作用考虑进去，将使模型得出的结果更加精确。

[参 考 文 献]

[1] Chen J M, Black T A. Defining leaf area index for non-flat leaves[J]. Plant Cell Environ, 1992(4), 15: 421-429.

[2] Chen J M, Cihlar J. Retrieving leaf area index of Boreal Conifer forests using Landsat TM images[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 153-162.

[3] Lu D, Moran E, Batistella M. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 87(4): 456-469.

[4] Erol H. A practical method for constructing the mixture model for a spectral class[J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(3): 823-830.

[5] Ichoku C, Karnieli A. A review of mixture modeling techniques for sub-pixel land cover estimation[J]. Remote Sensing Reviews, 1996, 13(4): 161-186.

- [6] Lu D, Weng Q. Spectral mixture analysis of ASTER images for examining the relationship between urban thermal features and biophysical indicators in Indianapolis, Indiana[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 104(3): 157—167.
- [7] Adams J B, Sabol D E, Kapos V, et al. Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: Application to land-cover change in the Brazilian Amazon[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 52(2): 137—154.
- [8] Lu D, Weng Q. Spectral mixture analysis of the urban landscapes in Indianapolis with Landsat ETM+ imagery[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2004, 70(9): 1053—1062.
- [9] Barnsley M J, Longley P, Goodchild M, et al. Digital remote sensing data and their characteristics[M]. *Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Applications, and Management (Second Edition)*, John Wiley & Sons, New York, 1999. 451—466.
- [10] 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.
- [11] Van der Meer F, S M de Jong. Improving the results of spectral unmixing of Landsat Thematic Mapper imagery by enhancing the orthogonality of endmembers[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(4): 2781—2797.
- [12] Wu C, Murray A T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84(4): 493—505.
- [13] Lu D, Batistella M, Moran E. Linear Spectral Mixture Analysis of TM Data for Land-use and Land-Cover Classification in Rondonia, Brazilian Amazon[M]. Published by Center for Topographic Information Mapping Services Branch, Geomatics Canada, Department of Natural Resources Canada, Ottawa, Canada, 2002, 557—562.
- [14] Small C. Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 22(7): 1305—1334.
- [15] Quarmby N A, Townshend J R G, Settle J J, et al. Linear mixture modeling applied to AVHRR data for crop area estimation[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13(3): 415—425.
- [16] Settle J J, Drake N A. Linear mixing and the estimation of ground cover proportions[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14(6): 1159—1177.
- [17] Bateson A, Curtiss B. A method for manual endmember selection and spectral unmixing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(3): 229—243.
- [18] 康峰峰. 北京西南山地森林绿量遥感反演的研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2011.
Kang Fengfeng. Study on Remote Sensing Retrieval of Forest Vegetation Quantity in mountainous area south-western Beijing China[D]. Beijing: Beijing Forest University, 2011. (in Chinese with English abstract)
- [19] 张玮玮. 基于像元信息分解的叶面积指数提取模型及长江三角洲叶面积指数动态监测[D]. 广州: 中山大学, 2005.
Zhang Weiwei. The Model to Extract LAI based on the Pixel Information Decomposition and the Dynamic Monitoring of the LAI of Yangtze River Triangle Delta [D]. Guangzhou: Sun Yat-sen University, 2005. (in Chinese with English abstract)
- [20] 吕长春, 王忠武, 钱少猛. 混合像元分解模型综述[J]. *遥感信息*, 2003, 71(3): 58—60.
Lü Changchun, Wang Zhongwu, Qian Shaomeng. A review of pixel unmixing models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 71(3): 58—60. (in Chinese with English abstract)
- [21] 邓孺孺. 城市地物覆盖类型遥感自动提取-以广州市为例[D]. 广州: 中山大学, 2004.
Deng Ruru. Automatic Extraction of Urban Land Cover on Remote Sensing Image—A Case Study on Guangzhou City, Guangdong Province[D]. Guangzhou: Sun Yat-sen University, 2004. (in Chinese with English abstract)
- [22] 刘小平, 邓孺孺, 彭晓鹃. 城市绿地遥感信息自动提取研究-以广州市为例[J]. *地域研究与开发*, 2005, 24(5): 110—113.
Liu Xiaoping, Deng Ruru, Peng Xiaojuan. An Automatic Extraction Model of Urban Greenbelt Remote Sensing Image: A Study on Guangzhou City[J]. *Areal Research and Development*, 2005, 24(5): 110—113. (in Chinese with English abstract)
- [23] 邓孺孺, 田国良, 柳钦火. 基于多次散射的植被-土壤二向反射模型[J]. *遥感学报*, 2004, 8(3): 193—200.
Deng Ruru, Tian Guoliang, Liu Qinhuo. Bi-directional Reflectance Model of Canopy and Soil Based on Multi-Scatterings[J]. 2004, 8(3): 193—200. (in Chinese with English abstract)

Reversion of leaf area index in forest based on linear mixture model

Chen Li, Zhang Xiaoli^{*}, Jiao Zhimin

(The key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: Leaf area index (LAI) is not only an important parameter of biomass estimation, but also one of the most important structural parameters for the quantitative analysis of the land ecological system's energy exchange. This paper was designed to find a method to estimate LAI, which was accurate, rapid, large scale, and not damaging. In the remote sensing estimation of leaf area index (LAI), the most commonly used methods were based on the statistics. However, it has significant limitations and had difficulty dealing with the problem of "the same thing with different spectrum, and the same spectrum but different thing" for those models. Based on the physical structure of the ground component, this study developed the linear mixture model for forest LAI estimation. It can not only deal with the difficulty of spectral discrimination, but also was simple, feasible, and general. The minimum noise fraction (MNF) method, which can eliminate the correlation between the bands of TM images and increase the quality of endmembers, was employed to convert the TM image into its principal components. After that, endmembers were obtained from the image itself and the endmembers were regarded as the extremes in the triangles of an image scattergram. An unconstrained least-squares solution was used to un-mix the spectral image into fractions, and the vegetation cover percent was obtained from it. Then, according to the relationship between vegetation cover percent and the LAI, we were able to extract LAI from the remote sensing imagery successfully. Moreover, the canopy model of multiple scattering was applied to estimate the accurate LAI. Finally, four endmembers (green vegetation, soil, water, and non-photosynthetic vegetation) were selected, and an unconstrained least-squares solution was used to un-mix the spectral image into fractions. The average error was 0.0028, and the quality of fraction images was better. The results shows that the method that combined the linear mixture model with the canopy model could estimate the forest LAI accurately. In the study area, there was a strong correlation between the observed value and the predicted value. The coincidence degree of the model was 82.19%, and the *RMSE* was 0.368.

Key words: remote sensing, forestry, estimation, leaf area index (LAI), spectral mixture analysis, multiple scattering

(责任编辑: 信世强)