

文章编号: 1007-4619 (2003) 03-0182-08

高光谱与多角度数据联合进行混合像元分解研究

唐世浩, 朱启疆, 李小文, 王锦地, 阎广建

(北京师范大学 遥感与 GIS 研究中心, 资源与环境科学系; 环境遥感与数字城市北京市重点实验室, 北京 100875)

摘要: 混合像元问题是定量遥感的主要障碍之一。将混合像元问题归结为类内与类间像元混合两类, 并对类内混合像元分解问题加以研究。混合像元分解的关键在于确定组分光谱, 确定组分光谱的方法很多, 但大多数方法基于以下假定, 即从图像本身可以找到纯组分光谱, 然而这一假定对于类内混合像元分解问题来说很难成立。提出采用高光谱与多角度相结合的方法, 利用几何光学模型和线性光谱混合模型进行类内混合像元分解。即首先利用多角度数据反演几何光学交互遮蔽(GOMS)模型获得组分光谱, 再对高光谱数据进行组分光谱分解。由于该方法直接从混合光谱产生的机理出发, 因而更容易获得真正的亚像元信息。为减小反演误差, 反演过程中采用改进的多阶段的反演策略, 并充分利用多角度图像本身提供的先验信息。用 BORE-AS 试验获取的高光谱与多角度数据所作的研究表明, 该方法可以获得比较理想的分解结果。

关键词: 混合像元分解; GOMS 模型; 反演; 多角度遥感; 高光谱遥感

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A

1 引言

遥感影像是以像元为基本单位, 来检测和获取地物信息。如果空间分辨率越低, 则一个像元覆盖的面积越大, 一个像元内包括数种地物的可能就越大, 就越有可能形成混合像元。混合像元可以有两种情况, 一种情况是类间的混合, 即像元内包含除背景外不同地物的混合, 如不同地物分类边界地带的混合等; 另一种情况是类内的混合, 即在单一植被覆盖或某种植被覆盖处于主导地位的前提下, 由背景、植被和阴影产生的混合。可以认为类内混合是普遍存在的, 类间混合包含了类内混合。严格说来, 所有的像元均是混合像元。混合像元问题不仅影响地物识别分类精度, 而且是遥感技术向量化深入发展的重要障碍。如果通过一定方法, 找出组成混合像元的各种典型地物的比例, 则可解决混合像元问题, 提高定性和定量遥感精度。

由于研究目的不同或手段的限制, 一般像元分解研究往往集中于类间混合的研究, 对类内混合的研究较小。本文将以内像元混合研究为主。

在光谱混合模型中, 组分光谱估计对模型反演十分重要。为了估计组分光谱, Rosema 等在地面参考数据的帮助下直接从影像上寻找。Franklin 和 Strahler 从直方图上选择终端值, 然后通过经验系数调整。Woodcock 等首先从试验立地上根据亮度、绿度图选择一组成分光谱, 然后在指定的范围内随机变化组分光谱来估计 m 值(一种‘树’参量), 对 m 值拟合最好的一组成分光谱即为最终的组分光谱^[1]。Peter Scarth 借助 ENVI 光谱工具确定光照和阴影冠层及背景的初值。这种方法首先将最小噪音比(MNF)变换应用于 TM 图像 7 个波段以降低数据维并减小噪音。然后将光谱纯化指数(PPI)用于 MNF 前三个波段, 以区分光谱极端像元。根据散点图在图像上确定纯像元训练区(ROI), 取纯像元平均光谱作为终端像元光谱。最后通过 MNF 反变换换回图像空间。这些方法简单、实用, 但是对于类内混合像元分解来说, 直接从图像上寻找纯组分光谱十分困难。因此, 这些方法提取的光谱可能仍然是终端像元的混合。

本文采用高光谱和多角度相结合的方法利用 Li-Strahler 几何光学交互遮蔽(GOMS)^[2]模型和线性

收稿日期: 2001-09-30; 修订日期: 2002-01-21

基金项目: 中国博士后科学基金资助项目、973 项目(G2000077900)、863 项目(2001AA130003)资助。

作者简介: 唐世浩(1971—), 男, 现在北京师范大学从事博士后研究工作, 毕业于北京师范大学资环系遥感与地理信息系统专业, 主要从事遥感二向性反射模型及反演的研究工作, 已发表论文多篇。

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

光谱混合模型, 进行类内像元分解研究。由于该方法直接从像元光谱信号形成的机理和组分光谱的定义出发, 因而更可能真正获得亚像元信息。

2 多角度与高光谱联合反演的思路与方法

Li-Strahler GOMS 模型可以用如下的简单关系式表示^[3]:

$$Y(m^2, \frac{b}{r}, \frac{h}{b}, \frac{\Delta h}{b}, G, C, Z) = K_g G + K_c C + K_z Z \quad (1)$$

其中 Y 为传感器信号, G, C, Z 为光谱参数, 分别表示光照地面、光照树冠及阴影的亮度分量, $m^2, \frac{b}{r}, \frac{h}{b}, \frac{\Delta h}{b}$ 被称为结构参数, n 表示单位面积内树冠的数目, r 为椭球的水平半径, b 为垂直半径, h 为球心离地表的距离, Δh 为树冠中心高度均匀分布时最高值与最低值之差(图 1)。 K_g, K_c, K_z 是由结构参数决定的各组分的面积比, 可以用结构参数的非线性函数描述。GOMS 模型有四个结构参量和三个光谱参量。不同的试验立地, 结构参量不同, 但对于同一冠层来说, 光谱参量相同。如果能够同时获得不同点的结构参数数据, 则可利用高光谱数据直接反演光谱参数。而做到这一点十分困难, 一方面观测测量很大, 另一方面, 即使能够得到多点的观测数据, 图像的配准也存在困难。多角度图像理论上可以做到同时反演结构参量和光谱参量, 但由于难于配准等原因, 多角度图像在使用上还有一定困难, 而且多角度图像往往也不具有高光谱特征。

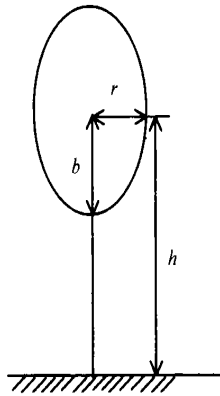


图 1 GOMS 模型树冠结构

Fig. 1 Tree structure defined in GOMS model

反射率恢复, 然后从高光谱图像上选取一块植被覆盖均匀的待反演区域。在配准后多角度图像上确定大致对应区域中心位置的区域, 计算按角度平均的反射率值作为该区域的多角度观测值, 这样可以降低对多角度图像配准的精度要求。利用 GOMS 模型并加入必要的先验知识对多角度数据进行反演, 再将反演得到的光谱参数代入线性光谱混合模型对高光谱数据进行反演, 获得逐像元的组分面积。反演所用高光谱图像和多角度图像的空间配置关系如图 2 所示。

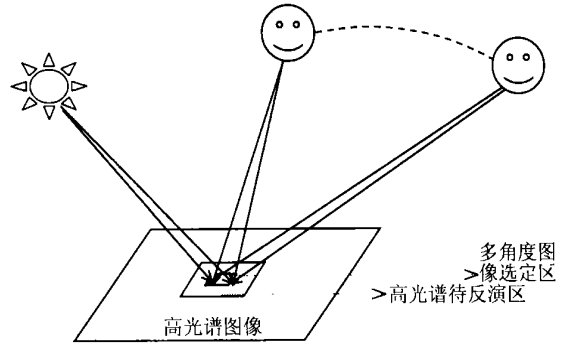


图 2 高光谱数据和多角度数据的空间位置关系

Fig. 2 Spatial relationship between hyperspectral data and multiangle data

二者联合反演的流程如下(图 3):

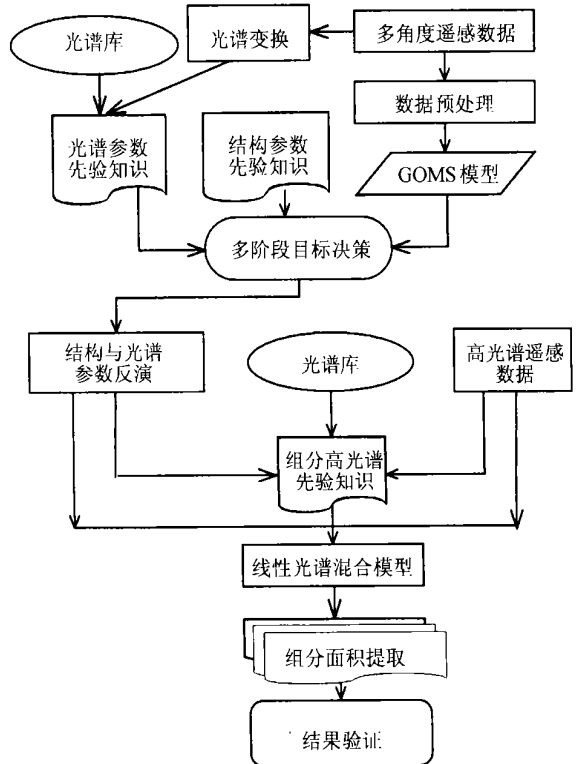


图 3 高光谱、多角度联合反演流程

Fig. 3 Flow chart of inversion

为了避免上述问题, 确定以下的高光谱、多角度联合反演思路。首先对高光谱图像进行几何校正和

3 数据来源及试验区概况

反演所用数据来自 BOREAS (The Boreal Ecosystem-Atmosphere Study) 试验。BOREAS 试验是在加拿大北部森林进行的一项大范围、跨学科国际合作研究, 这项研究的目的是为了提 高 Boreal 森林和大气之间能量、水分、二氧化碳以及痕量气体交换过程模型的精度, 并且利用遥感和其它模型集成方法将过程模型应用于大尺度, 以便科学家能够预测全球气候变化—主要是温度和降水变化—对生物圈的影响。反演中多角度数据采用 BOREAS 试验第二遥感组(RSS-02)提供的 BOREAS 南部研究区 OJP (Old Jack Pine) 塔通量点的 ASAS(Advanced Solid-State Array Sensor) 多角度观测值, 高光谱数据采用覆盖该地区的 AVIRIS (Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer) 图像。

4 利用多角度数据反演组分结构参数和组分光谱

4.1 数据及预处理

ASAS 是一种机载成像光谱辐射计, 被 NASA/GSFC 改用于多角度观测, 该仪器可进行沿轨前向 70° 到后向 55° 的观测。ASAS 图像一般有 8 个观测角度 $70^\circ, 60^\circ, 45^\circ, 26^\circ, 0^\circ, -26^\circ, -45^\circ$ 和 -55° 。在 BOREAS 实验中, 输出图像中共有 62 个波段, 每行 512 个像素。ASAS 光谱波段跨度为 404—1023nm, 波段光谱分辨率大约 10nm。1994 年的 BOREAS 实验分别获得通量塔附近垂直主平面、主平面、斜交主平面多观测天顶角的 ASAS 数据。ASAS 与轨道垂直方向的分辨率为 4—10m, 沿轨方向的像元尺寸大约 3m。

通量塔点的大气纠正二向反射率因子由 BOREAS 试验第二遥感组(RSS-02)提供, 该组提供几个通量塔点附近小区域二向性反射率因子。其处理步骤如下:

首先从 ASAS 原始数据获得在轨辐亮度, 然后从各倾角在轨辐亮度图像上选取大致相同的小面积区域, 从每个倾角的采样多边形中提取观测角信息和辐亮度统计信息。用 6S 校正平均在轨光谱辐亮度, 输出地表反射率。该组所作的 数据验证表明, 与地面实测的反射率相比, 在大多数情况下, 尤其是在 490—860nm 波段范围内, ASAS 大气校正反射率因

子与实测值一致。由于 ASAS 前 15 个波段和后 12 个波段误差较大, 实验反演时只考虑第 15—50 波段, 波长范围为 0.4902—0.846 μ m。

4.2 反演方法

对于多角度观测来说, 用全部数据直接反演所有参数效果并不理想。这是因为多角度观测的观测角度毕竟有限, 同时反演参数过多, 很容易导致问题欠定, 另一方面由于二向性反射模型的非线性, 反演参数过多, 也增加了反演的难度, 使反演结果收敛于局部最优解的概率增加。研究表明, 对于多角度观测来说, 不同参数所对应的敏感角度并不一致, 每个参数在不同的采样方向有不同的敏感性, 而且相同的样本对于不同参数的敏感性也有很大差别。对于不敏感参数来说, 其在取值范围内的变化, 对于模型的计算值影响很小。因此, 在反演时完全可以把不敏感参数固定在先验值附近, 只反演敏感参数。实践证明, 这种做法几乎不影响反演结果的准确度。参数的敏感性可以用不确定性和敏感性矩阵(USM)^[4]来定义。参数的不确定性和敏感性矩阵的元素定义为:

$$S(i, j) = \frac{\Delta R_{BRDF}(i, j)}{R_{BRDF}^{EXP}(i)} \quad (2)$$

其中 $\Delta R_{BRDF}(i, j)$ 为 i 个方向采样在其他参数固定在期待值时, 第 j 个参数在其“不确定性范围”内导致的 R_{BRDF} 的最大值于最小值之差, 而 $R_{BRDF}^{EXP}(i)$ 是所有参数固定在期待值时第 i 个方向采样处 R_{BRDF} 的值。

参数的“不确定性范围”可定义为参数期待值处 ± 1 个标准差范围与参数物理边界的交集, 即 $\{\chi_i \pm \sigma_i\} \cap \{\min x_i, \max x_i\}$, 其中 χ_i 和 σ_i 分别为参数的期待值和标准偏差, $\max x_i$ 和 $\min x_i$ 分别为参数 x_i 的物理上、下边界。

反演时结构参数的先验值根据实测值计算得到(见表 1), 光谱参数先验值由多角度观测值和光谱库中叶子的光谱得到。

表 1 结构参数先验值
Table 1 Prior values of structure parameters

| | $nR^{\wedge}2$ | b/R | h/b | $\Delta h/b$ |
|-----|----------------|-------|-------|--------------|
| 平均值 | 0.422 | 4.703 | 3.233 | 2.345 |
| 下边界 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 上边界 | 0.8 | 10.0 | 10.0 | 10.0 |

图 4 为反演时所采用的先验光谱及其上、下边界。

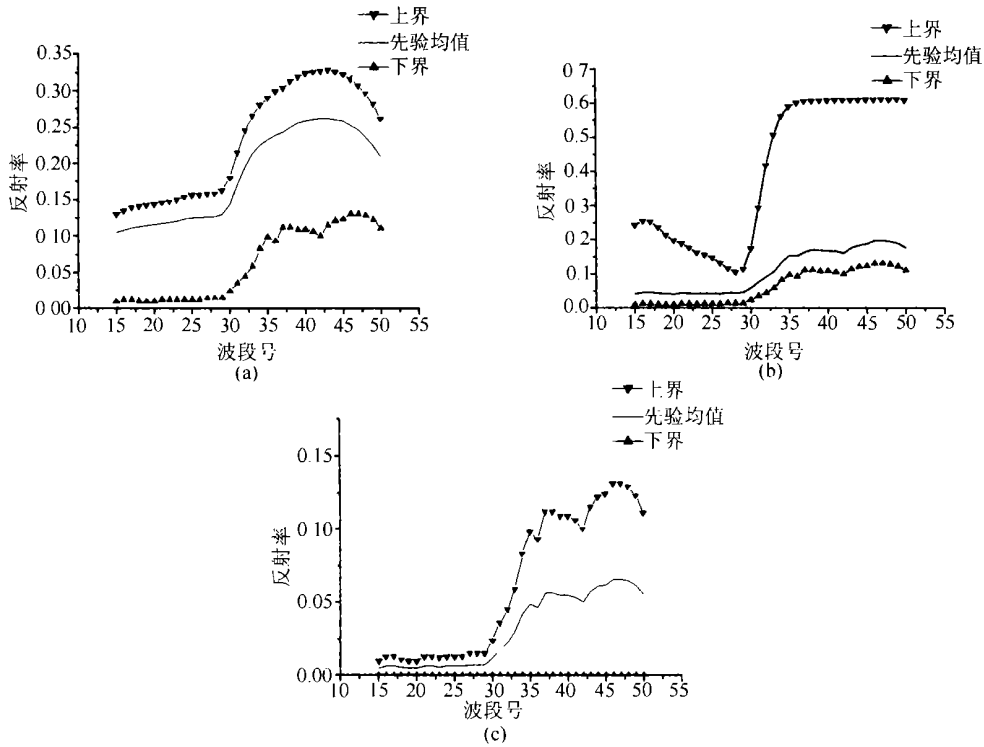


图 4 先验光谱及其上、下边界

(a) 光照背景 (b) 光照树冠 (c) 阴影

Fig. 4 Upper and lower boundary of prior spectra (a) sunlit background (b) sunlit canopy (c) shadow

反演所采用的代价函数及约束条件如下:

$$\min S(x) = \sum_{j=1}^m \frac{(x_j - \hat{x}_j)^2}{\hat{\sigma}_j^2} + \sum_{i=1}^n \frac{(f(x) - y_{obs})^2}{\hat{\sigma}_{obs}^2}$$

$$\text{s. t. } B_j^{dn} \leq x_j \leq B_j^{up} \quad j = 1, \dots, m$$

$$|f(x) - y_{obs}| \leq 2 \hat{\sigma}_{obs} \quad (3)$$

其中, x 为参数, \hat{x}_j 、 $\hat{\sigma}_j$ 为第 j 个参数均值和方差先验估计, y_{obs} 为观测数据, $\hat{\sigma}_{obs}$ 为观测数据的标准差, m 、 n 分别为参数和观测数据的个数, B_j^{dn} 、 B_j^{up} 为第 j 个参数的上、下边界。 $F(x)$ 表示前向模型。

反演时, 对于不敏感参数一般采用直接固定在先验值的方法^[4], 这种做法虽然对反演结果影响不大, 但有些较敏感参数仍会对结果产生一定影响, 而且反演后参数的不确定性也不易确定。本文采用使其它参数按其先验分布随机变化方法, 计算待反演参数的均值和标准偏差。当均值和标准偏差趋于稳定时则停止迭代。然后重新计算各参数的不确定性和敏感性矩阵, 进入下一次反演。

具体流程如下(图 5):

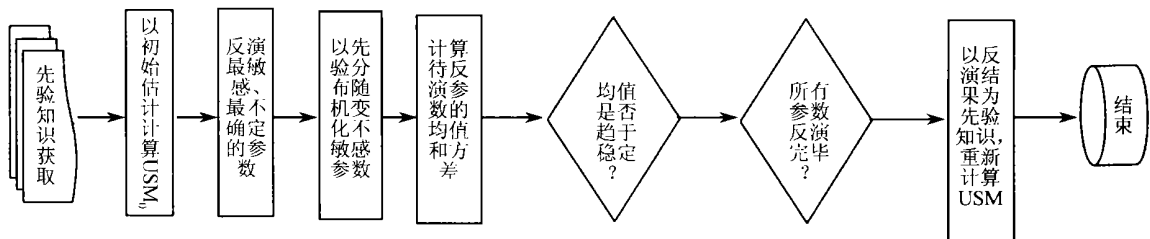


图 5 基于不确定性和敏感性矩阵的反演流程

Fig. 5 Inversion flow chart based on Uncertainty and Sensitivity Matrix

4.3 反演结果

最后得到的光谱参数反演结果及标准偏差如图 6, 结构参数的反演结果见表 2。

表 2 结构参数反演结果

Table 2 Inverted values of structure parameters

| | nr^2 | b/r | h/b | $\Delta h/b$ |
|------|--------|-------|-------|--------------|
| 均值 | 0.368 | 4.813 | 3.187 | 2.594 |
| 标准偏差 | 0.004 | 0.102 | 0.002 | 0.019 |

将光谱参数插值到相应 AVIRIS 波段, 作为先验

值进入下一次反演。因 ASAS 和 AVIRIS 光谱分辨率相近, 波段配置也相近, 因此插值对进一步反演的结果影响不大。

5 高光谱组分面积提取

5.1 高光谱数据处理

高光谱图像采用 AVIRIS Level-1b 图像, AVIRIS 前几个波段和后几个波段误差较大, 为方便起见, 本文在处理时一律对 AVIRIS 前 10 个和后 10 个波段不予考虑。

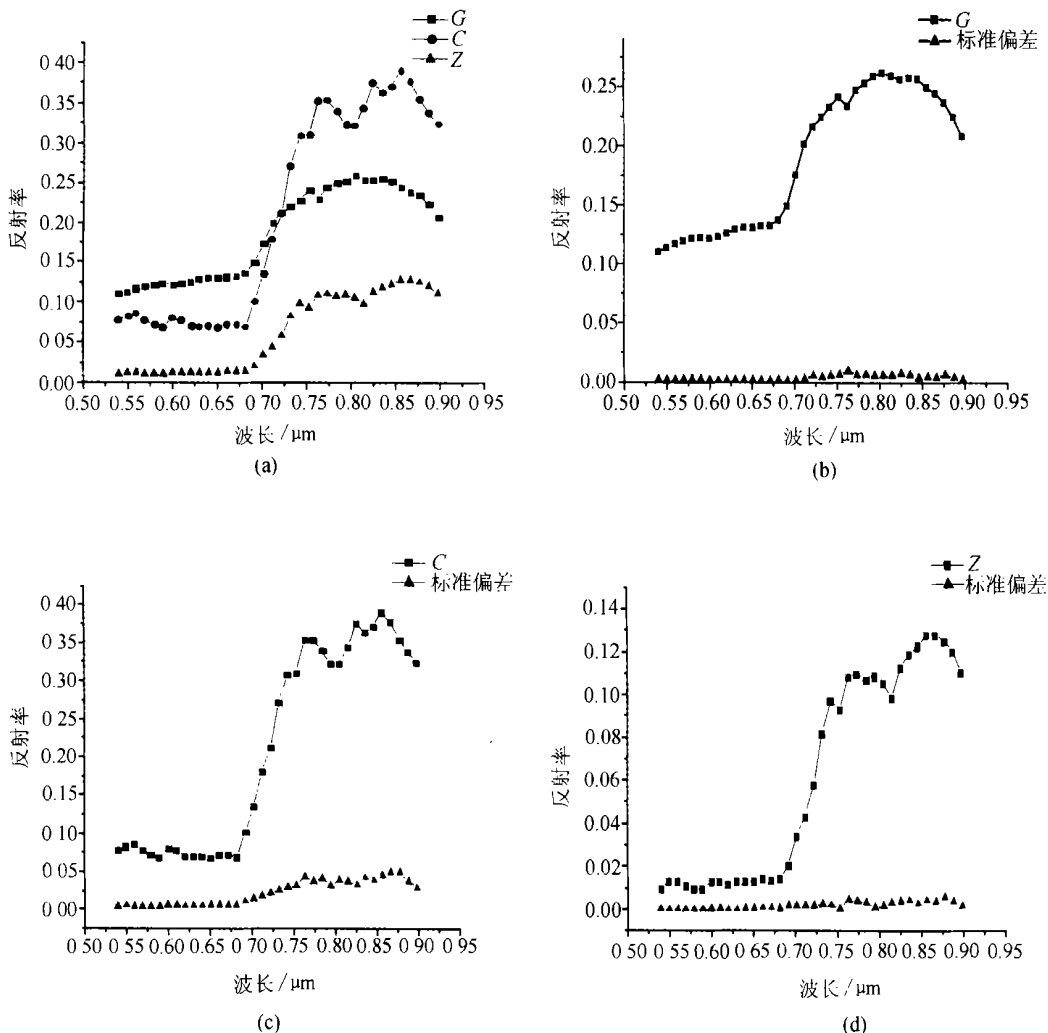


图 6 光谱参数的反演结果

- (a) 光谱参数的叠加显示 (b) 光照背景光谱及其不确定性
- (c) 光照冠层光谱及其不确定性 (d) 阴影光谱(相对亮度)及其不确定性

Fig. 6 Inverted spectral parameters

- (a) Inverted parameters showed in one figure (b) sunlit background and its uncertainty
- (c) sunlit canopy and its uncertainty (d) shadow and its uncertainty

(1) 辐射校正及地表反射率恢复

将 AVIRIS 图像数据经波段辐射因子订正后获得在轨辐亮度数据, 在轨辐亮度数据需进一步转化为地表反射率数据。地表反射率可根据 ATREM (Atmosphere Removal Program)^[5,9] 由辐射传输方程得到, 该算法可以在地表先验信息有限的前提下, 反演地表的反射率值。订正流程如下(图 7):

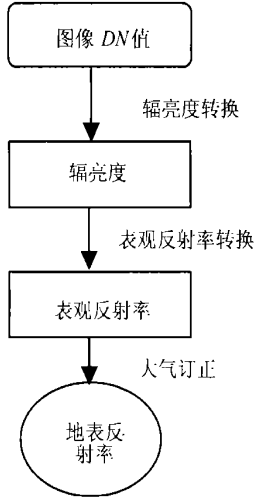


图 7 地表反射率获取流程

Fig. 7 Flow chart for retrieving surface reflectance

(2) 高光谱数据几何校正

利用萨斯喀彻温省环境资源管理-林业部调查局(SERM-FBIU)提供的 1:12,500 森林覆盖图用最近邻法对 AVIRIS 图像进行几何精校正。根据塔通量点坐标在图像上定位 SSA-OJP 塔通量站。以塔通量站为中心, 截取一块 100×100 像元研究区。在此研究区内进行组分面积和组分高光谱提取。

5.2 高光谱组分面积提取及验证

高光谱组分面积可用线性光谱混合模式求解。假设遥感数据集有 l 个波段, 则线性光谱混合模型可用下式描述:

$$\begin{bmatrix} d_{i1} \\ d_{i2} \\ \vdots \\ d_{il} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{l1} & r_{l2} & \cdots & r_{lp} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} f_{i1} \\ f_{i2} \\ \vdots \\ f_{ip} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, d_{ij} , $j=1, 2, \dots, l$ 为像元 i 在波段 j 上的反射率值, f_{ik} , $k=1, 2, \dots, p$ 为像元 i 内终端像元 k 所占的面积比。 R_{jk} 为波段 j 上终端像元 k 的组分光谱。

考虑到像元总面积比为 1, 并且面积比均大于零, 从线性光谱混合模式反演组分面积比可以转化

为如下约束最小二乘问题求解:

$$\begin{aligned} & \min_f (d(f) - \bar{d})^T (d(f) - \bar{d}) \\ & \text{s.t. } \|f\|_1 = 1 \\ & 0 \leq f \leq 1 \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $d(f)$ 、 \bar{d} 分别为模拟值和实测值。

在所选的研究区内, 由于植被覆盖类型单一, 其终端像元可认为仅由光照冠层、光照地面和阴影三部分构成。以多角度反演获得的组分光谱作为终端像元, 波段取对应 ASAS 波段插值后的 AVIRIS 波段 (0.549—0.895 μm , 对应 AVIRIS 19—57 波段), 对图像进行线性光谱分解。分解结果如图 8 所示:

从分解结果图上可以明显看出以下趋势, 在树木覆盖密集区(A), 光照冠层和阴影面积较大, 光照背景面积较小; 而在树木覆盖稀疏区(B), 光照背景和阴影的面积均较大, 光照冠层面积较小, 但稀疏区内阴影面积小于密集区内阴影面积。在图中显示的小路上(C), 光照背景面积较大, 光照树冠和光照阴影面积均较小。这些都与实际情况吻合较好。

要逐像元验证组分面积提取的有效性比较困难, 下面采用将地面实测的平均结构参数根据几何光学模型计算的组分面积与反演的组分面积相比较的方法进行粗略估计, 计算时采用与 AVIRIS 图像一致的太阳天顶角和方位角, 观测角取天顶方向。结果表明二者在量级和趋势上一致(表 3), 尤其是不论反演的阴影面积, 还是计算的阴影面积均明显高于其他两组分面积, 与获取图像时太阳天顶角较大的实际情况一致, 说明提取的组分面积是可信的。

表 3 前向模型计算组分面积与反演值比较

Table 3 Comparison of calculated according to GOMS model and inverted component fractions

| | K_g | K_c | K_s |
|-----|-------|-------|-------|
| 计算值 | 0.002 | 0.182 | 0.817 |
| 反演值 | 0.034 | 0.161 | 0.805 |

6 结论与讨论

混合像元问题是定量遥感的主要障碍之一, 本文提出采用高光谱与多角度相结合的方法进行类内混合像元分解的尝试, 并获得较为理想的分解结果, 说明该方法是可行的。近年来, 高光谱、多角度传感器的发展, 使同时获得高光谱与多角度数据成为可能, 二者结合理论上可以获得更为丰富的光谱和结

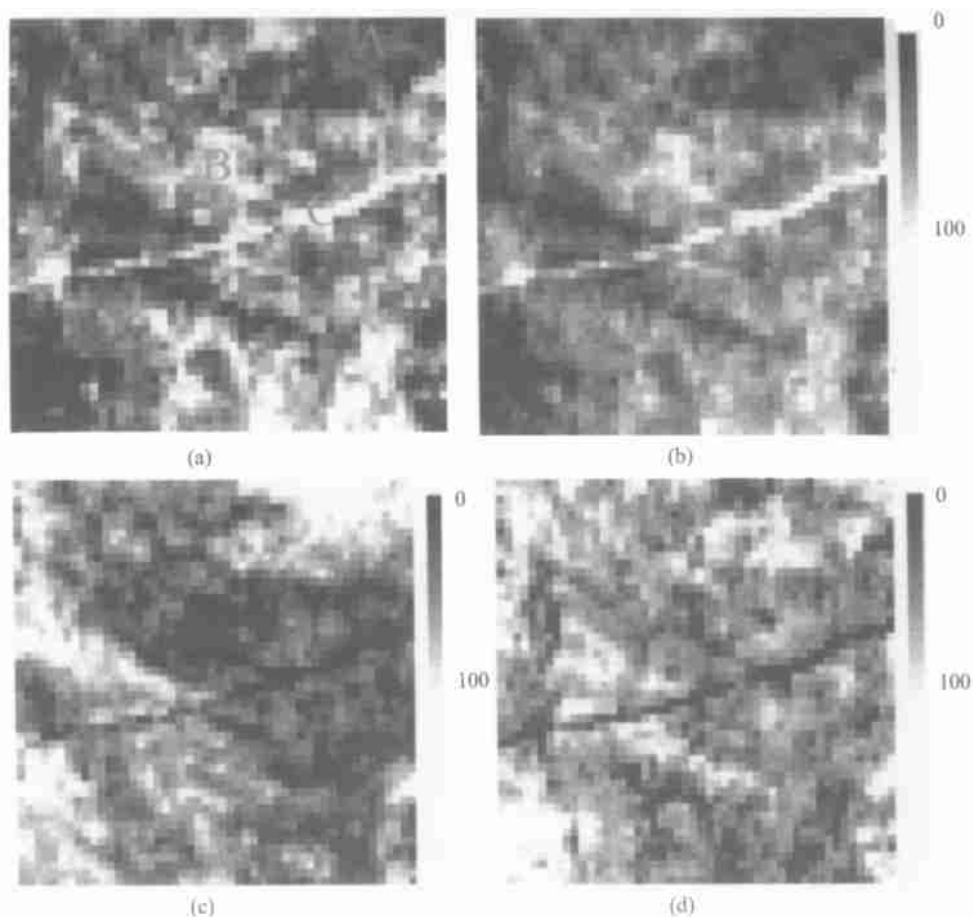


图 8 原始 AVIRIS 图像和分解后图像

(a) 假彩色合成图像; (b) 光照背景面积比; (c) 光照树冠面积比; (d) 阴影面积比

Fig. 8 Original AVIRIS image and component fraction images

(a) pseudo color image (b) sunlit background fraction (c) sunlit canopy fraction (d) shadow fraction

构信息,使定量遥感进入一个新的阶段。如何充分发挥高光谱、多角度联合反演的优势,是目前亟待解决的一个问题,本文所采用的方法不仅为混合像元分解提供了新的思路,同时也在高光谱与多角度数据的联合应用上进行了初步探索。

致谢 本研究所用资料由 The Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center (ORNL DAAC) 提供,谨致谢忱!

参考文献 (References)

[1] Curtis E. Woodcock, John B. Collins, and Sudharita Gopal. Mapping forest vegetation using Landsat TM imagery and a canopy reflectance model [J]. *Remote Sens. Environ.* 1994, **50**: 240—254.

[2] Li X, Strahler A H. Geometric Optical Bidirectional Reflectance Modeling of Mutual Shadowing Effects of Crowns in a Forest Canopy [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* 1992, **30**(2): 276—292.

[3] Li X W, Wang J D. Optical Remote Sensing Model and Parameterization for Vegetation [M]. Beijing: Science Press. [李小文,王锦地. 植被光学遥感模型与植被结构参数化[M]. 北京: 科学出版社, 1995.]

[4] Li, X., Yan Guangjian, et al. Uncertainty and sensitivity matrix of parameters in inversion of physical BRDF models [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, 1(Suppl): 113—122.

[5] Gao, B.-C., and A. F. H. Goetz. Column atmospheric water vapor and vegetation liquid water retrievals from airborne imaging spectrometer data [J]. *J. Geophys. Res.*, 1990, **95**: 3549—3564.

[6] Teillet, P. M. Surface reflectance retrieval using atmospheric correction algorithms [C]. Proceedings of IGARSS'89 and the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada, 1989, 846—867.

The Study of Subpixel Unmixing Using Hyperspectral and Multiangular Data

TANG Shi-hao, ZHU Qi-jiang, LI Xiao-wen, WANG Jin-di, YAN Guang-jian

(*Research Center for Remote Sensing and GIS, Dept. Geography, Beijing Normal University & Beijing Key*

Laboratory for Remote Sensing of Environment and Digital Cities, Beijing 100875, China)

Abstract: The problems of pixel mixture are the main obstacles of quantitative remote sensing. In this paper, we classify the problems of pixel mixture into two groups: mixture in class and mixture between classes, and focus our study on the former. The key problem of subpixel unmixing is to determine the component spectra. Many methods have been developed to determine the component spectra. However, most of these methods base on the assumption that pure component signatures can be found from the image itself. Obviously, this assumption is not correct for pixel mixture in class. In this paper, a new method to combine hyperspectral and multiangular data together to retrieve subpixel information is introduced. This method begins from the definition of the component signatures and tries to get a priori information from the data itself, so it's more likely to acquire the "pure" endmember spectra and the subpixel information extracted by this method is more reliable than some other ways. To demonstrate the result of this method, we use BOREAS (the Boreal Ecosystem-Atmosphere Study) data to extract component signatures and the corresponding areal proportions in SSA (Southern Study Area) OJP (Old Jack Pine) site. The result is encouraging.

Key words: subpixel unmixing; GOMS model; inversion; multiangular remote sensing; hyperspectral remote sensing