

文章编号: 1007-4619 (2002)01-0001-06

光谱先验知识在植被结构遥感反演中的应用

阎广建¹, 吴 均², 王锦地¹, 朱重光², 李小文^{1,3}

(1. 北京师范大学 遥感中心, 北京 100875; 2. 中国科学院 遥感应用研究所, 北京 100101; 3. 波士顿大学 遥感中心, 美国 波士顿)

摘 要: 针对绿色植被反射光谱的特点, 指出植被反射光谱曲线的相对位置关系可以作为先验知识应用到对植被结构的反演中, 提出了在绿光、红光和近红外波段重新构造光谱参数, 并利用波段差值和比值描述光谱先验知识进而反演树冠结构参数的方法。经大量的模拟反演及统计分析表明, 相对于各波段单独反演再对结构参数取平均的方法, 该方法的抗噪声能力得到了明显的增强。对实测反射率数据的反演发现, 引入光谱先验知识后的结果更为接近测量值。

关键词: 先验知识; 反演; 反射光谱; 植被结构

中图分类号: TP701 **文献标识码:** A

1 引 言

利用遥感数据获取植被的光谱及结构特征一直是遥感基础理论研究和应用的热点和难点。过去的几十年里产生了 40 多种植被指数和近百种数学模型^[1,2]。如果说植被指数是对地表介于定性和定量之间的描述, 对物理模型的反演则是定量遥感的本质。与单一方向的遥感观测相比, 多角度的观测富含地表的结构信息, 于是利用二向性反射模型结合多角度遥感数据反演植被的结构参数是近十几年的研究热点^[3-6]。但是类似于地学中的反演^[7], 遥感反演中有太多的未知因素, 却只有较少的观测量, 从而是不定解问题^[2,6], 这是目前遥感反演所面临的主要困难。

如何合理充分地利用先验知识是反演成败的关键, 在多角度遥感反演中已引起了国内外学者的关注^[2-6]。但是目前的多角度反演策略倾向于采用单一波段的数据, 原因在于多波段的数据很难增加结构信息, 而且波段的增加会带来更多未知的光谱参数。然而绿色植被的反射光谱往往有着较为确定的位置关系, 模型的光谱参数存在着波段间的相关性, 对这种光谱先验知识不加以利用无疑是可惜的。

本文分析了植被的光谱反射特征, 指出植被反射光谱的位置关系可以作为反演中先验知识的来源之一, 提出了在绿光、红光和近红外波段重新构造光谱参数, 并利用波段差值和比值描述光谱先验知识的方法。

2 后验概率密度和代价函数

在对地遥感反演中, 先验知识可以分为两大类: 有关地物类型的先验知识和具体地表目标的先验知识^[2]。地物类型的先验知识一般具有较高的置信度, 表现在物理模型(含半经验模型)的选择和模型偏差的统计规律等方面。具体地表目标的先验知识主要表现为模型参数的物理边界、不确定性和相关性, 以及季相的变化等。模型选定后, 相应模型参数的物理边界在数学中可表示为约束条件, 而参数的不确定性和相关性。模型及测量数据的误差可用概率分布描述, 又称为先验分布。

先验分布与反演后的后验概率相联系的关键是贝叶斯公式:

$$P(X | Y_{\text{obs}}) = \frac{P(Y_{\text{obs}} | X)P(X)}{P(Y_{\text{obs}})} \quad (1)$$

收稿日期: 2001-01-04; 修订日期: 2001-02-16

基金项目: 本文研究得到国家自然科学基金项目(49971059)、973 项目(G20000779)、美国 NASA(NAG-7217)项目、高等学校骨干教师资助计划共同资助。

作者简介: 阎广建(1972—), 男, 副教授。1999 年于中国科学院遥感应用研究所获博士学位, 2001 年在北京师范大学遥感与 GIS 研究中心完成博士后研究。主要从事定量遥感的理论建模与反演研究, 已发表论文 20 篇。

其中 X 为模型参数, Y_{obs} 为观测数据, $P(X)$ 为关于 X 的先验分布, $P(Y_{\text{obs}}|X)$ 表示在给定 X 时得到 Y_{obs} 的条件概率, $P(Y_{\text{obs}}) = \int_M P(Y_{\text{obs}}|X)P(X)dX$, M 为模型参数 X 的取值空间。

上式中的 $P(X|Y_{\text{obs}})$ 即为 X 的后验概率, 又称为 X 的后验分布。后验分布综合了先验知识与观测数据 Y_{obs} 所提供的信息, 是获取样本之后对 X 的全部知识。如果观测数据的误差, 模型的误差及先验分布均服从高斯分布, 在式(1)的基础上, Tarantola 给出参数 X 的后验概率密度 $\rho_M(X)$ 可以表示为^[7]:

$$\rho_M(X) = \text{const} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[(f(X) - Y_{\text{obs}})^T C_D^{-1}(f(X) - Y_{\text{obs}}) + (X - X_{\text{prior}})^T C_M^{-1}(X - X_{\text{prior}})\right]\right\} \quad (2)$$

这里, $f(X)$ 表示前向模型, 协方差矩阵 C_D 用来描述模型及测量的不确定性, C_M 则是先验估计 X_{prior} 的协方差矩阵。由(2)式可见, 在高斯分布假设的前提下, 建模的不确定性和测量误差可以合并为一项来考虑, 而先验分布可由估计值 X_{prior} 及协方差矩阵 C_M 表示。反演的过程即是求出一个 X , 使得后验概率密度最大, 也即使得下面的函数值最小:

$$S(X) = \frac{1}{2}\left[(f(X) - Y_{\text{obs}})^T C_D^{-1}(f(X) - Y_{\text{obs}}) + (X - X_{\text{prior}})^T C_M^{-1}(X - X_{\text{prior}})\right] \quad (3)$$

$S(X)$ 就是我们通常所说的代价函数。

3 光谱先验知识的表示

如(2)式所示, 在高斯分布假设的前提下, 先验知识可以用先验估计值及其协方差矩阵表示, 但在实际应用中, 要得到先验估计的协方差矩阵并不容易。如果模型参数之间及观测数据间都相互独立, 则公式(2)和(3)中的协方差矩阵变为对角阵, 代价函数变为:

$$S(X) = \frac{1}{2}\left\{\sum_{i=1}^N \left[\frac{f_i(X) - y_i^{\text{obs}}}{\sigma_i^D}\right]^2 + \sum_{j=1}^L \left[\frac{x_j - x_j^{\text{prior}}}{\sigma_j^M}\right]^2\right\} \quad (4)$$

其中 y_i^{obs} 与 $f_i(X)$ 分别表示第 i 个观测样本和相应的模型计算值; σ_i^D 和 σ_j^M 分别表示观测数据和参数先验分布的标准偏差; x_j 和 x_j^{prior} 则表示第 j 个参数的反演值和预测值; N 为样本数, L 为参数数目。

在单一波段的多角度观测及模型反演时, 可以

近似认为能够满足公式(4)所要求的相互独立的条件。比如 Li-Strahler GOMS 模型中^[8], 从宏观的角度出发, 把树冠当作椭球体(图 1), 基于“景合成模型”和 Boolean 原理从统计的角度计算像元内各组分所占的比例, 包括光照树冠、光照地面和阴影。共有 4 个结构参数: nR^2 , b/R , h/b , $\Delta h/b$; 3 个光谱组分参数: G , C , Z , 它们有截然不同的物理含义, 对 BRDF 的形状有不同的影响(详见文献[8])。

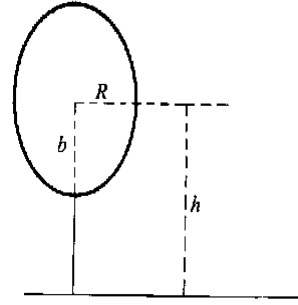


图 1 Li-Strahler GOMS 模型中的树冠结构
Fig. 1 The crown structure in Li-Strahler GOMS model

当采用单一波段的多角度数据反演时可以认为各参数相互独立。进一步假设观测数据互相独立, 即可采用形如公式(4)的代价函数反演。但我们采用的是多波段、多角度的观测数据, 作为光谱参数, G , C , Z 将随着波长变化, 于是每增加一个波段, 将增加 3 个未知参数。仿照公式(4), 每一个新增加的光谱参数可以有一个预测值和相应的方差加入代价函数中, 但是这样忽略了波段间的相关性, 尤其对于绿色植被, 其反射光谱曲线的形状往往较为确定, 不同波段间的组分光谱参数的相关程度往往较高。依据 USGS(U. S. Geological Survey) 提供的光谱数据, 图 2 绘制了几种典型绿色树木的反射光谱曲线, 从中可见, 绿光、红光和近红外的反射率在整条光谱曲线上是 3 个极值(绿光和近红外为峰值, 红光为谷值)。如果两个波段位于同一个极值附近, 那么相应两个波段的组分光谱 C_1 和 C_2 应该接近相等。但是在反演过程中如果不考虑波段间的相关性, 即使给定 $C^{\text{prior}} = C_1^{\text{prior}}$, 反演结果 C_1^{post} 和 C_2^{post} 也有可能相差很多, 从而导致对结构参数的反演失败。

另一方面, 波段间的相关又给我们提供了难得的光谱先验知识, 不加利用无疑是可惜的。

按照上面的分析, 当利用多波段的数据反演结构参数时, 首先应把波长相近的数据进行合并。简单的办法就是取平均值, 相应的光谱参数也取平均

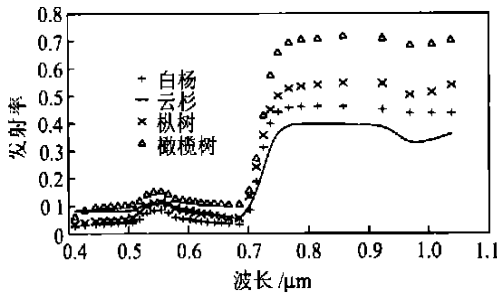


图 2 几种典型树种的反射光谱(源数据来自 USGS 光谱库)

Fig. 2 Reflectance spectrum of several typical types of trees

值,这样多个波段的观测等效为一个波段,但是这一个波段的噪声水平降低了。波段平均会降低观测噪声,却不能加入更多的先验知识。从图 2 可见,对于绿色植被,反射光谱的极值之间存在关系:近外红 > 绿光 > 红光。这种关系至少可以作为一种类似于参数物理边界的约束条件。进一步把光谱曲线 3 个极值的相对位置关系用差值或比值及相应的标准偏差来表示,便得到了考虑光谱先验知识的代价函数。

(a) 差值:

$$S_1(X) = S(X) + \frac{1}{2} \left\{ \left[\frac{(C_{NIR} - C_r) - (C_{NIR}^{prior} - C_r^{prior})}{\sigma_{NIR-r}} \right]^2 + \left[\frac{(C_g - C_r) - (C_g^{prior} - C_r^{prior})}{\sigma_{g-r}} \right]^2 \right\} \quad (5)$$

(b) 比值:

$$S_2(X) = S(X) + \frac{1}{2} \left\{ \left[\frac{C_{NIR}/C_r - C_{NIR}^{prior}/C_r^{prior}}{\sigma_{NIR/r}} \right]^2 + \left[\frac{C_g/C_r - C_g^{prior}/C_r^{prior}}{\sigma_{g/r}} \right]^2 \right\} \quad (6)$$

其中 C_{NIR} , C_r , C_g 分别表示近红外、红光、绿光的光照树冠亮度, σ_{NIR-r} , σ_{g-r} 分别表示组分光谱 C 在近红外和绿光波段与红光波段差值的标准偏差,而 $\sigma_{NIR/r}$ 和 $\sigma_{g/r}$ 则对应比值的标准偏差。

由于 GOMS 中的基本单元是树冠,这样即使是同一种树,每一片叶子的反射率都相同,不同的生长情况,不同的成像条件,也会有不同的 C 值,导致了关于 C 的先验知识的不确定性不会太小。而不同波段的 C 的相对位置关系比较固定,也即(5)式和(6)式中表征差值和比值不确定性的标准偏差相对较小,这对提高 C 的反演精度和置信度提供了很大的帮助,相应也提高了对结构参数成功反演的可能

性。如果我们对树冠下的地表类型及其反射特性有较为确定的了解,可以仿照上面的方法构造出考虑 G 和 Z 的光谱位置关系的代价函数的表示形式,进一步提高反演的精度及置信度。

4 实验结果及分析

为了说明光谱先验知识在反演中的作用,本文设计如下 4 种反演方案:

(1) 所有波段单独反演,再对结构参数的反演结果取平均;

(2) 构造新的光谱参数,即通过取平均的办法把位于绿色植被反射光谱极值附近的若干波段合并,最后等效为绿光、红光和近红外 3 个波段,相应的光谱组分参数共 9 个;

(3) 在(2)的基础上加入波段差值的先验知识进行反演;

(4) 在(2)的基础上加入波段比值的先验知识进行反演。

本文采用模拟数据对这 4 种方案作了统计意义上的比较,并利用 BOREAS (Boreal Ecosystem-Atmosphere Study) SSA (Southern Study Area) OBS (Old Black Spruce) 试验点机载 ASAS (Advanced Solidstate Array Spectroradiometer) 观测的地表反射率数据进行了反演试验。

模拟数据利用 GOMS 产生,为了便于比较,采用了与实测数据相近的条件:地面目标为云杉,地表覆盖为枯枝和落叶(cheatgrass),62 个 ASAS 波段和 21 个角度。这 21 个角度与实测时采用的角度完全相同,其中太阳天顶角的变化较小($33.5^\circ - 33.7^\circ$),可以把组分光谱 G , C , Z 认为是不随角度变化的常数^[2]。依据 BOREAS 陆地生态(TE)23 研究小组提供的结构测量数据,可以统计得 OBS 试验区相应于 GOMS 的 4 个结构参数(表 1)。

表 1 OBS 试验区结构参数的统计测量结果

Table 1 Statistical measurements of the structural parameters in OBS study area

参数	nR^2	b/R	h/b	$\Delta h/b$
均值	0.222	4.175	1.065	2.706
标准偏差	0.187	1.778	0.062	—

模拟中所采用的结构参数与表 1 所示的统计测量结果一致,光谱参数则采用 USGS(U. S. Geological

Survey) 光谱库的数据。G 采用“cheatgrass”的反射率, C 采用了云杉的反射率, 如图 3。

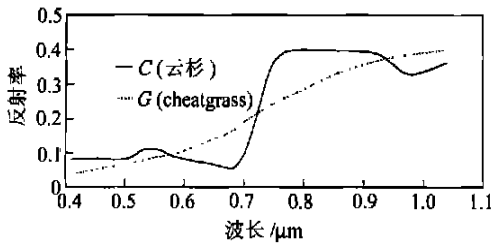


图 3 模拟中采用的组分光谱参数

Fig. 3 Component spectral parameters used in simulation

由于 GOMS 模型中忽略了阴影地面及阴影树冠的亮度差异, 本次模型实验中取 $Z = (G + C) / 20$, 这对于本节所讨论的 4 种方案的验证并无影响。由于 G 和 C 都采用的是反射率数据, 则模拟的结果是在

此实验条件下的 BRDF。接近垂直观测时的模拟反射率光谱曲线如图 4(a), 接近主平面内的反射率如图 4(b) (波长为 0.856 μm, 靠近太阳一侧的观测天顶角为正)。

反演过程中选择了集中分布于绿光、红光、近红外的 8 个 ASAS 波段(表 2)和所有 21 个角度的模拟 BRDF 值作为观测数据, 给出结构参数的先验知识如表 3。组分光谱参数 G 和 C 的物理边界均给定为 0—1, Z 的物理边界给定为 0 到 G 和 C 预测值的最小值。在模拟数据的基础上, 附加了标准偏差 Δn 从 0—0.05 的高斯分布的随机噪声来模拟实际测量的数据。每一反演方案在不同级别的噪声水平下重复 100 次, 并统计反演结果的均值和方差, 图 5 给出了在此参数条件下较为敏感且不确定的两个结构参数 nR^2 和 b/R 的反演结果。

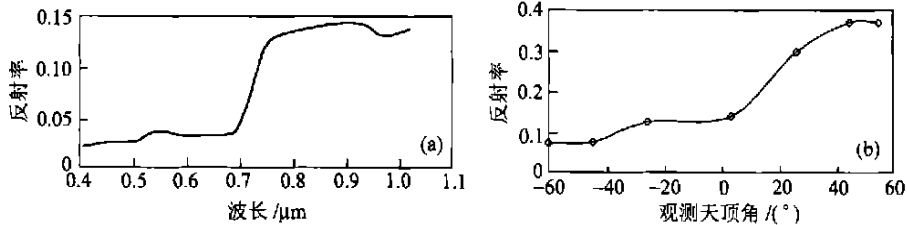


图 4 模拟反射率(太阳天顶角为 33.6°—33.7°, 方位角为 171.8°—172.9°)

(a) 接近垂直观测时的光谱反射率; (b) 近似主平面内的反射率

Fig. 4 Simulated reflectance

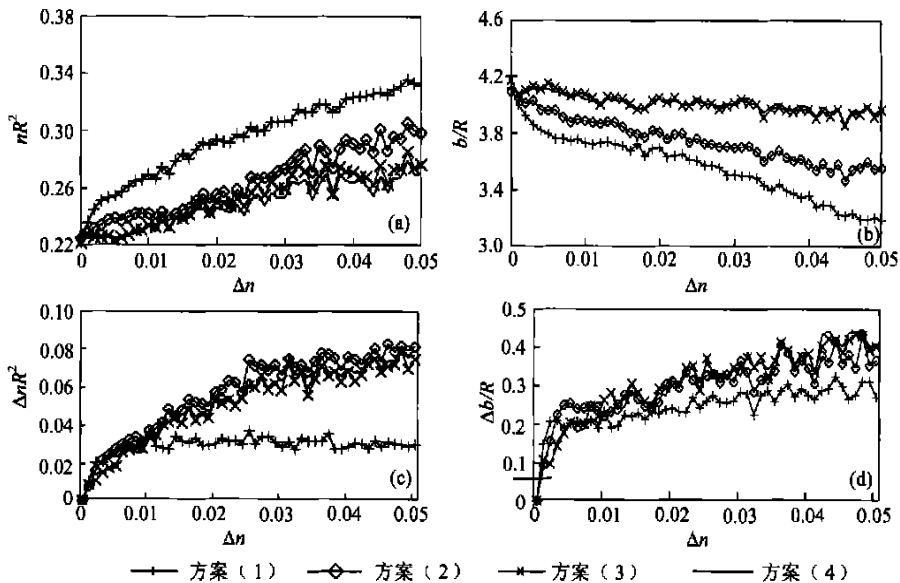


图 5 结构参数 nR^2 和 b/R 的反演结果

(a), (b) 为均值; (c), (d) 为标准偏差

Fig. 5 Inversion results of nR^2 and b/R

表 2 反演中所采用的 8 个 ASAS 波段

Table 2 8 ASAS bands used in inversion

波段	中心波长/nm	带宽/nm
15	539.9	10.5
16	549.8	10.5
17	559.6	10.0
27	661.1	11.0
28	671.4	10.5
45	846.0	11.0
46	856.4	11.0
47	866.8	11.0

表 3 GOMS 模型结构参数的先验知识

Table 3 Prior knowledge for structural parameters of GOMS model

参数	nR^2	b/R	h/b	$\Delta h/b$
预测值	0.4	2.0	2.0	3.0
下边界	0	1.0	1.0	0.1
上边界	0.8	16.0	10.0	10.0
标准偏差	0.4	4.0	4.0	3.0

从图 5 的反演结果可以看出：在相同的模拟数据，噪声水平及预测值的情况下，完全不考虑光谱位

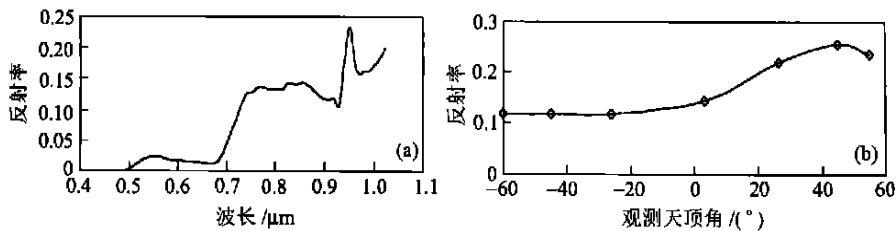


图 6 实测的反射率。(太阳天顶角为 $33.6^\circ-33.7^\circ$ ，方位角为 $171.8^\circ-172.9^\circ$)

(a) 接近垂直观测时的光谱反射率；(b) 近似主平面内的反射率

Fig. 6 Measured reflectance

表 4 利用 ASAS 地面反射率数据对树冠结构

参数的反演结果

Table 4 Inverted structural parameters using ASAS ground-based reflectance

反演方案	nR^2	b/R	h/b	$\Delta h/b$
(1)	0.404	2.115	1.223	7.267
(3)	0.232	2.716	1.123	8.533
(4)	0.225	3.528	1.070	8.252

置关系的反演方案(1)的抗噪声能力最差，随着噪声的增加，反演结果的均值迅速远离真实值。相比之下，方案(2)的反演结果有所改善，而考虑差值和比值先验知识的反演方案(3)和(4)的抗噪声能力有明显提高。从图 5(d)发现，噪声水平大于 0.007 时，方案(1)的标准偏差反而最小。这可以从图 5(b)找到解释，因为当噪声水平大于 0.007 时，方案(1)反演 b/R 的均值小于 3.76，与方案(3)和(4)相比，离真实值更远，离预测值更近，可以认为较多的后验信息来自于先验知识，自然有较高的稳定度，但是这并不是我们所期望的。进一步可以发现当噪声水平小于 0.006 时，方案(3)和(4)的稳定度最高，均值离真实值最为接近，这充分说明了光谱先验知识在反演中的作用。

相应于图 4，真实测量数据如图 6。从图 6 可以发现，当波长低于 490 nm 或高于 870 nm 时，观测数据具有较大的不确定性，本次实验所选的 8 个 ASAS 波段(表 2)均在 490—870 nm 的波长范围内。在同样先验知识(表 3)的情况下，本文对反演方案(1)，(3)，(4)进行了比较，结果列于表 4。从表 4 中可见光谱先验知识的引入使得大多数参数的反演结果更靠近表 1 所列的实际测量结果，但是也发现 3 种反演方案对 $\Delta h/b$ 的反演结果与真实值相差较多，这可以解释为在此给定的条件下， $\Delta h/b$ 是最不敏感的参数，对其进行成功反演的可能性较低。

5 结论与讨论

多波段的观测很难增加结构信息，却会给反演中引入更多的未知光谱参数，在反演植被结构参数时很自然地利用单波段多角度的观测数据。但是另一方面，植被的反射光谱往往有较为确定的相对位置关系。如何利用这种光谱先验知识，目前遥感反

演界没有有效的方法。本文以 Li-Strahler GOMS 模型为例,提出了在绿光、红光和近红外波段重新构造光谱参数,并利用波段差值和比值描述光谱先验知识的方法。对模拟的和实测的多角度遥感数据的反演表明,加入光谱先验知识后的反演结果得到了明显的改善。

作为如何利用光谱先验知识的尝试,本文所给的对光谱先验知识的描述方法只采用了整条植被反射光谱曲线上 3 个极值区域的相对位置关系,作为将来进一步的研究,可以考虑更为复杂的描述形式。

参 考 文 献 (References)

- [1] Banari A, Morin D, Bonn F, Huete A R. A Review of Vegetation Indices [J]. *Remote Sensing Review*, 1995, **13**: 95—120.
- [2] Li X, Wang J. Optical Remote Sensing Models and Structure Parameterization for Vegetation [M]. Beijing: Science Press, 1995. [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.]

- [3] Goel N S. Models of Vegetation Canopy Reflectance and Their Use in Estimation of Biophysical Parameters from Reflectance Data [J]. *Remote Sens. Rev.*, 1988, **4**: 1—212.
- [4] Li X, Yan G, Liu Y *et al.* Uncertainty and Sensitivity Matrix of Parameters in Inversion of Physical BRDF Models [J]. *J. Remote Sensing*, 1997, **1** (Suppl.): 113—122. [李小文, 阎广建, 刘毅等. BRDF 物理模型反演中的不确定性和敏感性矩阵[J]. 遥感学报, 1997, **1**(增刊): 113—122.]
- [5] Gao F. Inversion of Vegetation Canopies Using Multiangular Remote Sensing [D]. Beijing Normal University, 1997. [高峰. 植被冠层多角度遥感反演研究 [D]. 北京师范大学, 1997.]
- [6] Li X, Wang J, Hu B *et al.* On Utilization of Prior Knowledge in Inversion of Remote Sensing Models [J]. *Science in China (Series D)*, 1998, **41**(6): 580—586.
- [7] Tarantola A. Inverse Problem Theory: Methods for Data Fitting and Model parameter Estimation [M]. Elsevier Science Publishing Company Inc., New York, 1987.
- [8] Li X, Strahler A H. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of the discrete crown vegetation canopy: effect of crown shape and mutual shadowing [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1992, **30**(2): 276—292.

Spectral Prior Knowledge and Its Use in the Remote Sensing Based Inversion of Vegetation Structure

YAN Guang-jian¹, WU Jun², WANG Jin-di¹, ZHU Chong-guang², LI Xiao-wen^{1,3}

(1. Research Center for Remote Sensing and GIS, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

3. Center for Remote Sensing, Boston University, 675 Commonwealth Avenue, Boston, MA 02215, USA)

Abstract: Multiangular remote sensing observation can provide more spatial structure information that make it possible to retrieve the 3-D structural parameters of vegetation. Currently, most of the inversion algorithms only use one single band in the field of multiangular remote sensing, the correlation between bands hasn't been used efficiently for green vegetation. From the reflectance spectrum characteristic of green vegetation, we found that the basic shape of the spectrum can be used as prior knowledge in the inversion of vegetation structure. As a framework in this paper, spectral parameters were regenerated in the band of red, green and near infrared, their difference and ratio are used as the spectral prior knowledge in inversion. Through detailed simulation and inversion, it is clear from the statistical analysis that this method is more stable to observe noise than the single band-based method which uses the averaged structural parameters inverted using one single band each time. It is also found that the inversion results tend to be closer to the ground truth than the single band-based method after employing this kind of spectral prior knowledge.

Key words: prior knowledge; inversion; reflectance spectrum; vegetation structure