

文章编号: 1007-4619(2006)06-0869-10

基于波谱知识库的 MODIS 叶面积指数反演及验证

姚延娟¹, 陈良富¹, 柳钦火¹, 刘 强¹, 杜永明¹, 李小文^{1, 2}

(1. 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;

2. 北京师范大学 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875)

摘 要: 目前用物理模型反演叶面积指数普遍存在缺少先验知识的状况, 如何获得准确的先验知识是遥感走向应用的一个关键环节。中国典型地物标准波谱数据库就是结合国家重大行业中的应用需求, 研究制定地物波谱获取与分析的技术规范和数据标准, 建立典型地物标准波谱数据库。从波谱数据库提取模型反演所需要的先验知识, 实现了基于 SAIL 模型的 MODIS 数据 (经过几何纠正与大气纠正) 叶面积指数的反演。另外, 基于 TM 数据, 对 MODIS 混合像元进行了分解, 用纯像元的叶面积指数与实测数据进行对比验证。同时, 反演结果与 NASA 的 LAI 产品也进行了对比, 结果表明基于波谱库的先验知识可以有效的提高叶面积指数的反演精度。

关键词: 波谱库; MODIS 数据; 叶面积指数; 反演

中图分类号: TP701 **文献标识码:** A

Inversion and Validation of Leaf Area Index Based on the Spectral & Knowledge Database Using MODIS Data

YAO Yan-juan¹, CHEN Liang-fu¹, LIU Qin-huo¹, LIU Qiang¹, DU Yong-ming¹, LI Xiao-wen^{1, 2}

(1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science Institute of Remote Sensing Applications
Chinese Academy of Sciences Beijing 100101, China;

2. State Key Laboratory of Remote Sensing Science Institute of Remote Sensing Applications
Beijing Normal University Beijing 100875, China)

Abstract It is feasible to retrieve LAI over large area from remote sensing data with physical models, however it is quite difficult to get accurate LAI and thus limit the remote sensing application without enough prior knowledge due to the underdetermined parameters in the physical inversion models. A spectrum database system of typical objects in China (SpecLib) has been set up recently, which may provide a priori knowledge of typical land cover for LAI inversion. MODIS data is used to retrieve LAI after atmosphere correction, geometrical correction and cloud identification. The SAIL (Scattering by Arbitrarily Inclined Layers) model is applied for the inversion of LAI for MODIS data. The vegetation coverage of the mixed pixels of the MODIS data are calculated based on the TM data sets. The LAIs of pure pixels (computed from the retrieved LAIs and vegetation coverage) are compared with the field measurement data in Luancheng Heibei Province, China. Meanwhile, the LAIs of pure pixels are also compared with the MODIS LAI data products. The inversion results show that the SpecLib effectively improved the accuracy of leaf area index inversion.

Key words SpecLib; moderate resolution imaging spectrometer (MODIS); leaf area index; inversion

收稿日期: 2005-08-26; 修订日期: 2005-12-28

基金项目: 中国科学院知识创新工程重要方向项目 (编号: KZCX3-SW-338)、国家自然科学基金 (编号: NSFC 40371087)、国家重点基础研究规划项目 (编号: 2000077903) 资助。

作者简介: 姚延娟 (1974—), 女, 博士生, 从事定量遥感地表参数反演的不确定性研究, 主要是叶面积指数反演的不确定性研究。

E-mail: yjyao2008@yahoo.com.cn

1 引 言

叶面积指数 (LAI Leaf Area Index) 是陆地生态系统的一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], LAI 通常定义为单位地表面上叶面积的总和。叶面积指数的手动测量可以获得小范围或区域的值, 但很难获得大范围的数据, 提供不了研究全球变化、气候分析所需要的数据。遥感数据具有覆盖范围广、时间与空间分辨率高的特点, 通过遥感数据去提取一些重要的生物物理参数有十分重要的意义。叶面积指数的反演研究在遥感的早期就受到了重视, 而且一直是遥感反演领域的热点和难点。在遥感应用的最初阶段, 对叶面积指数的反演更多的是建立植被指数与叶面积指数的关系^[2-4], 这种关系大多是简单的统计关系, 并且植被指数的计算与许多因素有关, 比如冠层几何结构、叶片与土壤的光学属性、太阳位置、云等天气状况^[5-7], 所以植被指数与叶面积指数的统计关系是局部性的, 不能推广应用于别的地区。由于植被指数的局限性, 在实际运用时应该慎重些^[8]。除植被指数方法外, 物理模型反演 LAI 则是提高遥感定量化的方法之一。物理模型可分为辐射传输模型和几何光学模型。几何光学模型是基于“景合成”的一种模型, 即在观测视场内, 一部分是太阳光承照面, 一部分是阴影, 而观测的结果是两者量度的面积加权; 辐射传输理论最初是从研究光辐射在大气中传输的规律和粒子在介质中输出规律时总结出来的规律性知识, 辐射传输理论主要适用于水平均匀植被或浑浊介质。基于平行平面的辐射传输模型由于有描述真实世界的准确性与计算的简便性两者的优势, 迅速应用于植被遥感中^[9]。本文研究的对象是八九月份的玉米, 这时的玉米已经封垄, 满足辐射传输方程所要求的条件, 所以本文将采用辐射传输方程进行叶面积指数的反演计算。SAIL (Scattering by Arbitrarily Inclined Layers) 模型是辐射传输模型中比较典型的一个, 也是冠层反射率模型中表现很好的模型之一^[10], SAIL 模型既考虑了土壤的性质, 也考虑了与冠层性质有关的植被的几何结构与状况, 比如叶面积指数、叶倾角分布、单叶片的反射率与透过率等。Goel^[10]等人以 SUIT 模型和 SAIL 模型为例对反演做了大量的研究, 结果表明: SAIL 模型虽然在数学上完全可以反演, 但用大约 50 组的观测模

拟数据集反演 SAIL 模型的 7 个参数时, 反射率测量中的 1% 的噪声可以导致反演的 LAI 50% - 100% 改变。如果固定模型中的其他参数, 比如土壤反射率、天空光、叶片反射率和透过率, 可将 LAI 反演的误差降低到合理水平。物理模型共同的特点就是参数多, 对冠层的表达准确, 但如何恰当确定物理模型中的各个参数, 则是遥感反演时要考虑的问题。类似于地球物理学中的反演问题^[11], 遥感反演中有太多的未知因素, 却只有较少的观测量, 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^[12, 13]。由于先验知识的可信度直接影响反演结果, 因此如何较为客观准确地给出先验预测值及其不确定性至关重要, 在本文中采用基于中国典型地物标准波谱数据库的先验知识提取。

本文所用的数据来源于中国典型地物标准波谱数据库中的农作物子库。在典型农作物数据库中, 有小麦、玉米、棉花、水稻、油菜等各种典型地物的全生育期或典型生长阶段的、不同太阳高度角的、不同观测方位角的、不同观测天顶角的波谱数据和配套参数数据。本文正是基于农作物波谱库配套齐全的数据, 提取物理模型反演所需要的组分光谱、结构参数及环境数据, 提高了模型反演时对感兴趣参数 (本文是叶面积指数) 的反演精度。

本文所用的遥感数据是 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer 分辨率成像光谱辐射计) 数据, 它是搭载于美国 EOS 系列卫星上的一个重要遥感传感器, 具有 36 个可见光红外的光谱波段, 空间分辨率为 250 - 1000m。MODIS 遥感数据是新一代的卫星遥感信息源, 在生态学研究、环境监测、全球气候变化以及农业资源调查等诸多研究中都有广泛的用途。MODIS 数据有不同的标准产品, 比如反照率产品、叶面积指数产品, 本文也将进行模型反演结果与 MODIS 产品的对比分析。

2 模型与反演方法

2.1 模型简介

最初的 SAIL 模型^[14]是一维的适合于混浊介质 (或连续植被) 的辐射传输方程, 由于没有考虑冠层的热点与叶片的镜面反射^[15], 使得 SAIL 模型模拟的冠层反射率数据与实际有一定的差距。Kuusk 等^[16]在 SAIL 模型基础上考虑了冠层的热点与叶片的镜面反射, 从而使模型模拟的数据与实际的多时

相及多角度数据都有很好的拟合。本文采用的 SA IL 模型^[17]是用考虑热点的 SA IL 模型,考虑热点的 SA IL 模型的输入参数包括:光谱参数——叶片透过率(ρ_t)与反射率(τ_t),土壤反射率(ρ_s);结构参数——叶面积指数(LAI),叶子宽度与冠层高度的比值(\bar{l}),平均叶倾角(LAD);环境参数——大气能见度(VIS)。

SA IL 模型适合于水平均一的冠层结构,这与玉米生长中后期的冠层结构是一致的。SA IL 模型包括了应用中需要的基本参数,并且关于 SA IL 模型的验证已比较成熟^[18],所以本文用 SA IL 模型反演叶面积指数。

2.2 模型参数敏感性分析

使用一个模型前,对模型进行一定的了解是非常必要的:模型有几个参数,参数如何影响模型的表现。下面对 SA IL 模型进行参数的敏感性分析,以便下一步更准确的运用模型,并且,参数的敏感性如何对反演策略的选择都有重要的影响。分析各个参数的敏感性思路为:根据实验数据或波谱库等先验知识,确定一组模型输入参数后,就可以计算相应的冠层二向反射(BRDF₀);当一个模型输入参数变化一定幅度,其他输入参数不变时,又可以计算相应的冠层二向反射(BRDF_{var})。模型输入参数的敏感性定义为:

$$S_p = \left[\sum_{i=1}^n \frac{|BRDF_{var} - BRDF_0|}{BRDF_0} \times 100\% \right] \setminus n$$

其中, n 为观测的角度数。

如果冠层二向反射率变化很大,则说明这个参数在模型中是敏感的,那么在确定先验知识时尽量将这个参数确定在正确的范围内;如果变量的变化对二向反射率影响很小,也就是变量变化一定范围,冠层的二向反射率基本不变化、或是变化很小,那么在确定先验知识时就可以适当放宽取值范围。在选择反演方案时,敏感的参数在反演时要优先反演,这样才可以降低反演过程的不确定性。

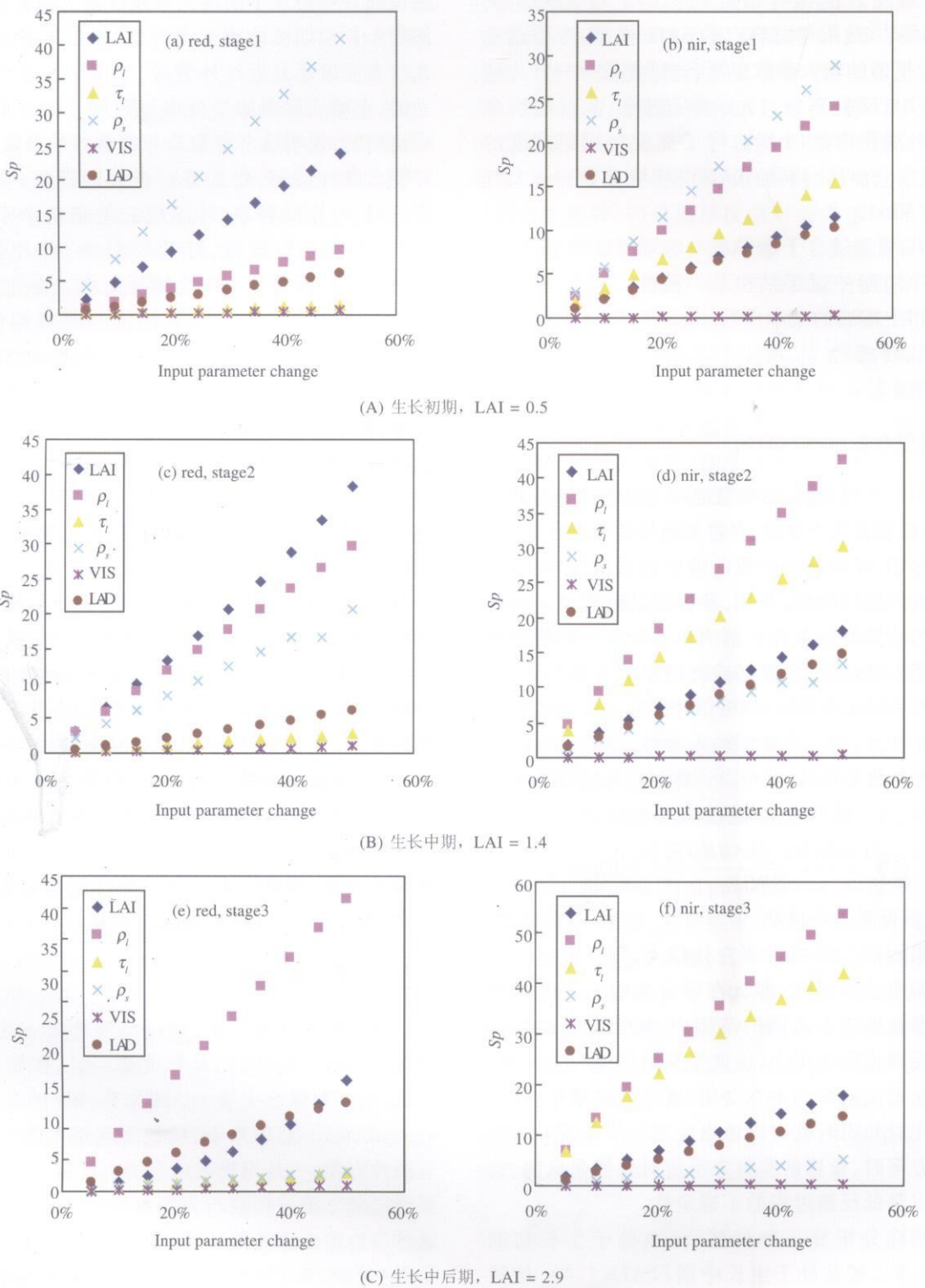
敏感性分析分三种情况:植被处于生长初期(LAI=0.5),植被处于生长中期(LAI=1.4),植被生长最茂盛时期(LAI=2.9)。敏感性分析每个输入参数的变化方式为从 5% 到 50%,共 10 个级别。各参数的敏感性结果如图 1 所示。图 1 的(A),(B),(C)分别对应三个不同生长时期的模型输入参数在红光波段与近红外波段的敏感性情况。

由图 1 的敏感性数据可知:对应于作物生长的不同阶段,不同的噪声水平,模型各个输入参数的敏

感性随着噪声水平的增大呈线性增大的趋势。由于作物生长初期植被覆盖度较低,所以不管是在可见光红光波段还是近红外波段,土壤的敏感性都是很大的,土壤反射率的变化率与冠层二向反射几乎是成比例的,说明这个参数是非常敏感的参数,在反演时要么参与反演,要么进行正确的设置;在红光波段,LAI 叶片反射率,叶倾角的敏感稍小于土壤反射率;在近红外波段,叶片反射率,叶片透过率,LAI LAD 的敏感性小于土壤反射率。在生长中期,对于红光波段来讲,模型参数的敏感性依次为:LAI 叶片反射率,土壤反射率,LAD 等,近红外波段依次为:叶片反射率,叶片透过率,LAI LAD,土壤反射率;作物生长中后期,植被覆盖度非常高时,红光波段各参数的敏感性为:叶片反射率,LAD,LAI;近红外波段为:叶片反射率,叶片透过率,LAI LAD。这个时期,由于植被的高覆盖,参数土壤反射率的敏感性已经变得很小了,但叶片的反射率与透过率的敏感性开始增大。不管作物处于哪个生长期,能见度都不是非常敏感的参数,这说明只要是晴天,即可以应用光学遥感的天气,VIS 就不是敏感的参数,在反演时可以根据先验值进行固定,不必要参与反演。其他参数,生长初期是土壤反射率敏感,生长中后期,叶片的敏感性就开始提高,只是在红光波段,叶片透过率的敏感性很小,透过率只是在近红外波段的敏感性较大。通过这些不同生育期、不同参数的敏感性分析,就可以根据实际情况制定正确的反演方案,为正确反演提供思路。

2.3 反演方法介绍

遥感的本质是反演,通过反演算法 g 建立植被结构 $\{b_i\}$ 与反射率集 $\{R_i\}$ 、光源 $\{a_i\}$ 、探测器 $\{c_i\}$ 、大气 $\{d_i\}$ 、背景或土壤 $\{e_i\}$ 的关系,即: $\{b_i\} = g(R_i, a_i, c_i, d_i, e_i)$ 。总的来看,植被冠层结构参数的反演有两种方案:一是用光谱信息进行反演,这种方法主要通过建立植被指数与冠层参数的关系进行;二是通过多角度或多光谱的遥感信息进行反演。与通常意义上的光谱变换相比,模型反演具有明确的物理意义,它充分利用了多角度或多光谱的遥感信息,可反演植被冠层的叶面积指数、叶倾角分布等重要参量,但它要比光谱变换方法复杂得多,也费时。如果模型是线性的,那么参数反演通过解方程就可以解决,但遥感的模型通常是非线性的,并且参数比较多,所以遥感模型反演可表述为:给定方向性反射测量数据集,对应于互不依赖模型参数集,使得计算出



(A) 生长初期, LAI = 0.5

(B) 生长中期, LAI = 1.4

(C) 生长中后期, LAI = 2.9

图 1 SA IL 模型参数敏感性分析

Fig 1 Sensitivity of the SA IL model

的反射数据与测量数据达到最佳吻合,所以遥感反演就是最大化或最小化目标函数。最大化的目标函数为模拟数据与实际数据的接近程度函数,最小化的目标函数为模拟数据与实际数据的偏差函数。不

同的优化目标函数的办法不同,导致反演的方法不同,最常见的反演方法有:迭代算法(包括最小二乘拟合,贝叶斯反演等),遗传算法或神经网络或模拟退火等从生物学引入的方法,基于模型模拟的查找

表法,前面三种方法混合的混合算法等。迭代算法以其有数学表达与物理意义而得到广泛应用,但由于多次迭代使得计算资源与所用机时都非常多。神经网络等生物学方法借鉴生物的成果,一定范围内可以提高参数的反演精度,但反演过程需要大量的样本训练,并且反演内部过程由于是个“黑盒子”而不利于机理的分析。查找表法具有模型反演的意义,且查找表提前生成,可以有效的节省反演过程的时间,所以查找法应用的也非常广。混合算法是前面三种方法的结合,为的是取各种方法之长,避各种方法之短。在上面几种反演方法中,迭代法中的贝叶斯法由于其明确的物理意义与数学表达而得到广泛应用,尤其在图像处理领域得到了广泛应用^[17]。本文研究波谱数据库对 LAI 反演精度的影响,为了引入先验知识,采用贝叶斯反演方法进行叶面积指数的反演。

遥感反演常因为信息量的不足而称为病态反演,那么在反演方法中如何加入先验知识,为减少反演过程的不确定性就非常关键了,本文基于贝叶斯理论进行反演。贝叶斯反演可以充分利用先验知识,从而减少反演过程中的不确定性。

贝叶斯理论可以如下理解: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:

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

式中, $P(Y_{obs}) = \int_M P(Y_{obs} | X)P(X) dX$, $P(X)$ 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^[11]:

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

这里, const 为常数,见文献 [11], $f(X)$ 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 (2) 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,也即使下面的代价函数值最小:

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

2.4 技术路线

先验知识确定以后,根据 SA IL 模型及代价函数,就可以进行 MODIS 图像的反演工作。首先程序读入每个像元的三个波段(红光,绿光,近红外波段)的反射率值,计算 LAI 的先验初值,再结合从波谱数据库中提取的组分光谱数据,从图像计算的太阳位置信息与传感器的信息,代入 SA IL 模型就可以计算二向反射数据。将模型计算的二向反射数据与传感器观测的二向反射数据进行对比,进行寻找最小代价函数的搜索过程,调整 SA IL 模型的输入参数,直至找到最小代价函数,最小代价函数所对应的输入参数就是最优的 LAI 值,至此一个像元的反演结束,进行循环计算,直至将整幅图像反演结束。一个像元的反演的技术路线如图 2 所示。

3 遥感数据处理

3.1 MODIS 数据预处理

在 MODIS 数据参与反演叶面积指数前,首先要对 MODIS 数据进行预处理,包括 MODIS 数据的大气订正、几何纠正及云检测。经过这些预处理,可以得到 MODIS 数据每一个像元的反射率值,此反射率值参与模型反演,得到 LAI 的空间分布。

3.2 MODIS 混合像元的植被覆盖率计算

MODIS 图像的分辨率较低,在华北地区,村庄密集,在 1km 范围内,全是植被的纯像元不多,更多的情况是农田与村庄的混合。为了对图像反演结果进行验证,也为了准确得出植被覆盖区的叶面积指数分布,需要对 MODIS 混合像元进行分解,计算一个像元范围内农田与非农田的比例。实测数据是农田的叶面积指数,经过对 MODIS 像元的分解,就可以将农田的叶面积指数转化为 MODIS 混合像元的叶面积指数,对于 LAI 来讲, LAI 混合不存在多次散射问题,所以可用线性分解模型进行计算,这样就可以将实测数据与图像反演数据进行对比。

本文用 TM 图像(认为 TM 的像元是纯像元)将 MODIS 像元进行分解,具体流程为分别将 MODIS 图

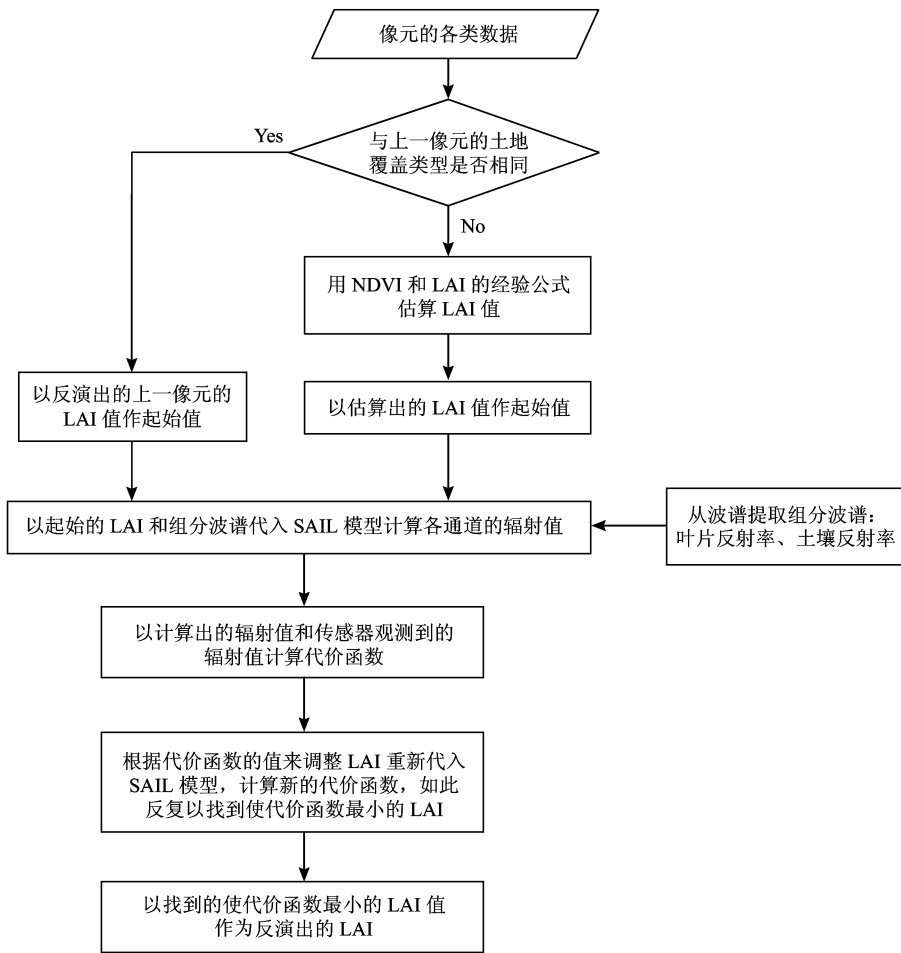


图 2 基于波谱库的 MODIS 数据的叶面积指数反演技术路线图

Fig 2 LAI inversion technical chart of MODIS data based on the Spectra& knowledge database

像与 TM 几何纠正与大气纠正, 得到各自图像的反射率值, 从空间上进行对比, 在 TM 上找出实验点所在区域, 以实验点为中心, 找出一个 MODIS 像元所对应的区域, 一个 MODIS 像元对应于 TM 的 33 行与 33 列所包围区域, 对 TM 相应像元进行 NDVI 计算, 根据波

谱库实验点的说明信息, 确定区分植被与非植被的 NDVI 的阈值, 从而可以计算植被在每个区域内所占的比例, 也就是植被覆盖率。由表 1 可以看出, 在实验点滦城地区, 对于 MODIS 像元, 植被覆盖率一般为 50%—80% 之间, 其他就是村庄或裸地等非植被区。

表 1 华北地区 MODIS 尺度上滦城实验点农田所占比例

Table 1 MODIS data vegetation cover in Luancheng experiment site in North of China

地块编号	地块名称 /m	经度 /($^{\circ}$)	纬度 /($^{\circ}$)	各地块植被覆盖率
No 1	东牛村南 500	114.6878	37.9017	0.73173
No 2	新建村西 400	114.7288	37.9005	0.76263
No 3	范台村南 400	114.7082	37.8873	0.78604
No 4	特殊教育学校西 50	114.7228	37.8711	0.54278
No 5	南石碑东南 150	114.6957	37.8763	0.70767
No 6	滦城农业生态站西北 200	114.6927	37.8905	0.55188

4 基于波谱库的先验知识的提取

4.1 反演时先验知识的表达——叶面积指数初值的确定

遥感反演由于是不定解问题,所以反演过程实际上是寻找代价函数最小的过程,在最小化代价函数时,有时得不到全局最优点,而会陷入局部极小点^[19],在实际反演中,先验 LAI 正确与否对反演结果的影响非常大^[20]。为了在反演前有一个较为可靠的叶面积指数的先验知识,减少程序的迭代次数,节省反演时间,首先要确定一个叶面积指数的初值。本文对每个像元叶面积指数初值的确定采用二种方法。第一:比较相邻像元的植被覆盖类型是否一样,如果相邻像元的植被覆盖类型是一样的,就将上一个像元反演的叶面积指数作为这个像元 LAI 的初值;第二:如果相邻像元的植被覆盖类型不一样,根据每个像元红光波段与近红外波谱的反射率值,计算这个像元的 NDVI 的值,依据不同作物类型 NDVI 与 LAI 的关系,在反演前计算一个 LAI 的值,将这个值作为模型反演时 LAI 的初值,再用 SA II 模型进行叶面积指数的反演。从中国典型地物波谱数据库中提取有关玉米的冠层波谱数据与相应的结构参数叶面积指数,对所提取的高光谱分辨率数据用 MODIS 的通道响应函数积分,得到与 MODIS 通道响应函数一致的有关玉米的 NDVI 与 LAI 的关系式,这个关系式可以在反演工作开始前先计算一个 LAI 的初值,图 3 就是计算出的 NDVI 与 LAI 的关系图。

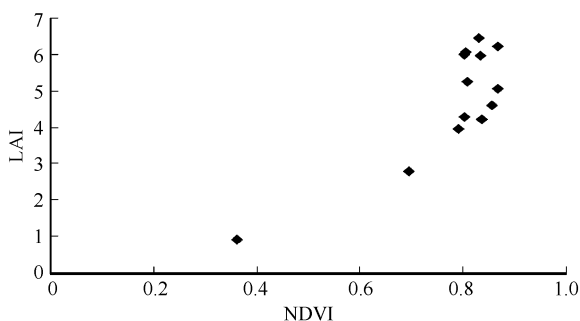


图 3 玉米 NDVI 与 LAI 的关系图

Fig 3 The relation of maize NDVI and LAI

4.2 组分光谱数据的确定

由敏感性分析可知,叶片与土壤的光谱属性对 SA II 模型的影响是很大的,在反演开始之前,一方面由经验可确定一些“硬边界”,比如反射率不大于

1 等,另一方面是尽可能准确地确定光谱信息。本文采用从中国典型地物波谱知识库中提取叶片与土壤光谱信息(反射率与透过率)作为先验知识,来提高 MODIS 数据的 LAI 反演精度。

波谱库中波谱数据的存放方式为:波谱数据是按不同地点、不同日期、不同时间点存放,并且每次测量都测量至少三条波谱数据,这样做可以减少随机误差,更真实地反映地物波谱。另外,地面实测数据是用 ASD 便携式野外光谱仪测量,ASD 的波谱分辨率在 700nm 处为 3nm,1400nm 和 2100nm 处为 10nm,波谱分辨率很高,而卫星数据(MODIS)波谱分辨率为 20—50nm。将地面实测数据作为先验知识用于 MODIS 数据反演时,由于光谱分辨率不一样,需要进行通道响应函数转化,只有将地面 ASD 测量数据按照 MODIS 的通道响应函数进行积分,数据才有可比性。从波谱库中提取的组分波谱值见表 2。为对比方便,根据常识确定的组分波谱在表 2 中也一并列出。由表 2 可以看出,根据常识确定的组分波谱总体范围是对的,但具体值与实际真值有一定的偏差。

表 2 从波谱库提取的组分波谱与随机确定的组分波谱表格
Table 2 The component spectral from the spectra & knowledge database and random appointment

日期	波段	土壤反射率	叶片反射率	叶片透过率
2003-08-11	BAND1	0.1229	0.0663	0.0209
	BAND2	0.1967	0.4038	0.5573
	BAND4	0.0872	0.1057	0.1168
2003-08-31	BAND1	0.1234	0.0682	0.0158
	BAND2	0.2783	0.4068	0.5434
	BAND4	0.1073	0.1024	0.0936
随机指定的参数	BAND1	0.0900	0.1000	0.0500
	BAND2	0.1500	0.5000	0.4800
	BAND4	0.0500	0.1500	0.1400

5 反演结果及验证

本文基于中国典型地物标准波谱数据库中的农作物子库,以华北平原为主要示范区,以 MODIS 数据为主要数据源,选择 2003 年夏季 8 月 11 日、8 月 27 日、9 月 12 日三天的数据,在中国典型地物标准

波谱数据库的农作物光谱数据子库的支持下,开展了华北平原主要是滦城地区的玉米叶面积指数反演的的方法研究。

对于叶面积指数的验证,本文采用两种方案,方案一为与波谱库实测数据进行对比。方案二为与 NASA 的叶面积指数产品进行对比。从而确定典型地物标准波谱数据库在叶面积指数反演工作中的作用。

在将反演结果与实测数据进行对比验证时,考虑到华北平原地块种植最大的特点是地块面积不大,与村庄交叉存在,这样的种植状况对于 MODIS 一公里尺度像元来说,存在相当数量的混合像元。MODIS 图像反演的结果,像元的叶面积指数并不是真正作物的叶面积指数,而是混合像元的叶面积指数,是作物的叶面积指数与非作物比如村庄或裸土的混合。为了将图像反演的叶面积指数与地面实测的叶面积指数进行对比,需要根据 TM 图像计算的植被覆盖度进行转化,将混合像元的 LAI 转化为纯植被的 LAI。根据实验区的情况,反演及对比方案为:将反演的结果除以农田在一个像元内所占比例,得出纯植被的叶面积指数,将计算的纯植被的叶面积指数与当天的实地测量的 LAI 进行对比,从而得出反演误差及精度。

反演时用波谱库所提供先验知识可反演一个叶面积指数,不用波谱库的先验知识可反演一个叶面积指数,两个反演结果对比可以确定波谱库在反演中的作用。

图 4、图 5 和图 6 显示了图像反演的结果与实验点对应的情况。图 4、图 5 和图 6 分别是 2003 年 8 月 11 日、8 月 27 日、9 月 12 日三天 6 个实验点反演的叶面积指数与实测数据以及 NASA 叶面积指数产品的对比。

图 4、图 5、图 6 中同颜色的各个点对应实际做实验的 6 个点(1-6 号点,具体经纬度与表 1 中各点一致)。

NASA 的 MODIS 数据 LAI 产品为周合成产品,即用一周内的二向反射数据合成的数据集计算出来的叶面积指数。包括实验日期在内的 MODIS 叶面积指数产品总共有两幅图像,这两幅图像与实测点对应的 LAI 数值在图 5 和图 6 中也有显示。

由图 4、图 5 和图 6 可以看出:8 月 11 日实测 LAI 的平均值为 4.64,用波谱库先验知识反演的 LAI 平均值(混合像元)为 3.34,误差为 1.3,反演精度为 72%;不用波谱库先验知识反演结果(混合

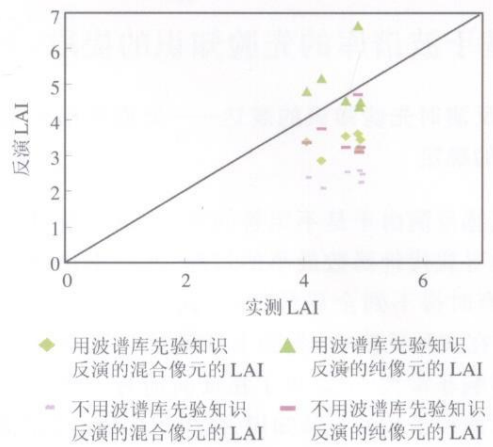


图 4 2003 年 8 月 11 日 LAI 反演结果与实测数据的对比
Fig. 4 The comparison of reversion LAI with the true LAI on Aug. 11, 2003

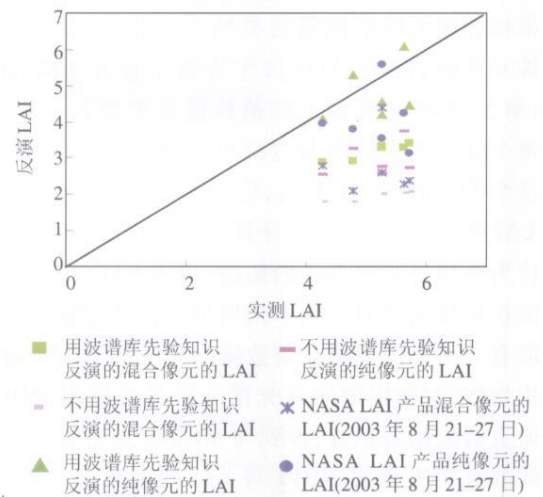


图 5 2003 年 8 月 27 日 LAI 反演结果与实测数据及产品的对比
Fig. 5 The comparison of reversion LAI with the true LAI on Aug. 27, 2003

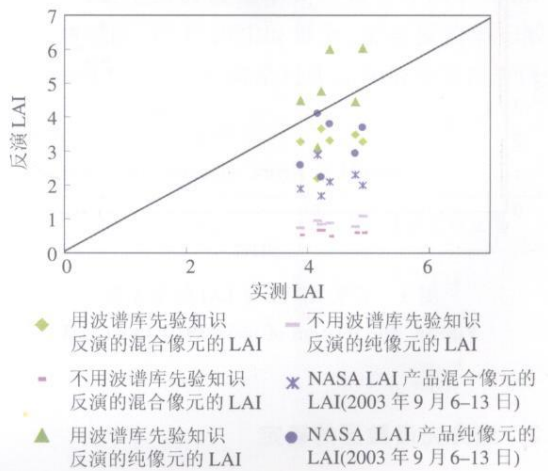


图 6 2003 年 9 月 12 日 LAI 反演结果与实测数据及产品的对比
Fig. 6 The comparison of reversion LAI with the true LAI on September, 12, 2003

像元)的平均值为 2.37,误差为 2.27,反演精度为 51%。当将混合像元转化为纯像元后,用波谱库反演的 LAI 平均值为 5,误差为 0.36,反演精度为 92%,不用波谱库数据反演的 LAI 平均值为 3.55,误差为 1.09,精度为 77%。8 月 31 日实测 LAI 的平均值为 5.145,8 月 27 日用波谱库先验知识反演的 LAI 平均值(混合像元)为 3.195,误差为 1.95,反演精度为 62%;不用波谱库先验知识反演结果(混合像元)的平均值为 1.96,误差为 3.19,反演精度为 38%。当将混合像元转化为纯像元后,用波谱库先验知识反演的 LAI 平均值为 4.79,误差为 0.355,反演精度为 93%,不用波谱库先验知识反演的 LAI 平均值为 2.93,误差为 2.22,精度为 57%。与此对应,在 8 月 21—27 日期间,NASA 的 MODIS 叶面积指数产品的混合像元平均值为 2.77,精度为 54%,转化为纯像元后平均值为 4.05,精度为 78.7%。影响这天反演精度的原因是 8 月 27 日在实验区云覆盖较多,数据质量不太好,所以反演结果较差。9 月 13 日实测 LAI 的平均值为 4.38,9 月 12 日用波谱库先验知识反演的 LAI 平均值(混合像元)为 3.2,误差为 1.18,反演精度为 73%;不用波谱库先验知识反演结果(混合像元)的平均值为 0.58,误差为 3.81,反演精度为 13%。当将混合像元转化为纯像元后,用波谱库先验知识反演的 LAI 平均值为 4.81,误差为 0.4,反演精度为 90%,不用波谱库数据先验知识反演的 LAI 平均值为 0.86,误差为 3.52,精度为 20%。与此对应,在 9 月 6—13 日期间,NASA 的 MODIS 叶面积指数产品的混合像元平均值为 2.15,精度为 49%,转化为纯像元后平均值为 3.22,精度为 74%。9 月 12 日数据与 8 月 27 日一样,在实验区云覆盖较多,数据质量不太好。

由图 4、5 和 6 可以分析出:将反演结果的混合像元的 LAI 转化为纯像元的 LAI 后,反演的精度得到了很大的提高,不论反演时用不用先验知识,纯像元 LAI 的精度都比混合像元要高,对于 NASA 的叶面积指数产品规律也是一样,这说明混合像元中非植被组分对反演的影响是很大的,从另一方面说明,进行 LAI 反演时,要尽量使用纯像元进行反演,这时可以先将混合像元进行分解再用模型进行反演;在结果验证时,不能用反演出的 LAI(混合像元的 LAI)直接与地面实测的 LAI(纯植被的 LAI)进行对比,因为目标是不一样的,对于低空间分辨率的 LAI 的验证,要注意尺度转化。由图 4、5 和 6 也可以看出,只有将波谱库的先验知识用于反演 LAI 并且转

为纯像元的 LAI 这时的 LAI 与实测 LAI 数据最接近,也就是精度最高;不用波谱库提供的先验知识,用随机提定的先验反演 LAI 时,不论是混合像元还是纯像元,都比实测的值要低,且变化没有规律,与反演所用数据有关,本文中 8 月 11 日结果比 8 月 27 日和 9 月 13 日要好,说明随机确定的先验知识并不可靠,要想得到合理可靠的 LAI 需要用合理的先验知识。与不用波谱库的先验知识进行 LAI 反演相比,可以提高反演精度 20%—30% 左右,可见波谱库的先验知识对于提高叶面积指数反演精度是很有意义的。

与 MODIS 产品相比,用物理模型(SAIL 模型)反演 MODIS 数据的精度要比产品精度高得多,这是因为 MODIS 叶面积指数产品采用的是半经验模型进行反演,半经验模型对于全球趋势是正确的,但当适用于某个范围时,由于大气纠正、数据订标、地形影响等因素的存在所导致的误差,使得特定区域的 LAI 产品精度并不很高;另外,本文基于 SAIL 模型实现了用一天的数据反演 LAI 这对晴天的遥感数据不易获得来讲更有应用价值,在具体的应用中,利用中国典型地物标准波谱数据库提供的先验知识,用物理模型反演 LAI 是可以取得很高的精度的,这就可以为需要叶面积指数的农业、气象、生态应用提供精度更可靠的输入参数。

6 结论与讨论

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。对于 MODIS 数据来讲,反演全球变化研究所需要的参数信息,是 MODIS 设计目标能否实现的关键环节。可喜的是,随着遥感事业的发展,尤其是中国在基础遥感领域所取得的巨大成就,中国典型地物波谱数据库的建立,对于遥感反演提供了很好的先验知识,通过本文基于 SAIL 模型的叶面积指数反演可以看出,由于波谱库的支持对提高反演精度确定意义很大。

目前中国典型地物标准波谱数据库的数据所覆盖的地表类型还不是非常完善,现在只是农作物数据比较多,本文也是基于华北地区的农作物数据进行了 MODIS 数据的反演工作。对于其他地表覆盖类型,比如草地、森林等,反演结果如何,还有待于中国典型地物标准波谱数据库的数据积累以及选择适

合这些地表类型模型进行进一步的反演及验证。

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] Clevers J G P W. The Application of a Weighted Infrared-red Vegetation Index for Estimating Leaf Area Index by Correcting for Soil Moisture [J]. *Remote Sens Environ*, 1989, **29**: 25—37.
- [3] Asrar G, Kanemasu E T, Yoshida M. Estimates of Leaf Area Index from Spectral Reflectance of Wheat Under Different Cultural Practices and Solar Angle [J]. *Remote Sens Environ*, 1985, **17**: 1—11.
- [4] Hatfield J L, Kanemasu E T, Asrar G, et al. Leaf Area Estimates from Spectral Measurements over Various Planting Dates of Wheat [J]. *Int J Remote Sens*, 1985, **6**: 167—175.
- [5] Best R G, Harlan J C. Spectral Estimation of Green Leaf Area Index of Oats [J]. *Remote Sens Environ*, 1985, **17**: 27—36.
- [6] Chance J E. Crop Identification and Leaf Area Index Calculation with Landsat Multispectral Data [J]. *Int J Remote Sens*, 1981, **2**: 1—14.
- [7] Daughtry C S T, Bauer M E, Creceilius D W, et al. Effects of Management Practices on Reflectance of Spring Wheat Canopies [J]. *Agron J* 1980, **72**: 1055—1060.
- [8] Baret F, Guyot G. Potentials and Limits of Vegetation Indices for LAI and APAR Assessment [J]. *Remote Sensing of Environment* 1991, **35**: 161—173.
- [9] Qin W, Liang S. Plane-Parallel Canopy Radiation Transfer Modeling: Recent Advances and Future Directions [J]. *Remote Sens Review*, 2000, **18**(2—4): 281—306.
- [10] Goel N S, Thompson R L. Inversion of Vegetation Canopy Reflectance Models for Estimating Agronomic Variables IV: Total Inversion of the SAIL Model [J]. *Remote Sens Environ*, 1984, **15**: 237—253.
- [11] Tarantola A. *Inverse Problem Theory: Methods for Data Fitting and Model parameter Estimation* [M]. Elsevier Science Publishing Company Inc, New York, 1987.
- [12] Li X W, Wang J D, 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.
- [13] 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.]
- [14] Verhoef W. Light Scattering by Leaf Layers with Application to Canopy Reflectance Modeling: the SAIL Model [J]. *Remote Sensing of Environ*, 1984, **16**: 125—141.
- [15] Kuusk A. A Fast Invertible Canopy Reflectance Model [J]. *Remote Sensing of Environ*, 1995, **51**: 342—350.
- [16] Nilson T, Kuusk A. A Reflectance Model for the Homogeneous Plant Canopy and its Inversion [J]. *Remote Sensing of Environment* 1989, **27**: 157—167.
- [17] Dai Q, Ma J W, Ouyang Y, et al. Remote Sensing Change Detection Using Bayesian Networks [J]. *Journal of Image and Graphics* 2005, **10**(6): 705—710. [戴芹, 马建文, 欧阳赞等. 利用贝叶斯网络进行遥感变化检测 [J]. *中国图象图形学报*, 2005, **10**(6): 705—710.]
- [18] Meroni M, Colombo R, Panigada G. Inversion of a Radiative Transfer Model with Hyperspectral Observations for LAI Mapping in Poplar Plantations [J]. *Remote Sensing of Environ*, 2004, **92**: 195—206.
- [19] 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.
- [20] Yao Y J, Yan G J, Wang J D. The Approach on Leaf Area Index Inversion Using Multiangular and Multispectral Data Sets [J]. *Journal of Remote Sensing* 2005, **9**(2): 117—122. [姚延娟, 阎广建, 王锦地. 多光谱多角度遥感数据综合反演叶面积指数方法研究 [J]. *遥感学报*, 2005, **9**(2): 117—122.]