

文章编号: 1007-4619 (2005)02-0117-06

多光谱多角度遥感数据综合 反演叶面积指数方法研究

姚延娟^{1,2}, 阎广建¹, 王锦地¹

(1. 遥感科学国家重点实验室, 北京师范大学 遥感与地理信息系统研究中心, 环境遥感及数字城市北京市重点实验室, 北京 100875; 2. 中国科学院 遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

摘 要: 叶面积指数是陆地生态系统的—个十分重要的结构参数。用遥感数据求取叶面积指数可以利用光谱的信息, 比如通过植被指数来拟合—个经验关系, 但很多植被指数明显受土壤背景的影响, 对于有明显结构的农作物, 土壤的影响很难消除, 植被指数的方法误差较大。多角度遥感包含了大量的地面目标的立体结构信息, 具备求解植被特征参数的潜力, 但通常多角度遥感反演对光谱信息的利用不足。与以往的反演方法相区别, 该文利用行播作物二向反射模型, 将多角度与多光谱数据结合进行行播作物 LAI 反演实验, 并对反演算法进行了详细的敏感性分析实验, 结果表明采用多角度、多光谱遥感数据相结合的方法可以有效反演行播作物的叶面积指数。

关键词: 叶面积指数; 反演; 行播作物; 多角度; 多光谱; 敏感性与不确定性分析

中图分类号: TP701 **文献标识码:** A

1 引 言

叶面积指数(LAI)是陆地生态系统的—个十分重要的结构参数, 它和植物的蒸腾作用、太阳光的截取、光合作用以及地表净初级生产力等密切相关^[1]。对植被结构主要是叶面积指数的反演研究在遥感的早期就受到了重视。王锦地、李小文等, 提出了树冠叶面积体密度和叶面积指数的间接估算方法^[2]。李小文等又利用广角图像进行同时测量针叶树冠层叶角分布和 LAI 的方法研究^[3]。Kuusk 以冠层反向解析模型反演算法监测 LAI 及叶绿素含量^[4]。张仁华等从地面角度出发通过推算叶面积指数与叶角的基本原理, 提出—套估算针叶类植物叶面积的方法^[5]。虽然测量叶面积指数有很大进展, 应用遥感数据对叶面积指数进行估测也取得了—些成果, 但大部分方法限于要么用多光谱数据, 要么用多角度数据, 很少将多光谱与多角度数据结合反演 LAI。

如果说植被指数是对地表植被覆盖结构的介于

定性和定量之间的描述, 采用物理模型反演 LAI 则是提高遥感定量化的方法。与单一方向的遥感观测相比, 多角度遥感包含了大量的地面目标的立体结构信息, 所以多角度数据具备求解植被结构特征参数的潜力, 从而给植被结构参数反演带来了机遇。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^[6]。

类似于地球物理学中的反演问题^[7], 遥感反演中有太多的未知因素, 因而是—不定解问题, 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^[8,9]。本文提出了将采用植被指数预测的 LAI 作为先验知识, 再进行多角度反演的方法, 并对行播类型植被叶面积指数进行了反演试验, 结果表明将多光谱与多角度联合进行叶面积指数的反演比单纯的多角度反演效果要好。

2 行播作物的双向间隙率模型

大部分的农作物种植都采用行播, 适用于行播

收稿日期: 2003-08-10; 修订日期: 2003-12-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(40101020, 40171068)、国家重点基础研究发展规划项目(G2000077908)、国家 863 项目(2003AA134040)资助。

作者简介: 姚延娟(1974—), 女, 在读硕士研究生, 1997 年毕业于河南大学城市建设与房地产管理专业。现在北京师范大学遥感中心攻读硕士学位。主要从事多角度多光谱遥感数据的综合反演工作。已发表论文 1 篇。Email: yjyao-bnu@yahoo.com.cn

作物的二向反射模型很多, Jackson 等在 1979 年就提出了一个简单的四组分模型来计算小麦的反射^[10], 该模型适用于垂直垄向的平面。Kimes 利用实心的无限长箱体来近似作物垄, 建立了可适用于任意观测方向的几何光学模型, 并利用棉花的测量数据进行了验证^[11]。然而, 由于 Kimes 模型没有考虑垄内的间隙率的影响, 在测量时需要采用“平均”垄宽和垄高来进行补偿^[12]。当研究目标是其它一些行播作物时, 比如小麦, 垄内的间隙率是一个重要的影响反射方向性的因素。根据实际测量的结果, 在作物生长的过程中, 叶面积指数相对较小时, 不考虑间隙率将带来较大的误差, 在顺垄观测时尤其明显。所以本文采用双向间隙率模型^[13], 该模型由于考虑了双向间隙率(太阳和观测两个方向的平均间隙率), 并利用重叠指数描述了太阳方向与观测方向间的相关程度, 模型基本上抓住了行播作物反射的方向变化趋势, 并且能够描述方向性反射的“热点”现象。这与不考虑间隙率的 Kimes 模型和只考虑观测方向间隙率的模型有本质的区别。

本文将阎广建等的行播作物热红外辐射双向间隙率模型^[13]拓展到了可见光和近红外波段, 考虑了植被光照与阴影反射的差别, 并且考虑了垄内多次散射的影响。由于行播作物是一行一行播种, 所以对行播作物研究一个行周期就可以了。对于一个确定的行周期, 依据垄宽(W)、垄高(H)、垄间距(S)、太阳入射角(θ_i)、观测角度(θ_o)的不同, 将一个行周期分为 5 段(图 1)来考虑, 光照土壤、阴影土壤、光照植被、阴影植被四分量可以分别在这 5 段进行计算, 然后累加。改进后的行播作物的双向间隙率模型可以表达如下:

$$BRDF = \sum_{n=1}^5 prop(n) (Bss(n) \times r_{is} + Bshs(n) \times r_{ss} + Bsv(n) \times r_{iv} + Bshv(n) \times r_{sv}) \quad (1)$$

其中: $BRDF$ 为冠层二向反射率, $prop(n)$ 表示一个行周期中上述各段(图 1)面积占总面积的比例, n 对应的取值为 1, 2, 3, 4, 5。 $Bss(n)$ 为在一个确定的段内可见光照土壤占该段的面积比, 即可见光照土壤在该段的概率, $Bshs(n)$ 为在一个确定的段内可见阴影土壤占该段的面积比, $Bsv(n)$ 为在一个确定的段内可见光照植被占该段的面积比, $Bshv(n)$ 在一个确定的段内可见阴影植被占该段的面积比, $Bss(n)$, $Bshs(n)$, $Bsv(n)$, $Bshv(n)$ 的取值大小在不同段内是不同的, 主要受到叶面积指数、叶倾角分布和路径长度的影响^[13]。 r_{is} 为光照土壤组分的等效反射率,

r_{iv} 为光照植被组分的等效反射率, r_{sv} 为阴影植被组分的等效反射率。

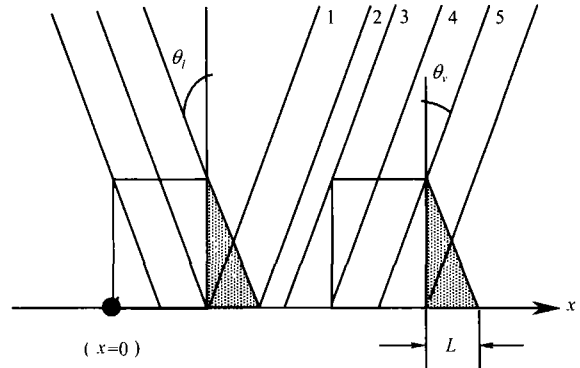


图 1 双向间隙率分段图示^[13]
Fig. 1 The chart of bi-gap model

行播作物的双向间隙率模型需要输入参数为: 垄宽 W 、垄高 H 、行间距 S 、叶面积指数 LAI 、光照叶片反射率 r_{iv} 、阴影叶片反射率 r_{sv} 、光照土壤反射率 r_{is} 、阴影土壤反射率 r_{ss} 。用这些输入参数依据文献[13]中公式(7) — (20)双向间隙率计算方法可以算出公式(1)中不同段内光照土壤、阴影土壤、光照植被、阴影植被这 4 个部分的双向间隙率, 从而可以进行改进后适用于可见光波段的双向间隙率模型的前向模拟与反演工作。

3 模型反演方法与验证

3.1 反演理论与代价函数

本文基于贝叶斯理论进行反演。如果 M 为参数空间, 由模型参数 X 组成, D 为数据空间, 由观测数据 Y_{obs} 组成。对于给定的观测量 Y_{obs} , 得到参数 X 的条件概率为 $P(X|Y_{obs})$, 由贝叶斯公式有:

$$P(X|Y_{obs}) = \frac{P(Y_{obs}|X)P(X)}{P(Y_{obs})} \quad (2)$$

其中 $P(Y_{obs}) = \int_M P(Y_{obs}|X)P(X) dX$, $P(X)$ 为关于 X 的先验分布, $P(Y_{obs}|X)$ 表示在给定 X 时 Y_{obs} 的条件概率, 当把它看为是 X 的函数时, 又称为似然函数。 $P(X|Y_{obs})$ 即为 X 的后验概率, 又称为 X 的后验分布。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, 依据 Tarantola 的信息理论, 参数 X 的后验概率密度 $\rho_M(X)$ 可以表示为^[7]:

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

这里, const 为常数, 见文献 [7], $f(X)$ 表示前向模型, 协方差矩阵 C_D 用来描述建模及测量的不确定性, C_M 则是先验估计 X_{prior} 的协方差矩阵。由式 (3) 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 来表示。反演的过程即是求出一个 X , 使得后验概率密度最大, 也使得下面的代价函数值最小:

$$S(X) = \frac{1}{2} \left[(f(X) - Y_{\text{obs}})^T C_D^{-1} (f(X) - Y_{\text{obs}}) + (X - X_{\text{prior}})^T C_M^{-1} (X - X_{\text{prior}}) \right] \quad (4)$$

3.2 多光谱数据与多角度数据结合计算先验叶面积指数

在实际的反演中, 先验 LAI 正确与否对反演结果的影响非常大。为了进行检验, 本文用双向间隙

率模型产生二向性反射数据(数据集名为 A), 叶面积指数的输入参数分别取 1, 1.7, 3, 4, 认为是叶面积指数的真实值, 然后对二向性反射数据集 A 加上不同程度的高斯噪声以模拟真实二向性反射数据集 B, 利用数据集 B 进行叶面积指数的反演, 得结果见表 1。表 1 主要说明当先验知识 LAI 为 1.7 时, 对不同的真实 LAI 模拟产生的数据集 B 进行反演的结果。由表 1 可以看出先验 LAI 对反演结果有相当大的影响, 当噪声比较小时 (10%), 反演基本还是可以得到接近真实 LAI 的值, 标准差也比较小, 当随着噪声的增加, 反演结果有接近先验知识的趋势, 从公式 (3) 可以看出, 当观测数据的噪声大时, 先验知识给反演结果提供信息的权重增加。可见, 如何给出合理客观的先验知识是关键。为此本文提出利用多光谱信息给出先验知识并用到多角度反演中的方法。

本文采用第二代土壤可调节植被指数 (The second Modified Soil Adjusted Vegetation index: MSAVI2) 给出 LAI 的先验知识, MSAVI2 的表达式为^[14]:

表 1 先验知识对反演结果的影响

Table 1 The effect of prior LAI to retrieved LAI

反演 LAI / 噪声水平 / %	真实 LAI = 1		真实 LAI = 1.7		真实 LAI = 3		真实 LAI = 4	
	反演 LAI 均值	反演 LAI 标准差	反演 LAI 均值	反演 LAI 标准差	反演 LAI 均值	反演 LAI 标准差	反演 LAI 均值	反演 LAI 标准差
10	1.08	0.20	1.702	0.09	2.981	0.225	3.804	0.479
20	1.26	0.34	1.712	0.195	2.932	0.368	3.488	0.496
30	1.39	0.36	1.721	0.283	2.847	0.426	3.252	0.494
40	1.49	0.33	1.714	0.344	2.749	0.456	3.071	0.501
50	1.54	0.30	1.687	0.382	2.646	0.478	2.915	0.512
60	1.57	0.27	1.645	0.406	2.539	0.493	2.771	0.524
70	1.59	0.24	1.593	0.421	2.429	0.502	2.634	0.532
80	1.60	0.23	1.533	0.431	2.319	0.508	2.503	0.538
90	1.60	0.23	1.470	0.438	2.211	0.513	2.377	0.544
100	1.62	0.17	1.408	0.443	2.107	0.516	2.258	0.546

$$MSAVI2 = (1/2) * \left\{ (2 * (\rho_{\text{nir}} + 1) - [(2 * \rho_{\text{nir}} + 1)^2 - 8 * (\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}})]^{1/2}) \right\} \quad (5)$$

其中: ρ_{nir} 表示近红外波段冠层的反射率, ρ_{red} 表示红光波段的冠层反射率。

本文首先利用双向间隙率模型进行模拟, 建立了不同土壤背景及典型植被结构下的 MSAVI2 与 LAI 的经验关系, 具体方法为: 用双向间隙率模型模拟出给定输入参数的二向反射的多角度数据 (本实

验共设计 27 个角度: 从后向 65° 到前向 65°, 每 5° 为一个间隔), 当变化模型输入参数之一 LAI 时, 又可以得到一组二向反射数据, 当 LAI 从 1 增加到 6, 增幅为 0.1, 就可以得到 LAI 与 MSAVI2 之间的对应散点图, 用指数关系进行数据拟合, 可以得到对应各个角度 MSAVI2 与 LAI 的对应关系。经过敏感性分析, 当 LAI 比较小时 (例如 LAI = 1, 1.7), 选择前向 10°、后向 25°、后向 35° 三个角度对应的关系进行 LAI 先验知识的计算; 当 LAI 比较大时 (例如 LAI = 3, 4),

选择前向 10°、后向 5°、后向 15°三个角度对应关系进行计算。

下面以叶面积指数为 1.7 时为例说明 *MSAVI2* 与 *LAI* 的关系,图 2 画出了观测方向分别为前向 10°、后向 25°与后向 35°时 *MSAVI2* 与 *LAI* 的散点图,表 2 列出了这 3 个观测角度条件下 *MSAVI2* 与 *LAI* 的指数关系表达式。

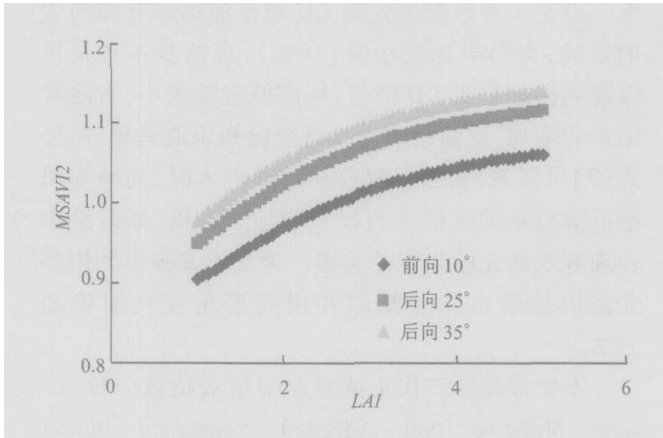


图 2 *MSAVI2* 与 *LAI* 散点图

Fig. 2 Scatter plot of *MSAVI2* and *LAI*

表 2 *MSAVI2* 与 *LAI* 关系式

Table 2 The expression of *MSAVI2* derived *LAI*

关系式 角度	<i>LAI</i> = 1.7	
	关系式	<i>R</i> ²
前向 10°	$LAI = \exp((MSAVI - 0.8981)/0.1047)$	<i>R</i> ² = 0.9973
后向 25°	$LAI = \exp((MSAVI - 0.9482)/0.1086)$	<i>R</i> ² = 0.9954
后向 35°	$LAI = \exp((MSAVI - 0.9777)/0.1055)$	<i>R</i> ² = 0.9943

3.3 用核驱动模型平滑噪声

在实际的反演工作中,观测数据不可避免包含一些噪声(比如本文模拟中加入了高斯分布的噪声),利用 *MSAVI2* 推导 *LAI* 的先验知识时会受到噪

声的影响,甚至不能用。另外,可能观测几何刚好没有我们所需要的角度,为此,我们引入了半经验的二向反射模型:线性“核”驱动 *BRDF* 模型先对观测数据进行拟合和重建。线性核驱动模型是用有一定物理意义核的线性组合来拟合地表的二向性反射特征,简单说,该模型可用下式表示^[15]:

$$R(\theta, \vartheta, \varphi) = f_{iso} + f_{geo}k_{geo}(\theta, \vartheta, \varphi) + f_{vol}k_{vol}(\theta, \vartheta, \varphi) \quad (6)$$

其中 $R(\theta, \vartheta, \varphi)$ 为二向反射率, k_{geo} 为几何光学核, k_{vol} 为体散射核,都是光线入射角和观察角的函数, θ 表示太阳天顶角, ϑ 表示观测天顶角, φ 表示相对方位角, f_{iso} , f_{geo} 和 f_{vol} 则是系数,表示各向同性核、几何光学核、体散射核这 3 部分在像元二向反射中所占比例(权重)。通过最小二乘法,反演出拟合观测数据最优的系数 f_{iso} , f_{geo} 和 f_{vol} ,就可以重建地表的二向性反射。核驱动模型基于核的线性组合,简洁、高速,数据拟合能力强。同时,模型中每一个核都有一定的物理意义,这使得我们在内插模型到没有观测数据的方向时,有希望能够解释和控制内插的结果。

本文的思路是:用行播的双向间隙率模型生成指定输入参数的二向反射率数据,再加入高斯噪声,以模拟真实数据。对这些“真实数据”用核驱动模型进行反演,得到 3 个“核”系数,利用这 3 个系数对反演的数据进行二向反射率数据的重建,最后利用 *MSAVI2* 与 *LAI* 的关系求出不同高斯噪声水平下估计的 *LAI*,结果见表 3。表 3 中真实 *LAI* 是指用双向间隙率模型生成模拟数据时叶面积指数的输入参数,相当于实际测量的叶面积指数,在下文的多角度多光谱反演中真实 *LAI* 是评定反演精度的标准。*MSAVI2*→*LAI* 的 *LAI* 指的是用 *MSAVI2* 与 *LAI* 的关系计算的 *LAI*,这个 *LAI* 在多角度多光谱反演中是先验知识。

表 3 经核驱动模型重建的多光谱数据计算的先验知识 (*LAI*)

Table 3 The prior *LAI* calculated using the multispectral data sets rebuilt by kernel model

MSAVI2→LAI 噪声水平/%	真实 LAI = 1		真实 LAI = 1.7		真实 LAI = 3		真实 LAI = 4	
	LAI 均值	LAI 标准差	LAI 均值	LAI 标准差	LAI 均值	LAI 标准差	LAI 均值	LAI 标准差
10	1.0486	0.0544	1.6695	0.0348	3.07873	0.0249	3.9948	0.0349
20	1.0498	0.1102	1.6688	0.0703	3.077208	0.0497	3.9928	0.0698
30	1.0584	0.1696	1.6767	0.105	3.069568	0.0762	3.984	0.1067
40	1.0452	0.2151	1.6788	0.1452	3.020738	0.1047	3.9269	0.1424
50	1.008	0.2487	1.6694	0.2061	2.949683	0.1489	3.8393	0.1976
60	0.9043	0.2971	1.6205	0.2253	2.838213	0.1778	3.6983	0.231

3.4 多光谱、多角度数据综合反演及实地验证

将用多光谱数据计算的 LAI 均值置为先验知识的预测值,进行多角度反演,反演结果与真值之差的绝对值占真值的百分比随噪声变化规律如图 3,由此可以看出经过多光谱数据的利用、核驱动模型的重建、双向间隙率模型的对多角度数据的反演,反演的结果无论叶面积指数是比较小,还是比较大,本方法反演结果均值与真值是很接近的,也就是说反演偏差较小。

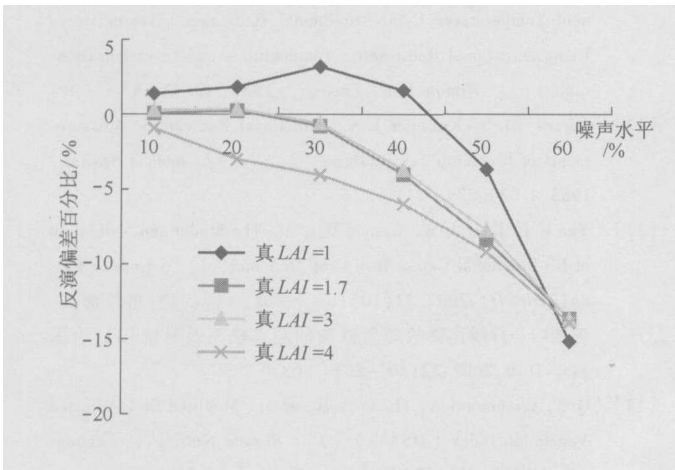


图 3 反演结果的相对误差

Fig.3 The relative deviation of inversion results from the true values

在实际工作中,先验偏差表现在不同地域即使同一时间 LAI 的大小不一,同一田块, LAI 也不均一,所以事先几乎没法确定,通过多光谱与多角度的结合,利用了更多的信息,在解决先验知识不很确定,多角度观测信息不足的反演问题上,是一种有益的探索。

上面讨论的多光谱数据与多角度数据结合反演方法,是基于模拟数据进行的方法研究。下面将本方法用于实测数据进行方法验证。

实测数据是 2001 年 3—5 月间在北京顺义进行的星机地遥感综合实验中取得的其中一个地块 (NW4) 一个测点的数据。多光谱数据用 SE590 便携式野外光谱仪测量,SE590 共 252 个波段,本方法仅选取其中红光波段与近红外波段,以便进行 MSAVI2 的计算。多角度数据取自同一个实验地块的实验数据。土壤与叶片等组分光谱的测量用 1800—12S 外积分球 (1800—12S External Integrating Sphere) 与 SE590 光谱仪相联,组成一分光光度计系统,测量冬小麦叶片的反射率 (0.4—1.1 μm)。本文数据日期是 2001-04-12,垄宽为 10.1cm,垄高为

11cm,行间距为 15cm,实际叶面积指数为 2.17,经过多光谱与多角度联合反演,反演叶面积指数为 1.94,表 4 是不同反演方案反演结果的对比,由此可以看出多角度与多光谱综合反演叶面积指数的方法比单纯用多角度数据反演结果精度要高,可见本方法是有一定实用价值的。

表 4 各种反演方案反演结果对比

Table 4 The contrast of reversed result from three method

反演方案	先验知识	反演结果	真实 LAI
多角度无先验知识	—	1.22	
	1	1.13	
多角度有先验知识	2	1.70	2.17
	3	2.76	
多角度多光谱反演	2.26	1.94	

4 结论及讨论

遥感反演因为缺乏信息常常被称为“病态”反演,此时先验知识就显得非常重要。但是,如果对地面信息了解很少或者根本没有什么了解,想得到客观的先验知识并不容易。另一方面,随着现在传感器越来越多,可获得的遥感数据种类也越来越多,遥感数据在空间分辨率、时间分辨率、光谱分辨率都越来越高,遥感数据较以前包含了更多的信息。然而一般的基于二向反射模型的反演只是利用了一个单一的波段,多波段的信息没有得到充分利用。多角度与多光谱如何结合,目前尚无好的方法,本文从克服主观先验知识的偏差的角度考虑,提出用植被指数作为“桥梁”利用多光谱数据求先验知识的方法,是多角度与多光谱联合反演的一个尝试。本方法在用物理 BRDF 模型 (本文是行播模型) 反演多角度数据前先用 MSAVI 与 LAI 的关系求得一个 LAI 的值作为先验知识,把多光谱数据应用到多角度的反演中。通过模拟及实测数据反演实验可以看出该方法具有较大的推广潜力,尤其适合于先验知识较难获得的情况。

致谢 项月琴老师提供了地面实测配套参数,谨致谢意。感谢赵开广、帅艳民、秦军同学的有益讨论。本文采用的图像和地面配套的数据均来自 2001 年国家 973 项目“地球表面时空多要素的定量遥感理论及应用”在北京顺义进行的大型遥感实验。

参 考 文 献 (References)

- [1] Veroustraete F, Patyn J, Myneni R B. Estimating Net Ecosystem Exchange of Carbon Using the Normalized Difference Vegetation Index and an Ecosystem Model [J]. *Remote Sens. Environ.*, 1996, **58**:115—130.
- [2] Wang J D, Li X W, Xiang Y Q. Tree Computed Tomography Algorithm Validation Using Measurement Data of Coniferous and Deciduous Crowns [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, **1** (Supp.):62—70.
- [3] Li X W, Wang J D, Xiang Y Q, et al. . Measuring Leaf Angle Distribution and Leaf Area Index of Conifer Canopies Simultaneously on Wide-angle Image [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, **1**(Supp.):54—61.
- [4] Kuusk, Andres, Zhang R H. Monitoring of LAI and Chlorophyll Content by the Inversion of a CR Analytical Model [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, **1**(Supp.):166—170.
- [5] Zhang R H, Sun X M, Zhu Z L. A Speedier Measuring Technology for Leaf Area Index: A Calibration Tool in Quantitative Remote Sensing of Vegetation [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, Mar. , 1998. [张仁华,孙晓敏,朱治林. 叶面积指数的快速测定方法——植被定量遥感的标定技术[J], 国土资源遥感, 1998. 3. 15]
- [6] Li X W, Wang J F, Wang J D, et al. Multi-angle and Thermal Infrared Remote Sensing [M]. Beijing: Science Press, 2001. [李小文,汪骏发,王锦地等. 多角度与热红外对地观测[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]
- [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 W, Wang J D, Hu B X, et al. On Utilization of Prior Knowledge in Inversion of Remote Sensing Models [J]. *Science in China (Series D)*, 1998, **41**(6):580—586.
- [9] Li X W, Wang J D. 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]
- [10] Goel NS. Models of Vegetation Canopy Reflectance and Their User Estimation of Biophysical Parameters from Reflectance Data [J]. *Remote Sens. Rev.* , 1998, **4**:1—212.
- [11] Kimes, D. S. Remote Sensing of Row Crop Structure and Component Temperatures Using Directional Radiometric Temperatures Using Directional Radiometric Temperatures and Inversion Techniques [J]. *Remote Sens. Environ.* , 1983, **13**:33—55.
- [12] Kimes, D. S, Kirchner J. A. Directional Radiometric Measurements of Row-crop Temperatures [J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1983, **4** (2):299—311.
- [13] Yan G J, Jiang L M, Wang J D, et al. The Model and Validation of Bi-directional Gap of Row Crop Radiance [J]. *Science in China (Series D)*, 2002, **32**(10):857—863. [阎广建,蒋玲梅,王锦地等, 行播作物热辐射双向间隙率模型及验证[J], 中国科学 D 辑, 2002, **32**(10):857—863.]
- [14] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. Modified Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, **48**:119—126.
- [15] Wanner W, Li X, Strahler A. On the Derivation of Kernels and Kernel-driven Model of Bidirectional Reflectance [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1995, **100**(D10):21077—21089.

The Approach on Leaf Area Index Inversion Using Multiangular and Multispectral Data Sets

YAO Yan-juan^{1,2}, YAN Guang-jian¹, WANG Jin-di¹

(1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Research Center for Remote Sensing and GIS, Dept. Geography and Beijing Key Laboratory for Remote Sensing of Environment and Digital Cities, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

2. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Leaf area index (LAI) is an important parameter for describing vegetation canopy structure in the terrestrial ecosystem. LAI can be obtained using spectral information such as simulated relation of VI(vegetation index), however, many VIs are affected by soil. For row crop, it is difficult to remove the effect of soil, and the error is large using the method of VI. Multiangular remote sensing is capable of providing more three-dimensional information of vegetation, and it is powerful in obtaining the parameter of the plants. However, currently, the retrieval of multiangular remote sensing seldom considers the use of spectral information. We use MSAVI2 as an index to get the a priori knowledge of LAI. As a result, the a priori knowledge is more objective. From the comparison of using or not using this MSAVI predicted a priori knowledge, we found that this approach is effective.

Key words: leaf area index; inversion; row crop; multiangular; multispectral; the analysis of uncertainty and sensibility