

引用格式: Xu Weixing, Xue Huazhu, Jin Huaan, *et al.* Retrieval of Leaf Area Index by Fusing Prior Information from Remote Sensing Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(6): 1235-1244. [徐卫星, 薛华柱, 靳华安, 等. 融合遥感先验信息的叶面积指数反演[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(6): 1235-1244.] doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2019.6.1235

## 融合遥感先验信息的叶面积指数反演

徐卫星<sup>1,2</sup>, 薛华柱<sup>1</sup>, 靳华安<sup>2</sup>, 李爱农<sup>2</sup>

(1. 河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454150;

2. 中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所, 四川 成都 610041)

**摘要:**借助植被辐射传输模型,利用遥感观测数据估算LAI是一种较为可靠和稳健的反演方法。然而,地表的复杂性、遥感观测的有限性以及自相关性导致遥感数据包含的信息量不足,不能完全支持LAI等地表参数的估算,易造成“病态”反演。在遥感反演过程中引入先验知识能够有效地解决该问题。研究基于遥感数据提取LAI先验信息,并将其用于代价函数的构建,利用PROSAIL辐射传输模型和遗传算法,分别在500 m和250 m尺度反演LAI。将高空间分辨率LAI分别升尺度到500 m和250 m,验证对应尺度LAI结果,评价引入先验信息对于提高LAI反演精度的作用。研究表明,引入先验信息有助于提高不同分辨率下LAI反演精度,且先验信息的质量一定程度上也影响着LAI反演结果。与未加入先验信息的LAI反演结果相比,以MODIS LAI产品作为先验信息反演的500 m尺度LAI结果精度 $R^2$ 由0.55提高至0.65, RMSE由1.29下降至0.38。在250 m尺度,以500 m LAI反演结果作为先验信息反演的叶面积指数,其精度优于以MODIS LAI产品为先验知识的估算结果,验证精度 $R^2$ 增加了0.08, RMSE减少了0.18。研究使用的先验信息主要来自遥感数据本身,没有地面实测数据的参与,在此基础上发展的多分辨率LAI反演方法具有估算大区域尺度LAI的应用潜力。

**关键词:**叶面积指数;遥感反演;先验信息;MODIS

**中图分类号:**P237;Q948.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2019)06-1235-10

### 1 引言

叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)通常定义为单位地表面积上绿叶单面面积之和<sup>[1]</sup>,是陆地生态系统中表征植被冠层结构特征和生物物理变化的关键参数,直接影响到植被的光合、蒸腾作用效率和能量平衡状态<sup>[2-3]</sup>。同时,LAI也是生态气候模型、作物生长模型碳循环过程模型中的主要参数之一<sup>[4-6]</sup>,其精确估算对于农业、生态、环境和气候变化研究具有十分重要的意义<sup>[7]</sup>。

传统的LAI地面获取方式是在研究区内选择有限的几个或几十个典型样点进行估计,效率低且

具有破坏性,传统方法虽然在一定程度上能够保证数据观测的精度,但较难满足区域尺度获取植被LAI的需求<sup>[8]</sup>。遥感技术的快速发展为估算区域尺度乃至全球范围陆表植被LAI提供了强有力的手段,是LAI获取方法的一次飞跃<sup>[9-10]</sup>。利用遥感数据反演LAI的方法大致可分为经验模型法<sup>[6]</sup>和物理模型法<sup>[7,11]</sup>。经验模型法,即回归分析方法,通常是在光谱植被指数与LAI之间建立线性或者非线性回归经验模型,是使用较为广泛的LAI反演方法<sup>[12]</sup>。但经验模型存在饱和效应的缺点<sup>[13]</sup>,且经验关系受限于具体实验区域、采样条件、传感器等方

收稿日期:2018-09-15;修订日期:2019-11-27

基金项目:国家自然科学基金面上项目(41671376),国家自然科学基金重点项目(41631180),国家自然科学基金青年项目(41301385)。

作者简介:徐卫星(1991—),男,河南洛阳人,硕士研究生,主要从事定量遥感反演方面的研究。E-mail: satellite\_rs@163.com。

通讯作者:靳华安(1984—),男,山东泰安人,博士,副研究员,主要从事山地定量遥感、遥感反演与数据同化研究。E-mail: jinhuaan@imde.ac.cn。

面因素,在不同的研究区域或物候季节条件下,该关系不具有普适性<sup>[14]</sup>。物理模型能够将各个物理参量参数化及参量之间的关系公式化,并且这种物理关系相较于经验统计方法建立的回归关系具有更好的普适性<sup>[15]</sup>。因此,基于物理模型的反演方法被认为是从对地观测数据中提取LAI等生物物理参数最可靠和稳健的方法之一<sup>[16]</sup>。在反演LAI方面,以几何光学模型<sup>[17-18]</sup>和辐射传输模型<sup>[19-21]</sup>最具有代表性。但是,模型所需输入参数较多,有限的遥感观测信息不足以将参数的不确定性降低至合理范围<sup>[2,22-23]</sup>,易导致遥感的“病态”反演问题<sup>[21,24-27]</sup>。为克服遥感“病态”反演问题,学者们开展了一系列方法探索,比如多源数据融合、时空约束、多反演算法集成、数据同化等,这些方法统称为正则化方法<sup>[22]</sup>。正则化方法的核心思想是增加参与反演的信息量,提高解的稳定性和精度<sup>[24]</sup>。

加入先验信息是解决遥感“病态”反演问题的一种简单有效方法<sup>[2]</sup>。李小文等<sup>[26]</sup>指出在定量遥感反演中引入地表先验知识的重要性,并从理论上给出了遥感反演引入先验知识的方法,以实现对遥感数据及辅助信息的充分合理利用。目前,先验信息主要来自于地面实测或经过验证的遥感数据<sup>[2,27-28]</sup>。小范围研究时,参数先验知识通常基于土地覆被类型和地面实测数据确定<sup>[7,29-31]</sup>,然而,针对遥感的空间大尺度特性,遥感反演结果易受空间异质性影响,仅依赖离散的地面采样点观测作为先验信息,其代表性较弱,不足以准确刻画大尺度像元或者区域内所有地表参数信息的空间分布特征。在基于物理模型的大范围LAI反演中,以LAI遥感数据产品(如MODIS LAI)或遥感反演结果作为先验信息,相较于有限的LAI地面采样点数据,具有更好的代表性和可信度<sup>[32]</sup>。

因此,研究基于PROSAIL辐射传输模型,通过设计不同的反演场景,将MODIS LAI遥感产品及LAI遥感估算结果作为先验信息参与到LAI遥感反演过程,利用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)分别在500 m和250 m尺度反演LAI,并在不同尺度上评价引入遥感先验信息对于改善LAI反演精度的作用。

## 2 研究区与数据

### 2.1 研究区概况

研究区选择位于英国南部 Hampshire(汉普郡)

的 Chilbolton 站点(如图1(a)所示)。该区面积约为28.2 km<sup>2</sup>,周围地形起伏较小,植被覆盖度高,土地类型以农田为主,主要种植大麦、小麦、燕麦和油菜等。其间有少量人工针叶林、阔叶林林地和休耕农田。该站点隶属于欧洲 VALERI(Validation of Land European Remote Sensing Instruments)项目(<http://www.avignon.inra.fr/valeri>),其主要作为地面验证站点开展遥感数据产品的真实性检验工作。站点数据集中包含了10 m分辨率叶面积指数(图1(c))、大气层顶反射率(TOA)、植被冠层反射率(TOC)(图1(b))和植被覆盖度(fCover)等数据资料,可用来验证相应的遥感产品。

### 2.2 数据介绍及预处理

#### 2.2.1 高分辨率LAI验证数据

在<http://www.avignon.inra.fr/valeri>网站可免费下载 Chilbolton 研究站点10 m分辨率LAI数据(如图1(c)),其投影为United Kingdom。该数据选择2006年6月10日(第161天)经过大气和几何校正的SPOT 遥感影像利用经验回归方法与地面实测LAI建立回归方程计算得出。地面实测LAI由LAI-2000冠层分析仪获取,地面采样日期为2006年6月14日~17日。10 m分辨率LAI数据主要用来验证粗分辨率(如250 m和500 m)LAI遥感反演结果。

#### 2.2.2 MODIS遥感数据产品

研究所用数据均为MODIS数据产品,包括MODIS叶面积指数产品MCD15A2H和反射率数据产品MOD09GA、MOD09GQ。为保证实验数据与验证数据的时间一致性,均选择与高分辨率LAI获取时间相近的MODIS数据产品。

MCD15A2H数据集为MODIS LAI/FPAR数据产品,时间分辨率为8 d,空间分辨率500 m。该数据集反演算法包含一个主算法和一个备用算法<sup>[33]</sup>,主算法基于三维辐射传输模型,结合MODIS反射率遥感产品(MOD09GA)和MODIS多年土地覆被产品(MCD12Q1)信息利用查找表算法反演LAI。备用算法利用归一化植被指数(NDVI)与特定地类LAI之间的经验关系反演LAI。如果主算法反演失败则采用备用算法。选择2006年第161~168天MCD15A2H数据集中LAI数据作为反演算法中的遥感先验信息。

采用2006年第161天MOD09GA、MOD09GQ反射率数据集作为遥感观测信息,空间分辨率分别

为 500 m 和 250 m, 时间分辨率均为 1 d。MOD09GA 数据集包含红光、近红外等 7 个反射率波段信息以及太阳天顶角、太阳方位角和传感器天顶角与方位角等信息;MOD09GQ 反射率产品包含红光、近红外两个反射率波段及质量控制等信息。其中,反射率数据均经过大气双向反射、太阳高度

角校正和严格的大气分子散射、臭氧、气溶胶以及去云处理<sup>[34]</sup>。为了保证观测信息与 MODIS LAI 先验信息所用波段信息的一致性,反射率数据均选择红光和近红外两个波段作为观测值参与 LAI 反演。以上 MODIS 数据均经过质量控制、投影转换等预处理。

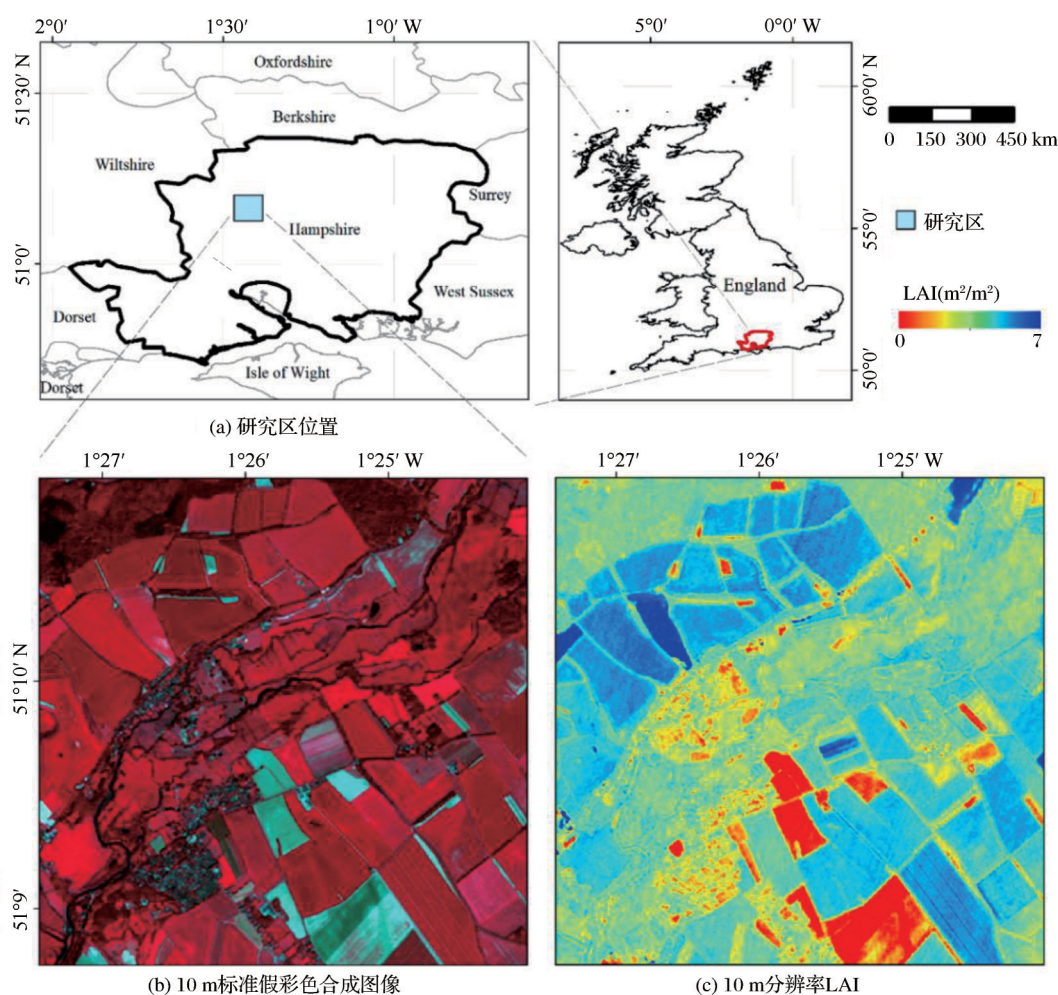


图 1 研究区

Fig.1 Study area

### 3 研究方法

研究在 500 m 和 250 m 尺度通过设计不同的 LAI 遥感反演场景,融合多源遥感 LAI 先验信息估算区域 LAI,其反演流程如图 2 所示。

在 500 m 尺度,设计两种 LAI 遥感反演场景,一种是不考虑引入 LAI 遥感先验知识,首先利用 PROSAIL 辐射传输模型模拟反射率,与 MODIS 反射率数据构建相应的代价函数,利用遗传算法通过不断初始化 PROSAIL 模型参数最小化 MODIS 观测反射率与模拟反射率之间的差异,以达到求解最

优 LAI 的目的;另一种是引入 MODIS LAI 遥感产品作为先验信息,在代价函数构建过程中既考虑遥感反射率信号的作用,又考虑先验信息的约束,利用遗传算法求解代价函数的最优解,直到代价函数收敛即得到 LAI 最优估算结果。通过对比有无遥感先验信息加入得到的 LAI 反演结果,评价 LAI 遥感先验信息对于优化 LAI 反演结果的作用。

在 250 m 尺度,同样设计两种 LAI 遥感反演场景,一种是以以上一步最优的 500 m 尺度 LAI 反演结果作为先验知识,另一种将 MODIS LAI 产品当作先验信息,分别构建被遥感观测和先验信息共同约



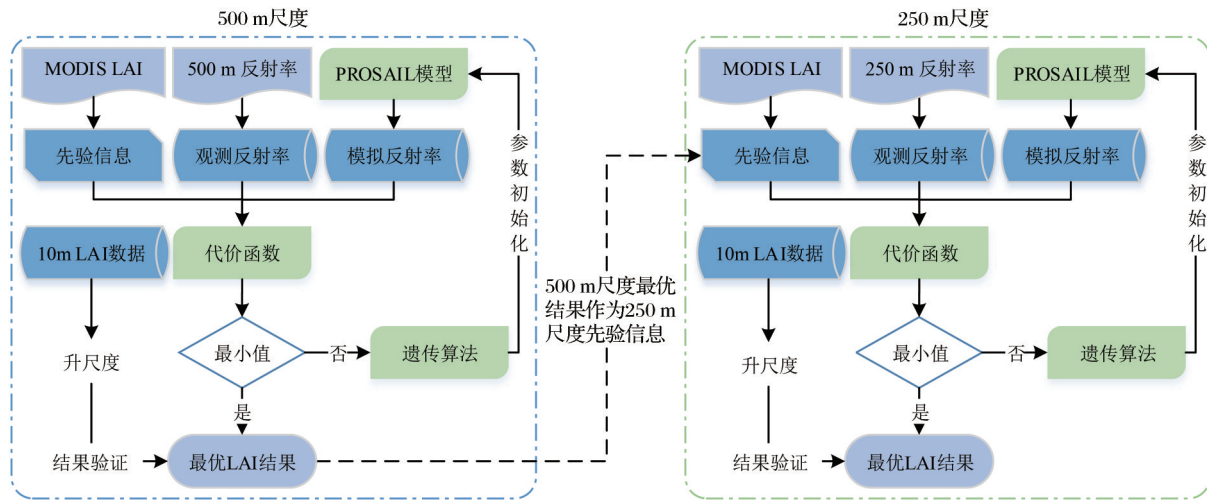


图 2 融合遥感先验信息 LAI 反演流程

Fig.2 Flowchart of LAI retrieval by fusing prior information of remote sensing data

束的代价函数,利用遗传算法求解代价函数的最小值以得到最优 LAI 反演结果。对比分析引入不同遥感先验信息的 LAI 反演结果差异,评价不同先验信息对于 LAI 反演精度的影响。

### 3.1 PROSAIL 辐射传输模型

PROSAIL 辐射传输模型在 LAI 反演中被广泛使用<sup>[20-21,35]</sup>。该模型由 PROSPECT 叶片光学模型<sup>[20]</sup>和 SAIL 冠层双向反射率模型<sup>[36]</sup>相耦合,同时考虑了叶倾角分布、叶片镜面反射、土壤的非朗伯特性以及植被冠层的热点效应,能够很好地模拟 400~2 500 nm 波段处均匀植被冠层的反射特性<sup>[21]</sup>。PROSAIL 模型将表征叶片生物化学特性的冠层反射光谱变化与指示冠层结构、土壤与植被变化的光谱反射方向变化相联系,这种联系为同时反演估算冠层生物化学变量和冠层结构变量提供了可能<sup>[21]</sup>。

PROSAIL 冠层辐射传输模型所需输入参数主要包括叶片结构参数( $N$ )、叶绿素含量( $C_{ab}$ )、类胡萝卜素( $C_{ar}$ )、叶片含水量( $C_w$ )、叶片干物质含量( $C_m$ )、叶面积指数(LAI)、热点参数( $H_{spot}$ )、平均叶倾角( $ALA$ )、土壤干湿因子( $P_{soil}$ )、太阳天顶角( $tts$ )、观测天顶角( $tto$ )、相对方位角( $psi$ )。已有研究表明 PROSAIL 模型中 LAI、 $ALA$ 、 $C_{ab}$  和  $C_m$  等对模拟反射率的影响较大<sup>[21,37]</sup>。因此,本研究将这 4 个参数作为遥感反演过程中的待求解参数,而其他参数根据影像获取时间、地表植被类型和生长阶段等信息均设为常量。 $tts$ 、 $tto$  和  $psi$  3 个角度值根据 MOD09GA 反射率数据中相应角度数据设定。

### 3.2 代价函数

在基于模型的遥感反演中,代价函数值是评价

模型反射率模拟值与反射率观测值(近似真值)“相似度”的重要指标,代价函数通过最小化多个波段模拟反射率和观测反射率之间的差异,得到一个或多个生物物理参数的值<sup>[25]</sup>。由于受模型和观测误差的影响,仅利用辐射信息参与遥感反演,反演结果具有不稳定性<sup>[2]</sup>。通过在代价函数中引入先验信息,能够有效削弱观测数据等误差导致的不稳定,以获得最优函数解<sup>[22,25]</sup>。本研究构建包含先验信息的代价函数形式如式 1 所示。

$$F = \sum_{i=1}^{n_{ref}} \left( \frac{R_{obs}^i - R_{mod}^i}{\alpha_i R_{obs}^i} \right)^2 + \sum_{j=1}^{m_{var}} \left( \beta_j \frac{V^j - V_{prior}^j}{V_{sup}^j - V_{inf}^j} \right)^2 \quad (1)$$

该式第一项代表反射率信息,第二项为正则化项,包含 LAI 等待求解参数先验信息。式中  $F$  表示代价函数适应度,当适应度  $F$  取最小值时,待求解参数的解达到最优状态。 $R_{obs}^i$  是第  $i$  个波段的反射率观测值; $R_{mod}^i$  为 PROSAIL 模型模拟的第  $i$  个波段反射率; $n_{ref}$  代表波段数量,即红光和近红外两个波段; $\alpha_i$  代表第  $i$  个波段反射率的误差; $V_{prior}^j$  为第  $j$  个待求解参数的先验信息; $V_{sup}^j$  和  $V_{inf}^j$  分别为第  $j$  个待求解参数的取值区间上下限; $\beta_j$  代表第  $j$  个待求解参数先验信息的误差; $m_{var}$  代表待求解参数的数量,取值为 4,即 PROSAIL 冠层辐射传输模型的 4 个待求解参数。其中, LAI 先验信息在不同尺度分别由 MODIS LAI 产品和相应的 LAI 遥感反演结果提供; $ALA$ 、 $C_{ab}$ 、 $C_w$  变量则根据研究区植被类型、生长阶段、影像获取时间等因素设定各自取值区间和先验值; $\alpha_i$  和  $\beta_j$  的取值主要参考 Combal 等<sup>[23]</sup>和 Meroni 等<sup>[12]</sup>的研究确定。

### 3.3 遗传算法

遗传算法的基本思想是生物进化过程中的自然选择,通过基因重组和突变实现基因组的随机选择和优化过程<sup>[38]</sup>。一般的遗传算法包含参数编码、初始群体生成、适应度值评价、选择、交叉、变异、结果评估等步骤,其核心操作为选择、交叉和变异。完整的遗传还应包含遗传代数、每一代群体大小等参数,这些参数的设定与运算速度和精度相关,遗传算法详细参数设置和算法原理参考文献[38-39]。

遗传算法作为全局随机搜索算法,能够在先验信息的约束下,基于整个解空间搜寻代价函数的最优参数解,降低反演结果落入局部极小值的可能性,保证反演结果的合理性。相较于一般的确定性搜索算法(如单纯形法、共轭方向集法),遗传算法具有更好的全局收敛性<sup>[40-41]</sup>。因此,本研究选择遗传算法求解代价函数的最小值,进而得到LAI的最优估计值。

### 3.4 精度评价

研究利用研究站点10 m高空间分辨率SPOT LAI数据分别验证500 m和250 m尺度LAI反演结果。首先对10 m分辨率SPOT LAI数据升尺度到500 m和250 m,与反演结果像元分辨率保持一致,然后再对结果进行验证。为消除多源卫星传感器间点扩散函数、几何定位精度及尺度问题的影响<sup>[42-43]</sup>,分别对验证数据和两个尺度LAI反演结果采取滑动窗口取均值的方式进行预处理。

评价LAI反演精度的指标主要包括相关系数

$R^2$ 和均方根误差RMSE。LAI反演结果与验证数据之间具有较高的 $R^2$ 和较低的RMSE意味着反演结果比较理想,精度较高,反之则较差。

## 4 结果与分析

### 4.1 500 m 尺度结果验证与分析

利用SPOT高分辨率LAI对MODIS LAI进行验证,如图3(a)所示,MODIS LAI产品与SPOT LAI数据之间的 $R^2$ 为0.49, RMSE为0.65。MODIS LAI产品值整体低于验证数据,且分布较为离散,在高值区明显存在少数误差较大的离散点,这可能归因于大气效应和地表异质性等因素对MODIS LAI产品的影响<sup>[44-45]</sup>。对不引入先验信息的LAI反演结果进行验证(图3(b))可以看出,LAI反演结果集中度较高,与验证值之间的拟合曲线远离1:1线,精度较低(RMSE=1.29)。与MODIS LAI相比,不引入先验信息的LAI反演结果呈现更为明显的低估现象。究其原因,本研究仅利用MODIS红光和近红外两个波段反射率信息,不足以准确确定4个待求解参数值,造成“病态”反演问题,导致反演结果精度较差。对比图3(b)和3(c)发现,加入遥感先验信息的LAI反演结果精度优于不加入LAI先验信息时的反演场景,其 $R^2$ 提高0.1, RMSE减小0.91。与不加入先验信息的LAI反演结果相比,加入先验信息后的LAI反演结果与验证数据间的拟合曲线更加接近1:1线,反演结果更加合理,这说明通过引入先验知识增加遥感反演时的信息量,能够有效抑制“病态”反演问题的影响,有利于提高LAI反演精度。

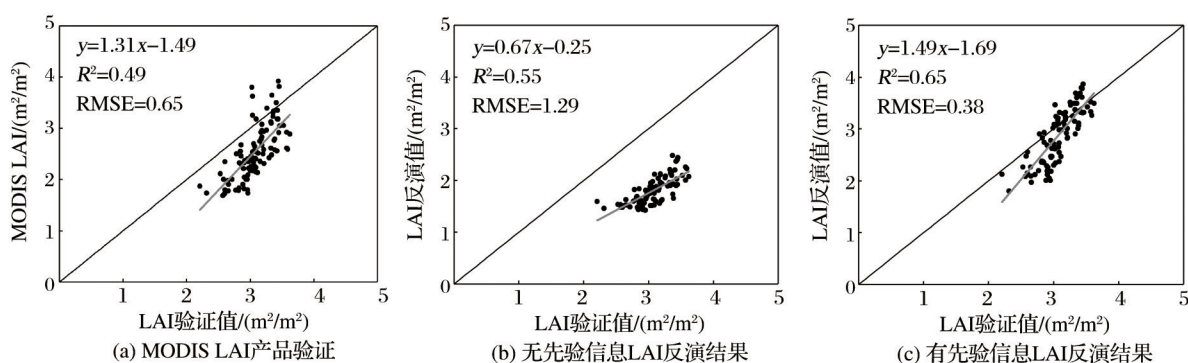


图3 500 m 尺度LAI反演结果对比

Fig.3 Comparison of LAI inversion results at 500 m scale

### 4.2 250 m 尺度结果验证与分析

图4(a)和4(b)分别是以500 m空间分辨率MODIS LAI产品和第4.1节最优LAI反演结果作

为先验信息的LAI反演结果验证情况。验证结果显示,引入500 m尺度LAI作为先验信息,反演得到的250 m分辨率LAI结果与验证数据之间均呈现出

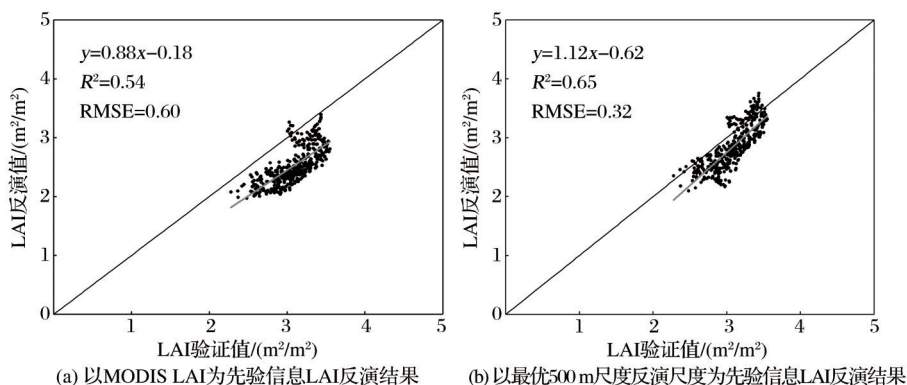


图4 250 m 尺度 LAI 反演结果对比

Fig.4 Comparison of LAI inversion results at 250 m scale

较好的一致性,说明在 LAI 某一尺度的反演过程中可以有效利用更大分辨率 LAI 数据作为先验信息,融合不同尺度的遥感数据来提高 LAI 估算精度。此外,以 500 m 最优反演结果作为先验信息的 LAI 反演精度优于以 MODIS LAI 作为先验信息时的反演场景,其 LAI 估算精度  $R^2$  提高了 0.08, RMSE 降低了 0.18,表明先验信息的质量在一定程度上也影响着 LAI 反演结果。先验信息的质量越好,其 LAI 估算精度越高,反之亦然。

#### 4.3 LAI 反演结果空间分布

图 5 分别是 LAI 验证数据、MODIS LAI 产品以及 500 m、250 m 尺度最优 LAI 反演结果的空间分布结果。由图 5(a)可知, LAI 验证数据的值域范围介于 1.0~4.5,空间分布特征较为明显,存在两个高值区(图像左上、右下方)和一个低值区(图像左下方)。由 MODIS 产品空间分布(图 5(b))可知,MODIS LAI 值域在 0.5~6.0 之间,但多介于 0~3 之间的低值区,与验证 LAI 数据一致性较差;且产品区分度较低,低值区细节刻画不充分,高值表示不明显,存在多个 LAI 高值离散分布。对 500 m 尺度 LAI 最优反演结果分析可知(图 5(c)),反演结果值域介于 0.5~5.0,范围较为合理;与 MODIS LAI 产品相比,引入先验信息后的 LAI 反演结果具有较好的空间连续性和区分度,与验证数据契合度较高。但从反演结果中仍然能够分辨出与 MODIS LAI 产品相似的高值像元。250 m 尺度最优 LAI(图 5(d))是以 500 m 尺度最优 LAI 反演结果作为先验信息反演得出,其空间细节信息更加丰富,但受先验信息约束的影响,反演结果的空间连贯性和渐变性较差。500 m 和 250 m 尺度 LAI 反演结果的空间分布再次证明,先验信息的质量对 LAI 反演结果有一定的影响。

## 5 讨论

针对遥感“病态”反演问题,在反演过程中引入先验信息被认为是较为简单且有效的方法<sup>[2,27-28,46]</sup>。本研究在 LAI 反演过程中引入 MODIS LAI 产品和已有 LAI 反演结果作为先验信息,验证结果表明,引入已有 LAI 遥感数据作为先验信息能够有效抑制遥感“病态”反演问题的影响,有效提高 LAI 反演结果精度,证明了 LAI 遥感产品作为先验信息参与 LAI 遥感反演的可行性与应用潜力。然而,相对准确和客观的先验知识对反演结果是极其重要的<sup>[46]</sup>。Gao 等<sup>[47]</sup>在验证不同地表覆被类型与 NDVI 之间关系时,将先验知识区分为适用于所有土地覆盖类型的一般性知识和针对不同地类的特殊性知识,研究发现,利用后者构建的模型能够更好地表达不同地类与 NDVI 之间的关系,利用该模型的反演结果可能优于利用一般性知识所构建的模型。本研究在 250 m 尺度利用不同遥感先验信息进行 LAI 反演,对比结果发现,不同先验信息的 LAI 反演结果有明显差异,且先验信息质量对反演结果有较大影响。

不同传感器之间的空间分辨率差异能够为变量反演提供互补的遥感信息<sup>[48-49]</sup>,在遥感信息误差较小情况下, LAI 反演中提供其他遥感信息作为约束,将有助于降低反演结果的不确定性<sup>[28,50]</sup>。本研究在反演高分辨 LAI 中引入低分辨率遥感数据作为先验信息优化反演结果,由统计和空间分布分析结果发现,低分辨率遥感数据能够为 LAI 反演提供更多的信息约束,提高反演的稳定性和合理性,增加高分辨率 LAI 的空间信息表达。该方法为优化高分辨率 LAI 的反演提供了有效借鉴。

下一步研究将借鉴本文研究思路,在更高空间分辨率(如 30 m) LAI 反演中引入其他低分辨率遥



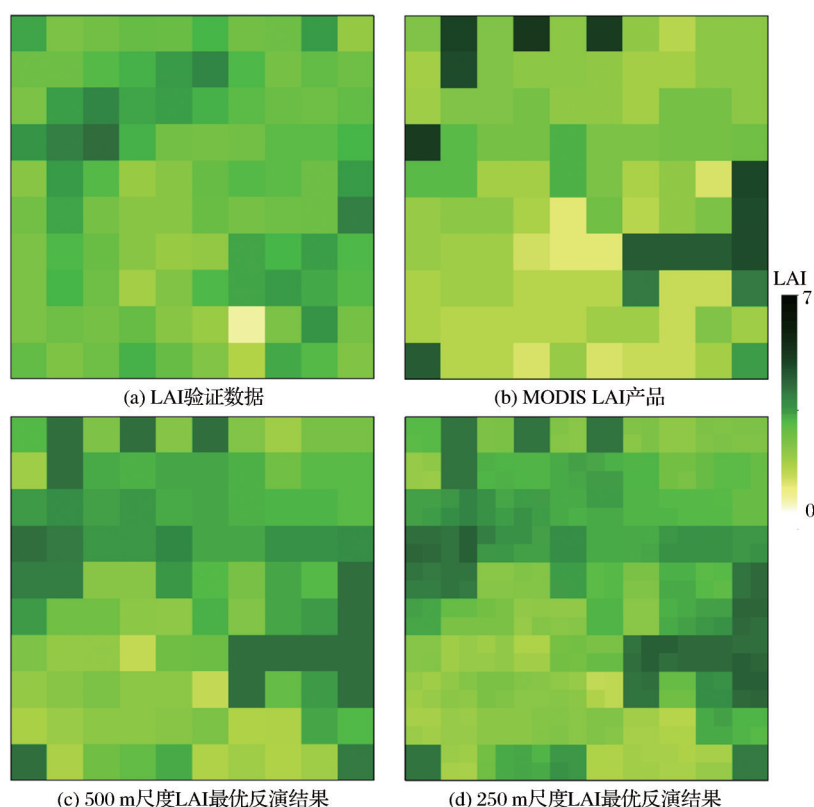


图5 LAI空间分布

Fig.5 LAI spatial distribution

感先验信息以提高 LAI 估算精度。同时,将利用先验信息对 LAI 的时序和物候变化特征表达进行优化以获得质量更为可靠的高时空分辨率 LAI 数据集。此外,鉴于本文所用站点的有限性,今后将补充更多不同植被类型的站点或区域开展研究,进一步检验该 LAI 反演方法的有效性和普适性。

## 6 结语

本文针对遥感“病态”反演问题,分别在 500 m 和 250 m 尺度通过引入遥感先验信息减弱或消除该问题对 LAI 反演结果的影响。在 500 m 空间尺度,利用 LAI 验证数据分别对 MODIS LAI 产品,不引入先验信息反演结果和引入先验信息的 LAI 反演结果进行验证,对比验证结果表明,引入先验信息能够有效提高 LAI 反演精度。

在 250 m 空间尺度,以 500 m LAI 最优估算值作为先验信息的反演结果优于以 MODIS LAI 产品作为先验信息情况下的 LAI 反演结果。这表明在高分辨率(如 250 m)遥感反演过程中,可以适当引入低分辨率(如 500 m)的遥感数据作为先验信息以提高反演精度,且先验信息的质量也会给 LAI 反演结果带来一定程度的影响。

## 参考文献(References):

- [1] 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.
- [2] Combal B, Baret F, Weiss M, *et al.* Retrieval of Canopy Biophysical Variables from Bidirectional Reflectance: Using Prior Information to Solve the Ill-posed Inverse Problem[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 84(1):1-15.
- [3] Yun Zengxin, Zheng Guang, Ma Lixia, *et al.* Evaluate Quantitatively Effects of Understory on Leaf Area Index (LAI) Estimation Combining Active and Passive Remote Sensing Data [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(3): 583-594.[云增鑫, 郑光, 马利霞, 等 联合主被动遥感数据定量评价林下植被对叶面积指数估算的影响[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(3): 583-594.]
- [4] Wang Jing, Li Xin. Progresses on Data Fusion Technology of Crop Growth Model and Multi-source Observation Information[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(2): 209-219.[王静, 李新. 基于作物生长模型和多源数据的融合技术研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(2): 209-219.]
- [5] Xie Xinyao, Li Ainong, Jin Hua'an. The Simulation Models of the Forest Carbon Cycle on A Large Scale: A Review[J]. Acta Ecologica Sinica, 2018, 38(1): 41-54.[谢馨瑶, 李爱农, 靳华安. 大尺度森林碳循环过程模拟模型综述[J]. 生态

- 学报, 2018, 38(1):41-54.]
- [6] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, *et al.* Hyperspectral Vegetation Indices and Novel Algorithms for Predicting Green LAI of Crop Canopies: Modeling and Validation in the Context of Precision Agriculture[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(3):337-352.
- [7] Verrelst J, Camps-Valls G, Muñoz-Mari J, *et al.* Optical Remote Sensing and the Retrieval of Terrestrial Vegetation Biogeophysical Properties—A Review[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2015, 108:273-290.
- [8] Jin Huaan, Li Ainong, Bian Jinhu, *et al.* Leaf Area Index (LAI) Estimation from Remotely Sensed Observations in Different Topographic Gradients over Southwestern China [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2016, 31(1): 42-50.[靳华安, 李爱农, 边金虎, 等. 西南地区不同山地环境梯度叶面积指数遥感反演[J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(1):42-50.]
- [9] Jin Huaan, Liu Dianwei, Wang Zongming, *et al.* Remote Sensing Estimation Models of Wetland Vegetation LAI in Sanjiang Plain[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2008, 27(5): 803-808.[靳华安, 刘殿伟, 王宗明, 等. 三江平原湿地植被叶面积指数遥感估算模型[J]. *生态学杂志*, 2008, 27(5): 803-808.]
- [10] Fang H, Liang S, Kuusk A. Retrieving Leaf Area Index Using A Genetic Algorithm with a Canopy Radiative Transfer Model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(3): 257-270.
- [11] Ganguly S, Nemani R R, Zhang G, *et al.* Generating Global Leaf Area Index from Landsat: Algorithm Formulation and Demonstration [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 122(1):185-202.
- [12] Meroni M, Colombo R, Panigada C. Inversion of A Radiative Transfer Model with Hyperspectral Observations for LAI Mapping in Poplar Plantations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(2):195-206.
- [13] Schlerf M, Atzberger C. Inversion of A Forest Reflectance Model to Estimate Structural Canopy Variables from Hyperspectral Remote Sensing Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 99(3):281-294.
- [14] Yang Guijun, Zhao Chunjiang, Xing Zhurong, *et al.* LAI Inversion of Spring Wheat based on PROBA/CHRIS Hyperspectral Multi-angular Data and PROSAIL Model [J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(10): 88-94.[杨贵军, 赵春江, 邢著荣, 等. 基于 PROBA/CHRIS 遥感数据和 PROSAIL 模型的春小麦 LAI 反演 [J]. *农业工程学报*, 2011, 27(10): 88-94.]
- [15] Atzberger C. Object-based Retrieval of Biophysical Canopy Variables Using Artificial Neural Nets and Radiative Transfer Models [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 93(1-2):53-67.
- [16] Liang S. Recent Developments in Estimating Land Surface Biogeophysical Variables from Optical Remote Sensing [J]. *Progress in Physical Geography*, 2007, 31(5):501-516.
- [17] Li C, Song J, Wang J. Modifying Geometric-Optical Bidirectional Reflectance Model for Direct Inversion of Forest Canopy Leaf Area Index [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(9):11083-11104.
- [18] Chen J M, Leblanc S G. A Four-scale Bidirectional Reflectance Model based on Canopy Architecture [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(5):1316-1337.
- [19] Verhoef W. Light Scattering by Leaf Layers with Application to Canopy Reflectance Modeling: the SAIL Model [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1984, 16(2):125-141.
- [20] Feret J B, François C, Asner G P, *et al.* PROSPECT-4 and 5: Advances in the Leaf Optical Properties Model Separating Photosynthetic Pigments [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 112(6):3030-3043.
- [21] Jacquemoud S, Verhoef W, Baret F, *et al.* PROSPECT + SAIL Models: A Review of Use for Vegetation Characterization [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(2009): S56-S66.
- [22] Baret F, Buis S. Estimating Canopy Characteristics from Remote Sensing Observations: Review of Methods and Associated Problems [M]. Berlin: Springer Netherlands, 2008: 173-201.
- [23] Combal B, Baret F, WEISS M. Improving Canopy Variables Estimation from Remote Sensing Data by Exploiting Ancillary Information, Case Study on Sugar Beet Canopies [J]. *Agronomie*, 2002, 22(3-4):205-215.
- [24] Liang Shunlin, Cheng Jie, Jia Kun, *et al.* Recent Progress in Land Surface Quantitative Remote Sensing [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 875-898.[梁顺林, 程洁, 贾坤等. 陆表定量遥感反演方法的发展新动态 [J]. *遥感学报*, 2016, 20(5):875-898.]
- [25] Rivar J P, Verrelst J, Leonenko G, *et al.* Multiple Cost Functions and Regularization Options for Improved Retrieval of Leaf Chlorophyll Content and LAI through Inversion of the PROSAIL Model [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(7): 3280-3304.
- [26] Li Xiaowen, Wang Jindi, Hu Baoxin, *et al.* On Utilization of Prior Knowledge in Inversion of Remote Sensing Models [J]. *Science in China (Series D)* [J]. *Science in China*, 1998, 41(6): 580-585.[李小文, 王锦地, 胡宝新, 等. 先验知识在遥感反演中的作用 [J]. *中国科学: 地球科学*, 1998, 28(1):67-72.]
- [27] Yan Guangjian, Wu Jun, Wang Jindi, *et al.* Spectral Prior Knowledge and Its Use in the Remote Sensing based Inversion of Vegetation Structure [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2002, 6(1):1-6.[阎广建, 吴均, 王锦地, 等. 光谱先验知识在植被结构遥感反演中的应用 [J]. *遥感学报*, 2002, 6(1): 1-6.]
- [28] Li X, Gao F, Wang J, *et al.* A Priori Knowledge Accumulation and Its Application to Linear BRDF Model Inversion [J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 2001, 106 (D11):11925-11935.



- [29] Campos-Taberner M, García-Haro F J, Camps-Valls G, *et al.* Multitemporal and Multiresolution Leaf Area Index Retrieval for Operational Local Rice Crop Monitoring [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 187:102-118.
- [30] Campostaberner M, Garciaaharo F, Campsvalls G, *et al.* Exploitation of SAR and Optical Sentinel Data to Detect Rice Crop and Estimate Seasonal Dynamics of Leaf Area Index[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(3):248. doi:10.3390/rs9030248.
- [31] Laurent V C E, Schaepman M E, Verhoef W, *et al.* Bayesian Object-based Estimation of LAI and Chlorophyll from a Simulated Sentinel-2 Top-of-atmosphere Radiance Image[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 140(1):318-329.
- [32] Campos taberner M, Álvaro M, Haro F J G, *et al.* Global Estimation of Biophysical Variables from Google Earth Engine Platform[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(8):1167. doi:10.3390/rs10081167.
- [33] Knyazikhin Y, Martonchik J V, Myneni R B, *et al.* Synergistic Algorithm for Estimating Vegetation Canopy Leaf Area Index and Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation from MODIS and MISR Data[J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 1998, 103(D24):32257-32275.
- [34] Myneni R B, Knyazikhin Y. Early Spatial and Temporal Validation of MODIS LAI Product in the Southern Africa Kalahari [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1):232-243.
- [35] Gu Chengyan, Du Huaqiang, Zhou Guomo, *et al.* Retrieval of Leaf Area Index of Moso Bamboo Forest with Landsat Thematic Mapper Image based on PROSAIL Canopy Radiative Transfer Model [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2013, 24(8): 2248-2256.[谷成燕, 杜华强, 周国模, 等. 基于PROSAIL辐射传输模型的毛竹林叶面积指数遥感反演[J]. *应用生态学报*, 2013, 24(8):2248-2256.]
- [36] Verhoef W, Jia L, Xiao Q, *et al.* Unified Optical-thermal Four-stream Radiative Transfer Theory for Homogeneous Vegetation Canopies[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2007, 45(6):1808-1822.
- [37] Wang Lijuan, Niu Zheng. Sensitivity Analysis of Vegetation Parameters based on PROSAIL Model[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2014, 29(2): 219-223.[王李娟, 牛铮. PROSAIL模型的参数敏感性研究[J]. *遥感技术与应用*, 2014, 29(2): 219-223.]
- [38] Goldberg D E. Genetic Algorithm in Search Optimization and Machine Learning[J]. *Addison Wesley*, 1989, xiii(7):2104-2116.
- [39] Anderson-Cook C M. Practical Genetic Algorithms[J]. *Publications of the American Statistical Association*, 2004, 100(471):1099-1099.
- [40] Song Xingyuan, Shu Quanying, Wang Haibo, *et al.* Comparison and Application of SCE-UA, Genetic Algorithm and Simplex Method[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2009, 42(1):6-9.[宋星原, 舒全英, 王海波, 等. SCE-UA、遗传算法和单纯形优化算法的应用[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2009, 42(1):6-9.]
- [41] Tang Shihao, Zhu Qijiang, Yan Guangjian, *et al.* Effects of GA on the Inversion of Linear and Nonlinear Remote Sensing Models[J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science Edition)*, 2002, 38(2):266-272.[唐世浩, 朱启疆, 阎广建, 等. 遗传算法及其在遥感线性、非线性模型反演中的应用效果分析[J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2002, 38(2):266-272.]
- [42] Pan Hongbo, Zhang Guo, Tang Xinming, *et al.* The Geometrical Model of Sensor Corrected Products for ZY-3 Satellite [J]. *Acta Ceodaetica et Cartographica Sinica*, 2013, 42(4): 516-522.[潘红播, 张过, 唐新明, 等. 资源三号测绘卫星传感器校正产品几何模型[J]. *测绘学报*, 2013, 42(4): 516-522.]
- [43] Fan Jinlong, Zhang Yeping, Li Changbao, *et al.* Systematic Analysis of Geometric Performance of Fengyun-3C MERIS Satellite Data Using Image Chip Matching Method [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, 33(4): 621-627.[范锦龙, 张晔萍, 李昌宝, 等. 风云卫星中分辨率遥感数据几何定位误差分析[J]. *遥感技术与应用*, 2018, 33(4): 621-627.]
- [44] Jin H, Li A, Bian J, *et al.* Intercomparison and Validation of MODIS and GLASS Leaf Area Index (LAI) Products over Mountain Areas: A Case Study in Southwestern China[J]. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 2017, 55:52-67.
- [45] Zhou Minyue, Shen Runping, Chen Jun, *et al.* Filtering and Reconstruction of LAI Time Series Data by S-G Filter based on Pixel Quality Analysis and Outlier Detection[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(2): 323-330.[周曼悦, 沈润平, 陈俊, 等. 基于像元质量分析和异常值检测的LAI时序数据S-G滤波重建研究[J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34(2): 323-330.]
- [46] Yan G, Mu X, Ma Y, *et al.* A Strategy to Integrate A Priori Knowledge for An Improved Inversion of the LAI from BRDF Modelling [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(17-18):4927-4941.
- [47] Gao F, Li X, Strahler A, *et al.* Acquiring A Priori Knowledge from Ground and Spaceborne BRDF Measurements [C] //IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2000, 2:718-720.
- [48] Mousivand A, Menenti M, Gorte B, *et al.* Multi-temporal, Multi-sensor Retrieval of Terrestrial Vegetation Properties from Spectral - directional Radiometric Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 158(158):311-330.
- [49] Zou Lili, Cui Haishan, Li Ying, *et al.* Research of Fusion Algorithm based on SAR and SPOT[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2010, 25(6): 836-841.[邹丽丽, 崔海山, 李颖, 等. SAR与SPOT数据融合方法研究[J]. *遥感技术与应用*, 2010, 25(6): 836-841.]
- [50] Knyazikhin Y. Inversion Methods for Physically-based Models [J]. *Remote Sensing Reviews*, 2000, 18(2-4):381-439.

## Retrieval of Leaf Area Index by Fusing Prior Information from Remote Sensing Data

Xu Weixing<sup>1,2</sup>, Xue Huazhu<sup>1</sup>, Jin Huaan<sup>2</sup>, Li Ainong<sup>2</sup>

(1.Henan Polytechnic University, School of Surveying and Land Information Engineering,  
Jiaozuo 454150, China;

2.Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Science, Chengdu 610041, China)

**Abstract:** The estimation of leaf area index using remote sensing observation data depend on canopy radiative transfer models is a reliable and robust method. However, the information deficiency contained in the remote sensing data derived from the limitations of the surface heterogeneity, remote sensing observation and self-correlation, which cannot fully support the retrieval of surface parameters (e.g. LAI) and easily bring about the retrieval become ill-posed. The problem can be solved or alleviated effectively by introducing prior knowledge. This paper come up with an approach to extract priori information of Leaf Area Index (LAI) from the remote sensing data, and the information is utilized to construct cost function, PROSAIL radiative transfer model and genetic algorithm are coupled to retrieve LAI at 500 m and 250 m scales. Then the 10 m spatial resolution LAI is upscaled to 500 m and 250 m respectively to verify the corresponding LAI result, and evaluate effects of introduction of prior information on improving LAI accuracy. The comparison of performance between LAI result using MODIS LAI as prior information at 500 m scale with one without prior information indicates that  $R^2$  increased from 0.55 to 0.65 and RMSE decreased from 1.29 to 0.38. The LAI result using 500 m optimal LAI result as prior information at 250 m scale is better than the estimation result with MODIS LAI priori knowledge, verification result shows that  $R^2$  increased by 0.08, RMSE decreased by 0.18. It is shown that LAI retrieval accuracy can be enhanced by auxiliary of LAI prior information, besides prior information quality also affects the LAI result to some extent. Multi-resolution LAI retrieval method developed in this paper has potential to estimate spatial and temporal LAI on large scale.

**Key words:** Leaf area index; Remote sensing retrieval; Prior information; MODIS