

引用格式:Guo Libiao, Liu Guixiang, Yun Xiangjun, *et al.* Vegetation Leaf Area Index (LAI) Retrieval based on Data-based Mechanistic Model Using Remote Sensing Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(5): 1047-1056. [郭利彪, 刘桂香, 运向军, 等. 基于数据机理的植被叶面积指数遥感反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(5): 1047-1056.]  
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2020.5.1047

## 基于数据机理的植被叶面积指数遥感反演研究

郭利彪<sup>1,2,3</sup>, 刘桂香<sup>1,2</sup>, 运向军<sup>1,2</sup>, 张 勇<sup>1</sup>, 孙世贤<sup>1,2</sup>

- (1. 中国农业科学院草原研究所, 内蒙古 呼和浩特 010010;
2. 农业与农村部草地与农业生态遥感重点实验室, 内蒙古 呼和浩特 010010;
3. 内蒙古工业大学信息工程学院, 内蒙古 呼和浩特 010051)

**摘要:**定量获取地表植被高精度时序及空间覆盖的叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)是生态监测及农业生产应用的重要研究内容。通过使用 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)植被冠层多角度观测 MOD09GA 数据及叶面积指数 MOD15A2 数据,发展了一种参数化的叶面积指数遥感反演方法并完成了必要的检验分析。研究使用基于辐射传输理论的 RossThick LiSparse Reciprocal (RTLSR)核驱动模型及 Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves with Hotspot (SAILH)模型进行植被冠层辐射特征的提取,使用 Anisotropic Index (ANIX)异质性指数作为指示植被冠层二向反射分布 Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF)的辅助特征信息,发展了基于数据机理(Data-Based Mechanistic, DBM)的植被叶面积指数建模和估算方法。通过必要的林地、农作物、草地植被实验区反演及数值分析可得知:①时间序列多角度遥感观测数据结合数据机理的叶面积指数估算方法,可实现模型参数的时序动态更新,改进叶面积指数估算结果的时序完整性及精度。②异质性指数可以用做指示植被冠层二向反射分布特征信息,可降低因观测数据几何条件差异所导致的反演结果不确定情况,同时能够补充植被时序生长过程表现的植被结构变化等动态特征。经研究实践,可将算法应用于时空尺度的叶面积指数估算,并能够为生态、农业应用提供植被的高精度遥感监测指标。

**关键词:**植被;叶面积指数;时间序列;辐射传输;二向反射分布;数据机理;遥感反演

**中图分类号:** TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)05-1047-10

### 1 引言

定量获取高精度地表植被状态参数是遥感基础理论及生态环境监测的重要研究内容。叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)<sup>[1]</sup>用于描述地表单位面积内覆盖植被叶片面积数值高低的量化指标,是指示植被生长存续和动态演变过程的关键参数,其同时可作为复杂陆表演变模式分析及数值计算方法的植被特征参数,可为耦合应用模式或数值计算过

程传递植被关键生长和状态驱动信息。

现时聚焦于改进 LAI 反演算法精度的研究,国内外学者已经有较为系统的工作开展,诸如针对多源传感器存在时序空间分辨率多样化、已有反演算法缺失植被结构特征信息、数值计算结果不确定性高等问题均有工作积累<sup>[2-3]</sup>。Wiegand<sup>[4]</sup>等研究了小麦叶面积指数同多种植被指数的不同拟合关系特征,对比分析了不同植被指数通过统计方法转换为叶面积指数的利弊差异。Tian<sup>[5]</sup>考虑了遥感数据的

收稿日期:2019-09-20;修订日期:2020-07-17

基金项目:内蒙古自然科学基金项目博士基金(2017BS0407),国家自然科学基金项目(61962044),内蒙古自治区科技创新引导奖励资金项目(2016001),中央科研院所基本科研业务费项目(1810332014023、1610332018019)资助。

作者简介:郭利彪(1983—),男,内蒙古乌兰察布市人,博士,讲师,主要从事植被定量遥感及人工智能技术应用研究。

E-mail: guolibiao@imut.edu.cn

尺度效应,研究发展了一个基于物理机理和辐射传输模型的用于将多分辨率观测数据融合进行 LAI 反演的算法。Wang<sup>[6]</sup>等研究将数据同化技术应用于 LAI 的反演,并将植被自然生长规律同遥感数据耦合,使用同化方法进行 LAI 估算的研究上有了突破。陈平<sup>[1]</sup>等研究使用基于数据机理的建模方法 (DBM),结合 MODIS 传感器的 MOD09A1 反射率观测数据,及 MOD15A2 叶面积指数产品<sup>[8]</sup>,实现了时间序列 LAI 的反演模式。靳华安等<sup>[28]</sup>发展了基于作物生长模型和遥感数据同化的区域玉米产量估算方法,实现了农作物 LAI 的高精度反演。

由于植被自然生长过程具备时间序列信息连续、植株叶片结构物候周期变化等特征,且遥感观测数据存在时序信息不完整现象,及由于传感器多角度观测几何条件差异所导致的反射、辐射数值变化的不确定性,进而导致植被冠层辐射分布数值结果的跳跃噪声问题<sup>[29]</sup>。本研究以现有的业务化 MODIS 的 RTLSR 核驱动模型为例<sup>[30]</sup>,分析其对植被冠层热点反射效应的低估现象,重点解决冠层方向反射率数值跳跃并改进 LAI 反演结果精度的科学问题。本研究利用辐射分布 (BRDF) 核驱动模型重构获得植被冠层的热点效应,修正冠层二向反射分布特征并实践将 ANIX 异质性指数引入 LAI 反演模型<sup>[27]</sup>,探索将 ANIX 作为指示植被时序生长的结构状态变化关键驱动参数。同时,实现在植被参数反演模式中合理使用遥感多角度观测数据,将植被冠层二向反射特征参数化表示并应用于反演模式,实现植被完整生长时间序列及改进精度的 LAI 反演。通过基于数据机理的 LAI 遥感定量反演方法和特定植被类型的实践研究,预期可为生态环境遥感监测及数字化农业生产提供高精度参数指标。

本研究基于辐射传输理论将时间序列的 MODIS 多角度反射率观测数据用于时序 LAI 估算,并在反演模式中使用异质性指数作为指示植被冠层二向反射分布的辅助信息,发展了基于数据机理的时序 LAI 建模和反演方法。研究首先介绍使用的不同植被类型研究区和相关的数据集,其次是建模和反演算法的实现原理和流程,最后是对本研究的反演结果和算法进行检验分析和必要的讨论。

## 2 研究区及数据

### 2.1 研究区植被类型

研究完成的叶面积指数反演,使用的植被类型

选择了农作物、林地及草地植被。其中:Shihezi 农作物试验区位于中国新疆石河子市,植被类型主要为棉花。Luancheng 农作试验区位于中国河北栾城县。Larose 林地站点位于加拿大,植被类型是阔叶林和针叶林的混合林地。Fairbanks 林地站点位于美国。Laprida 草地研究站点位于阿根廷,植被类型主要是灌木和草地。Le Larzac 草地站点位于法国,植被类型是草地及草地上稀疏分布的矮树。研究区实验点均有相关匹配的地面试验实测数据。具体试验站点说明参见表 1 所列信息。

表 1 研究使用植被类型及地理位置属性  
Table 1 List of vegetation types and location

研究区	纬度/经度(°)	MODIS Tile	植被类型 <sup>[27]</sup>
Shihezi	44.33、85.83	H24V04	农作物
Luancheng	37.90、114.75	H27V05	农作物
Larose	45.38、-75.22	H12V04	林地
Fairbanks	64.87、-147.85	H11V02	林地
Laprida	-36.99、-60.55	H13V12	草地
Le Larzac	43.94、3.12	H18V04	草地

林地和草地研究站点数据整理摘录于 CEOS-Benchmark Land Multisite Analysis and Intercomparison of Products (BELMANIP) 数据集<sup>[25-26]</sup>。研究对每一个试验区、站点均选取以站点为中心,空间范围为 8 km×8 km 大小的窗口区域进行 LAI 反演研究,反演得到的 LAI 分辨率为 1 km×1 km,并提取其中心像元的反演结果,与同区域的地面实测 LAI 数据进行对比检验和分析。

### 2.2 叶面积指数产品

研究使用 MODIS 传感器的 LAI 产品 MOD15 A2 数据,空间分辨率 1KM,时间分辨率 8 d 间隔,基于三维辐射传输模型和查找表算法实现数据生产<sup>[27]</sup>,数据产品现已更新至第 6 版本<sup>[10]</sup>。MOD15A2 数据可以提供 2000 年至当前日期每年 8 d 间隔的 LAI 产品,并且随产品附带较为详细的质量控制信息,其中:QC=0 是优选质量数据,QC<64 是数据生产主算法生成数据,64≤QC<128 是备用算法生成数据<sup>[25]</sup>。所以本研究选择使用 MOD15A2 质量优选的数据,筛选得到的 LAI 数据使用方式:时序参数估计,即建模过程中模型输出的期望值;时序反射率缺失情况下 SAILH 模型模拟反射率的 LAI 背景数据,该数据选择使用的目的是能够满足构建时序 LAI 建模反演的模型参数计算要求。

2.3 多角度反射率产品

用于 LAI 反演的植被冠层二向反射分布特征的提取, 需要有足够多数量的多角度观测数据。MOD09GA 数据在不同年际中每个儒略日均有观测值, 由 MODIS 1B 数据再生产而获得<sup>[27]</sup>。其中包括: 500 m 分辨率地表反射率, 传感器观测天顶角、方位角, 太阳天顶角、方位角以及数据的质量控制信息。该数据集的反射率和观测几何参数均可用于核驱动模型的核系数拟合。同时 MODIS 数据提供了完整的 BRDF 参数产品<sup>[29]</sup>可以直接使用, 但是基于 BRDF 模型、使用多角度遥感观测重构植被冠层反射分布特征具有相当的难度和挑战。特别是

建立适用于特定植被类型、能够精确、客观描述植被生长状态变化的 BRDF 模型, 同样也是从物理机理层面改进现有植被参数反演精度的关键切入点。所以, 本研究使用 MOD09GA 数据来累积冠层多角度观测并使用 RTLSR 模型计算相应参数, 而并非直接使用现有产品数据, 详细阐述见本文讨论小节。

研究使用的 MOD09GA 逐日观测数据在 2001 年儒略日 208~223 天共 16 d 时间区间内, 以农作物试验区 (H24V04), 林地站点 (H12V04) 观测角度变化示例如图 1 所示, 包括太阳入射和传感器观测角度分布, 该数据集质量控制信息说明见表 2。

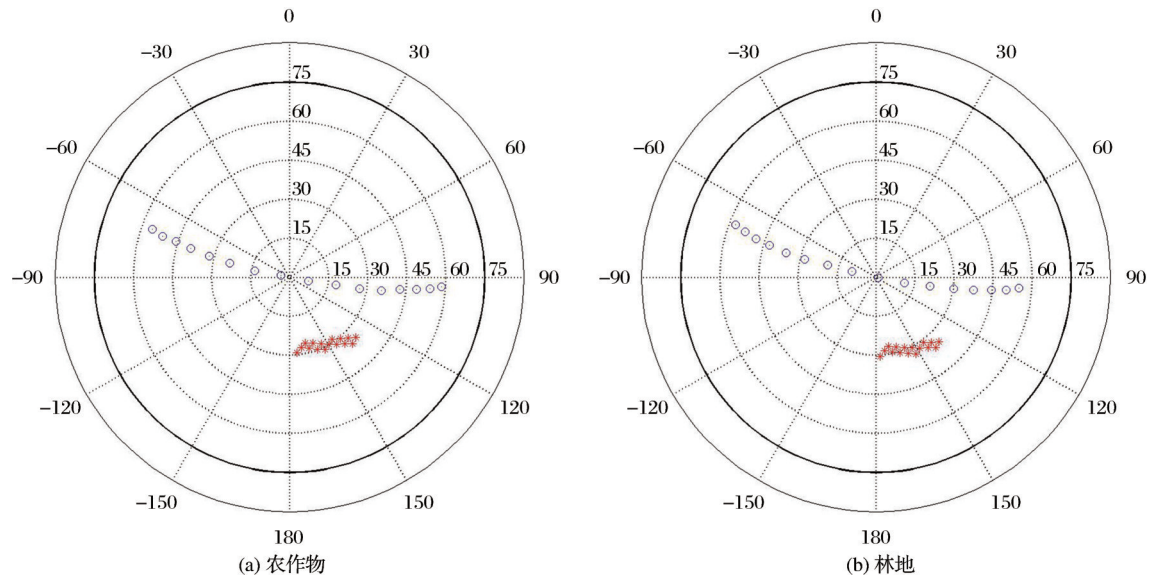


图 1 MOD09GA 多角度观测分布特征  
Fig.1 Angular distribution properties

表 2 MOD09GA 数据质量控制信息 (节选)<sup>[27]</sup>

Table 2 MOD09GA data quality accuracy			
数据比特位	参数	比特值	质量控制信息
0~1	云	00	晴空
		01	阴
		10	混合
		11	其他
2	云/阴影	1	有
		0	无
3~5	陆地	000	陆地
	水体	001	水体
...	...	...	...

其中: 角度分布特征图, 数据外层同心圆表示天顶角, 圆心 0°, 最外层 90°; 方位角 0° 正北, 180° 正南, 左侧为西, 角度为负, 右侧为东, 角度为正, 离散圆圈表示传感器轨迹, 集中的星号表示太阳位置。

产品质量控制信息参见表 2 内容, 研究筛选无云、晴空、非冰雪的陆地数据作为核驱动模型使用的观测值。参考 MODIS BRDF/Albedo 产品生产过程中对观测总数阈值的设置, 确定本研究所使用的最小观测数量为 5 个观测值, 主要原因在于研究可使用的观测数据采样数量有限并且保证算法必要的整体执行效率, 后续研究可考虑更新完善。

3 研究方法

3.1 LAI 反演流程

研究使用 MOD09GA 数据集提供的每年逐日连续时间序列多角度的反射率遥感观测<sup>[9-10]</sup>, 构建和描述植被冠层二向反射分布特征。研究以 16 d 儒略日为周期, 筛选满足质量控制条件的观测数据进行核驱动模型权重估计并计算相应的方向反射



率和异质性指数。反演算法实现的步骤和流程如图2所示。

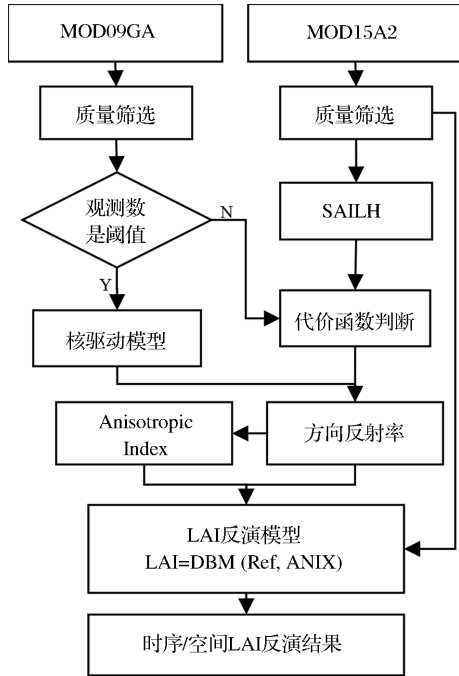


图2 植被 LAI 反演方法流程

Fig.2 Vegetation LAI retrieval model flow chart

首先 MOD09GA 多角度观测数据使用质量控制信息进行筛选,如果满足核驱动模型权重拟合最小观测阈值的要求,则进行核模型权重的拟合并使用拟合获得的权重进行观测主平面红光、近红外波段热点、天顶和冷点方向反射率的计算,以及两个波段对应的异质性指数的计算。同时 MOD15A2 叶面积指数产品数据使用质量控制信息进行筛选,分别作为反演算法建模的背景信息以及反射率观测值缺失或核模型计算失败情况下 SAILH 模型的输入参数。当观测值缺失或核模型计算失败,使用 SAILH 模型的模拟值作为时序观测缺失值的填补数据,并且使用经筛选但数量较少的 MOD09GA 数据同模拟值构造代价函数,用以订正模拟的输出结果。最后进行年际时序 LAI 反演建模,即使用经核驱动模型计算得到的方向反射率、异质性指数进行 LAI 反演。

### 3.2 核驱动模型

以地表覆盖植被为目标,基于辐射传输理论<sup>[10]</sup>,借助核驱动模型计算获得植被冠层辐射分布特征。核模型一般使用权重将描述不同二向反射分布特征的核函数予以线性或非线性的组合<sup>[12]</sup>,通过组合核函数的形式实现植被冠层辐射特征的数

值描述。本研究使用线性半经验的通过权重将各向同性核、体散射核及几何光学核组合的 Ross-Thick-LiSparse-Reciprocal(RTLSR)核模型进行植被辐射特征提取,该模型可以由如下公式表述<sup>[13,15]</sup>:

$$R(\theta, \vartheta, \varphi, \Lambda) = f_{iso}(\Lambda) + f_{vol}(\Lambda) K_{vol}(\theta, \vartheta, \varphi) + f_{geo}(\Lambda) K_{geo}(\theta, \vartheta, \varphi) \quad (1)$$

其中:  $R(\theta, \vartheta, \varphi, \Lambda)$  是入射方向为  $\vartheta$ 、观测方向为  $\theta$ 、相对方位角为  $\varphi$  及波长为  $\Lambda$  的电磁波二向反射分布函数;  $f_{iso}(\Lambda)$ 、 $f_{vol}(\Lambda)$  及  $f_{geo}(\Lambda)$  分别表示各向同性核权重、体散射核权重及几何光学核权重,权重常数通过对植被目标多个方向的多个观测使用最小二乘法拟合获得,并且和波长相关;  $K_{vol}(\theta, \vartheta, \varphi)$ 、 $K_{geo}(\theta, \vartheta, \varphi)$  分别表示体散射核函数、几何光学核函数,两者均是入射方向、观测方向及相对方位角的函数,各向同性核为常数 1。特别的,研究使用的二向反射分布模型直接关系到能否客观合理的描述植被冠层辐射特征<sup>[32]</sup>进而影响参数建模和反演精度,针对特定模型的不足已经有相关专家有成熟有效的改进方式<sup>[28]</sup>结论小节有更具体讨论。通过核驱动模型的使用,植被冠层的二向反射分布特征,可以借助遥感多角度观测数据以及核系数权重的拟合进行提取和计算,在本研究中使用红光和近红外两个波段的多角度观测数据。

### 3.3 SAILH 模型

遥感数据在获取和生产过程中由于地表冰雪覆盖、云水汽干扰以及传感器噪声等原因会导致时序观测数据的缺失,以致地表植被观测数据的时序信息不完整。进而在植被参数建模和反演过程中使用时序信息完整的数据是必要研究内容。研究参考辐射传输模型的发展<sup>[17-18]</sup>,耦合使用多种辐射传输模型构建了时序信息完整的植被观测数据集,并作为改进模型驱动数据质量的有效方法。

研究使用 Verhoef 在 Suits 辐射传输模型<sup>[20]</sup>基础上进行扩充改进得到的 Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves with Hotspot(SAILH)模型<sup>[20]</sup>进行方向反射率的模拟计算。SAILH 模型以 LAI 为输入并在相应的叶片分布、观测几何及土壤条件等参数设置下模拟输出植被冠层反射率。SAILH 模型适合于均匀一致的植被冠层反射率模拟,但在在一定程度上不适用于稀疏冠层,所以本研究依据参考文献<sup>[21]</sup>对不同植被类型的参数进行设置,同时结合使用 MOD09GA 数据构造代价函数对模拟输出结果进行修正。

### 3.4 基于数据机理的时序数据建模

针对数据自身具有发展演变规律、机理信息可解释分析的建模和计算方法的实际需要, Peter Young发展了一种基于数据机理(DBM)的参数估计和建模方法<sup>[8]</sup>, 该方法适合于具有时间序列数据和复杂机理解释的数值模型构建, 该方法的原型如公式(2)所示:

$$y_t = \frac{B_1(Z^{-1})}{A(Z^{-1})} u_{1,t} + \frac{B_2(Z^{-1})}{A(Z^{-1})} u_{2,t} \cdots + \frac{B_m(Z^{-1})}{A(Z^{-1})} u_{m,t} + \frac{1}{C(Z^{-1})} e_t \quad (2)$$

其中:  $y_t$  表示计算的序列输出结果;  $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $Z$  均是和时间序列相关的动态估计参数;  $u_{i,t}$  表示计算模式的输入变量, 数据维数由模型阶数描述;  $e_t$  表示随时间序列计算表现的动态估计误差。结合本研究, 时序计算模式中的  $u_{i,t}$  可分别对应于反演模式的反射率数据和异质性指数, 系数  $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $Z$  由 DBM 参数估计方法予以确定,  $e_t$  用于表示反演模式具有的误差信息。

本研究所实现的基于数据机理的时序 LAI 反演模式, 可由公式(3)对应的形式表示:

$$LAI_t = P_t \cdot X_t + \varepsilon_t \quad (3)$$

其中:  $X_t$  表示反演模式的驱动数据向量, 由时序的红光和近红外方向反射率和异质性指数组成;  $P_t$  表示反演模式中和时间相关的动态估计参数, 为向量形式;  $\varepsilon_t$  为模型估算的误差向量, 该向量与动态估计的参数  $P_t$  相关;  $LAI_t$  是反演输出的时序 LAI 数据。模型的建立需采用多年周期的时序观测数据和 LAI 背景值以确定。

### 3.5 异质性指数

LAI 反演模型使用 MODIS BRDF 数据产品<sup>[26]</sup> 中定义的 ANIX 异质性指数计算形式作为指示植被冠层二向反射特征重构的辅助信息。ANIX 异质性指数定义为具体波长的电磁波在给定观测方向下的反射率的最大、最小值的比值(公式(4))<sup>[28]</sup>, 数值取值为非负正数, 数值的分布同具体波长的反射率相关。通过核驱动模型可计算观测主平面热点和冷点方向的反射率, 并且依据 BRDF 理论该组方向的观测可以近似表示植被冠层主平面反射率的最大和最小值<sup>[28]</sup>。

$$ANIX = \text{REF}_{\text{Band\_Hot}} / \text{REF}_{\text{Band\_Dark}} \quad (4)$$

其中:  $\text{REF}_{\text{Band\_Hot}}$ 、 $\text{REF}_{\text{Band\_Dark}}$  分别表示确定波长的电磁波在主平面热点、冷点的反射率; ANIX 是计算得到的异质性指数。研究过程包括红光和近红外两个波段的异质性指数计算和使用。

## 4 结果及检验

### 4.1 植被 LAI 反演

对农作物、林地和草地植被类型 2001~2004 年的 LAI 进行了建模和反演, 反演结果如图 3~5 所示。DBM 方法对建模的模型结构和参数估计精度提供了评价指标, 其中包括: 模型阶数同使用的驱动向量数据维数相适应。决定系数  $R^2$  作为评价模型参数拟合精度的指标, 数值越高表示模型参数拟合的精度越高。YIC (Young Information Criterion) 指标同模型复杂程度相关, 随模型使用的数据量及阶数的增加而减小。研究最终确定和使用的模型结构和相应的评价信息如表 3~5 所示。

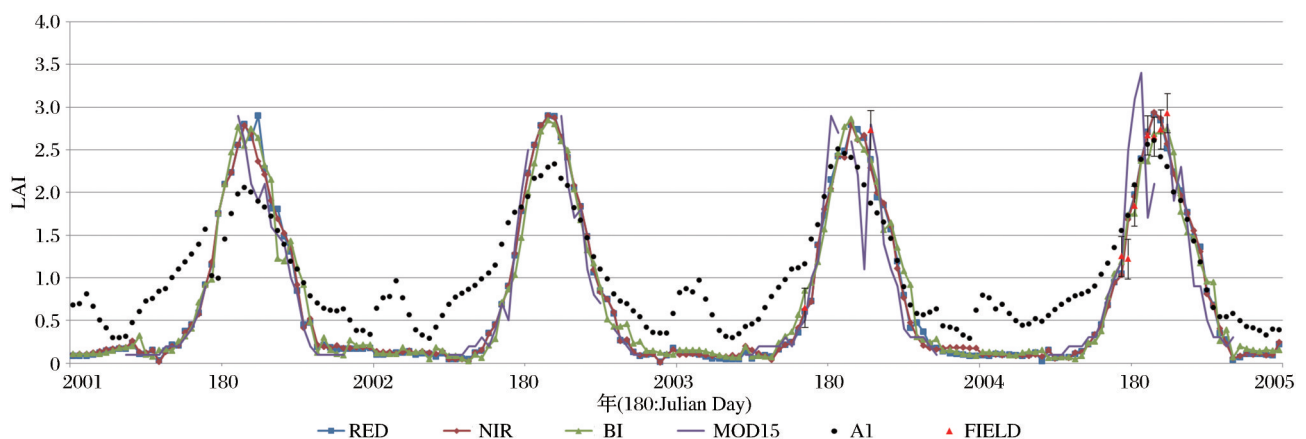


图3 Shihezi农作物研究区 LAI反演结果(单位:  $\text{m}^2/\text{m}^2$ )

Fig.3 Shihezi crop vegetation (H24V04) year 2001~2004 LAI inversion result( $\text{m}^2/\text{m}^2$ )

表 3~5 中, RED 表示方向反射率数据结合红光 ANIX 指数反演结果; NIR 表示方向反射率数据结

合近红外 ANIX 指数反演结果; BI 表示方向反射率数据结合红光、近红外两个波段的 ANIX 指数反演

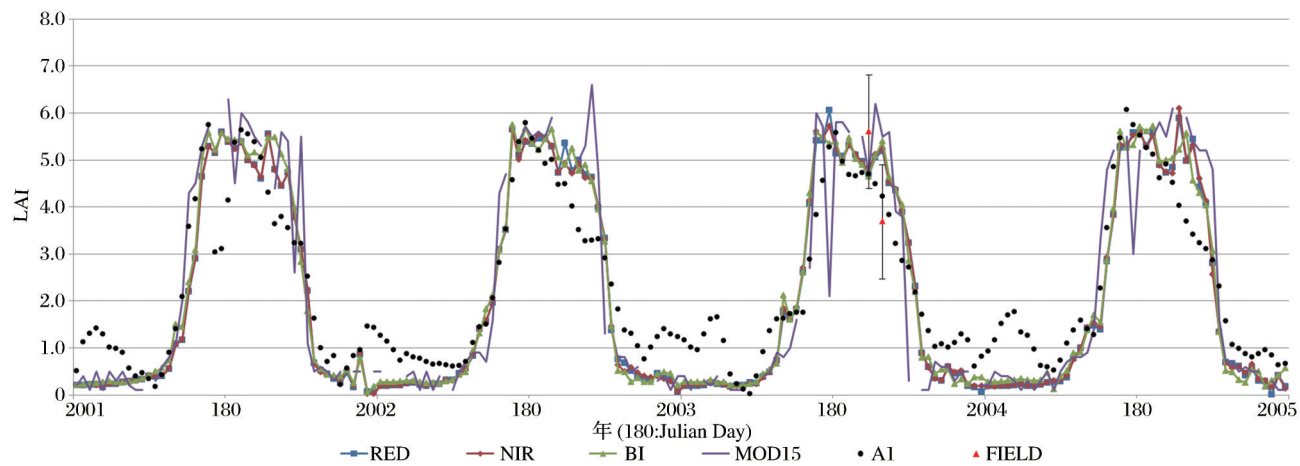


图 4 Larose 林地研究区 LAI 反演结果 (单位:  $\text{m}^2/\text{m}^2$ )

Fig.4 Larose forest vegetation (H12V04) year 2001~2004 LAI inversion result( $\text{m}^2/\text{m}^2$ )

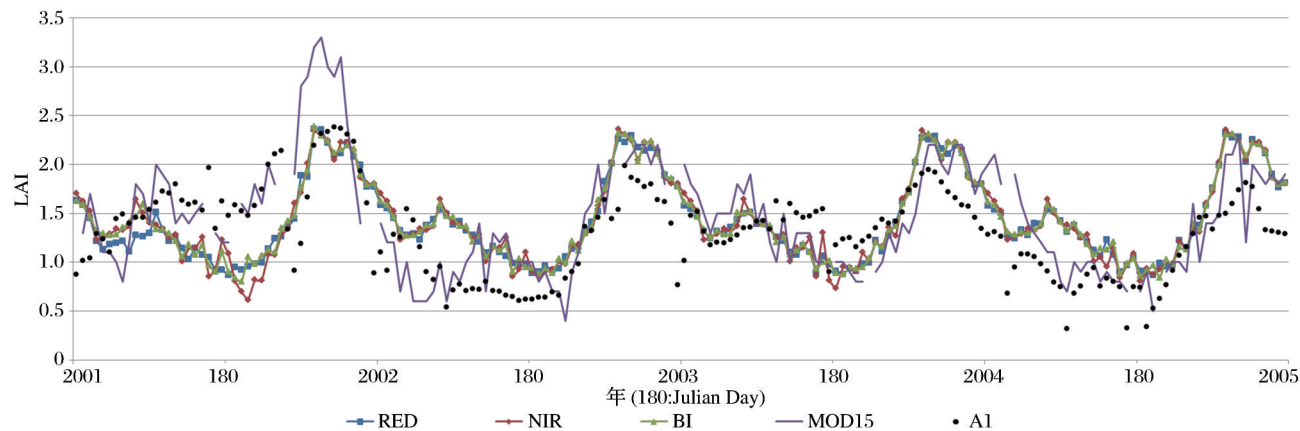


图 5 Laprida 草地研究区 LAI 反演结果 (单位:  $\text{m}^2/\text{m}^2$ )

Fig.5 Laprida grass vegetation (H13V12) year 2001~2004 LAI inversion result( $\text{m}^2/\text{m}^2$ )

表 3 Shihezi 农作物植被反演模型结构及参数

Table 3 Shihezi crop vegetation (H24V04) inversion model structure

数据	模型阶数	$R^2$	YIC
RED	[2121212]	0.812 52	-9.925 01
NIR	[2121212]	0.820 93	-9.890 42
BI	[43434343]	0.796 51	-11.248 41

表 4 Larose 林地植被反演模型结构及参数

Table 4 Larose forest vegetation (H12V04) inversion model structure

数据	模型阶数	$R^2$	YIC
RED	[2222222]	0.847 82	-10.170 92
NIR	[2222222]	0.816 91	-9.915 79
BI	[32232213]	0.820 69	-10.693 13

表 5 Laprida 草地植被反演模型结构及参数

Table 5 Laprida grass vegetation (H13V12) inversion model structure

数据	模型阶数	$R^2$	YIC
RED	[2121212]	0.772 05	-9.872 11
NIR	[2121212]	0.798 37	-9.920 82
BI	[32323323]	0.782 52	-10.501 34

结果;A1 表示文献[1]方法使用 MOD09A1 数据反演的结果;MOD15 表示 MODIS LAI 产品数值;FIELD 表示地面实测值。

由模型结构可知农作物、林地及草地植被研究

区分别有各自适用的模型阶数。模型参数估计的决定系数  $R^2$  均在 0.8 左右,模型的参数估计精度可以满足研究及应用的需要。评价模型复杂程度的 YIC 指标在不同植被类型和模型阶数条件下表现不同的数值特征,总体表现为随模型使用数据量的增加,该数值有降低的趋势,分析其原因在于模型参数的稳定性随样本数据量的增加而增强。

4.2 异质性信息在反演中的作用

使用异质性指数作为指示植被冠层二向反射特征的补充,反演结果数值精度的变化及异质性



辅助信息的作用,需要进行定量的数值分析。在像元尺度结合 MODIS LAI 产品数据进行对比分析。

研究分别对石河子农作物实验区、Larose 林地站点有实测值的时刻,提取站点中心像元反演数据,进行比较并作统计,分析数值如表 6 所示(单位:  $\text{m}^2/\text{m}^2$ )。其中:  $R^2$  决定系数是不同时刻窗口像元值

同实测值计算获得, Bias 偏差是不同实测值时刻估算结果及 MODIS LAI 产品像元同实测值的差值, Relative Bias 是 Bias 值同实测值做比值的结果(%), STD 标准差是不同实测值时刻下对 Bias 值的统计结果, Relative STD 标准差是对不同时刻 Relative Bias 值的统计结果, RED、NIR、BI 及 MOD15 定义同图 3 一致。

表 6 研究区不同植被类型反演结果统计  
Table 6 Retrieval vegetation LAI data statistics

研究区	数据	$R^2$	偏差		相对偏差/%		STD	相关性 STD
			最小值	最大值	最小值	最大值		
农作物 (H24V04)	RED	0.753 5	-0.877 0	1.001 7	-23.64	82.21	0.524 1	0.256 0
	NIR	0.752 6	-1.335 8	0.840 8	-56.60	69.01	0.522 1	0.261 0
	BI	0.635 5	-1.957 1	0.854 9	-45.51	83.23	0.783 5	0.316 2
	MOD15	0.567 9	-2.450	1.281 6	-72.97	105.2	1.121 1	0.438 6
林地 (H12V04)	RED	0.799 6	-1.328 7	1.210 1	-62.10	32.88	0.478 9	0.196 8
	NIR	0.716 3	-1.396 9	1.421 1	-54.78	38.62	0.565 4	0.217 9
	BI	0.731 0	-1.545 0	1.092 1	-61.78	29.68	0.512 0	0.199 3
	MOD15	0.694 9	-1.414 8	1.820	-70.46	49.46	0.705 2	0.289 7

分析反演结果之间的差异数值占实测值的比例:农作物明显高于、或低于实测值的比例分别为 85%、60%, 占实测值比例的偏差总体在 0.3 之内, 同时对照 MODIS LAI 产品数据高于、低于实测值的比例可以分别达到 105.2%, 70%, 占实测值比例的偏差在 0.4 以上。林地明显高于、低于实测值的比例分别为 40%、63%, 占实测值比例的偏差在 0.2 左右, MODIS LAI 产品数据高于、低于实测值的比例分别为 50%、70% 左右, 占实测值比例的偏差在 0.3 左右。表明本研究的反演结果数值稳定性要优于 MODIS 产品数据, 异质性指数的使用可以降低反演结果的不确定性。

其次, 分析不同植被类型异质性指数对反演结果的作用。农作物同时使用红光和近红外异质性指数的反演结果同实测值最大偏差的绝对值为 1.957 1, 使用近红外异质性指数的反演结果同实测值的最大偏差绝对值为 1.335 8, 两者相差 0.621 3。林地站点有类似的分析特征。通过本研究证实异质性指数可以被用作指示植被冠层二向反射特征辅助信息, 通过同 MODIS LAI 产品的对比, 可以改进反演结果数值的稳定性, 具备改进 LAI 反演精度的能力, 并且对于不同植被类型分别有各自适用的敏感异质性指数使用方式。

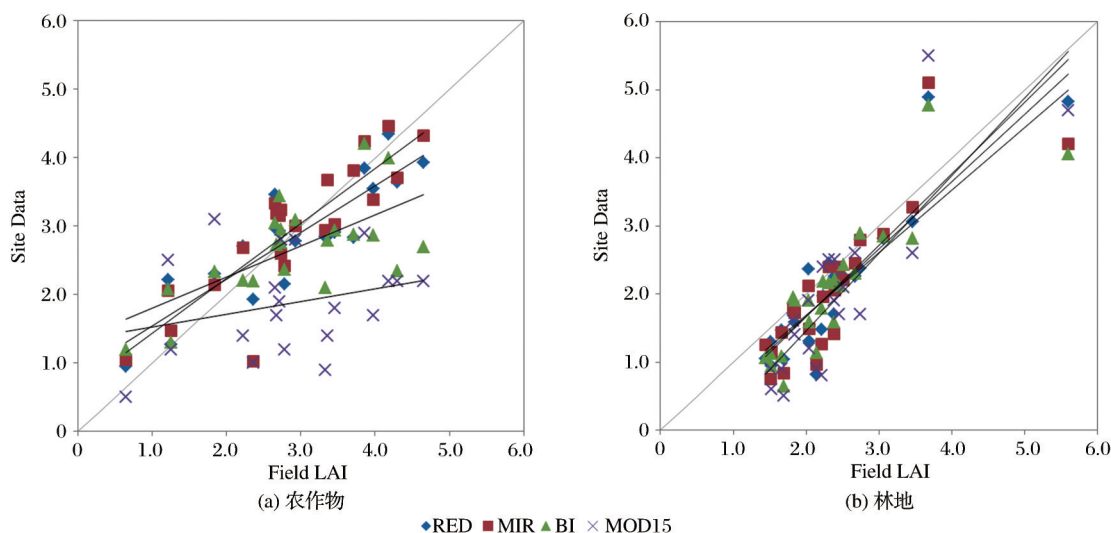
#### 4.3 地面实测值检验

对所有具有实测值的农作物试验区、林地站点

的中心像元反演结果结合地面测量值进行了检验分析, 结果如图 6 所示。

首先农作物植被类型(图 6(a)), 使用红光和近红外异质性指数的反演结果较为一致, 但同时使用两种异质性指数的反演结果离散程度要高于使用一种异质性指数的反演结果, MODIS LAI 数据的离散程度要明显高于本研究的反演结果。林地站点(图 6(b)), 本研究的 3 种反演结果均比较一致, MODIS LAI 数据的离散程度要略高于本研究的反演结果, 特别的 LAI 数值在 4.0 左右本研究反演结果要优于 MODIS LAI 数值。同时, 农作物反演结果同实测值的决定系数在 0.6~0.75 之间(参见表 6), MODIS LAI 同实测值的决定系数在 0.6 以内, 林地站点反演结果决定系数在 0.7~0.8 之间, MODIS LAI 同实测值的决定系数在 0.7 以内。表明本研究反演结果同实测值之间的相关性更强, 数值分布更一致。

同时对实测值与反演结果计算得到的均方根误差 Root Mean Square Error(RMSE)作分析, 如表 7 所列。由农作物 RMSE 数值可知, 反演结果的最大值为 0.799 6, 最小值为 0.513 8, MODIS 数据的数值为 1.319 1, 明显大于反演结果。同时林地反演结果的最大值为 0.642 3, 最小值为 0.561 6, MODIS 数据的数值为 0.837 4。另外, 农作物研究区同时使用两个波段异质性指数的反演结果 RMSE 数值, 相比

图 6 反演结果 LAI 与地面实测值散点数据分布 ( $\text{m}^2/\text{m}^2$ )Fig. 6 Ground measured and inversed LAI scatter plot ( $\text{m}^2/\text{m}^2$ )

较只使用一个波段异质性指数的结果要略高,说明农作物植被类型在同时使用两个波段的异质性指数进行反演会增加反演结果的不确定性,而林地植被类型对于异质性指数的不同使用方式没有明显直接的数值变化反馈。

表 7 反演结果 RMSE 数值分析

Table 7 Ground measured and inversed LAI RMSE

植被类型	RED	NIR	BI	MOD15
农作物	0.515 4	0.513 8	0.799 6	1.319 1
林地	0.561 6	0.642 3	0.608 0	0.837 4

## 5 讨 论

结合本文不同植被类型 LAI 反演结果,对 BRDF 模型和异质性指数作用特征进行了讨论,得到如下结论:

①以光谱异质性作为驱动的植被参数遥感反演过程,多角度观测数据是起决定性作用的信息源,如何重建或还原植被冠层辐射分布特征,合理的 BRDF 模型是定量建模分析的关键所在。改进现有 BRDF 模型,建立不同植被类型各自适用的多尺度 BRDF 数值模型是有必要的研究工作,使用 RTLSR 模型时存在热点效应低估问题,特别是 ANIX 指数是热点和冷(暗)点的归一化指数,如果热点效应被低估,必将影响到冠层二向反射分布异质性特征的客观描述,进而影响植被反演结果的精度和真实性。现在这一问题已被相关专家有效解决<sup>[28]</sup>,通过使用必要的先验数据,可以实现模型体散射核函数的合理重建,进而获得理想精度的冠层

热点分布特征,本文拟在后续研究和工作中进行系统的更新和改进。同时为了能够由遥感观测获得真实的植被生长、存在状态,后续研究考虑增加使用多源多传感器的多角度观测数据,使得植被冠层辐射特征建模更客观。②基于统计学方法,考虑实际地表覆盖的空间异质性过程,充分利用地面观测数据、耦合遥感多源数值产品的时序动态及空间分布变异特征,有依据的改进关键时间节点植被生长状态或空间点位数值的不确定性,同样有应用实践意义。③可以将合成孔径雷达 SAR、激光雷达 LiDAR 等数据提取的植被结构参数引入反演模型,以弥补光学遥感信号的不足。同时将地表植被覆盖分类信息引入建模过程,以完善植被动态演变可分析的作用过程。以及针对反演结果的时间序列波动变化,分析特定植被生长趋势的完整性和连续性,植被物候响应特征等均是后续有价值的研究工作。

## 6 结 论

通过本研究实践,明确使用遥感观测数据进行地表植被参数的建模和反演,有必要考虑植被冠层的 BRDF 特征,需要引入合理的 BRDF 形状指示参数用以修正诸如因观测几何条件的差异所导致的辐射信号不确定性。本文通过使用核驱动模型,引入 ANIX 异质性指数作为指示冠层 BRDF 分布的辅助特征信息,同时多角度及时序观测信息完整数据的使用,及基于数据机理的植被 LAI 估算方法,改进了 LAI 反演使用的物理驱动信息,数值结果更稳



定,检验精度有所提高。

# 参考文献 (References):

- [1] Chen J M, Black T A. Defining Leaf Area Index for Non-flat leaves[J]. Plant Cell and Environment, 1992, 15(4): 421-429.
- [2] Knyazikhin Y, Martonchik R B, Myneni, *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, 1998, 103(32): 257-275.
- [3] Ganguly S, Schull M A, Samanta A, *et al.* Generating Vegetation Leaf Area Index Earth System Data Record from Multiple Sensors Part 1: Theory[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(12): 4333-4343.
- [4] Wiegand C L, Richardson A J, Escobar D E, *et al.* Vegetation Indices in Crop Assessments[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 35(2-3): 105-119.
- [5] Tian Y. Evaluation of the Performance of the MODIS LAI and FPAR Algorithm with Multiresolution Satellite Data[D]. Boston: Boston University, 2002.
- [6] Wang D W, Wang J D, Liang S L. Retrieving Crop Leaf Area Index by Assimilation of MODIS Data Into Crop Growth Model[J]. Science China-Earth Sciences. 2010, 40(1): 73-83.
- [7] Peter Y. Data-based Mechanistic Modelling of Environmental, Ecological, Economic and Engineering Systems[J]. Environmental Modelling & Software, 1998, 13(2): 105-122.
- [8] [https://earthdata.nasa.gov/\[DB/OL\]](https://earthdata.nasa.gov/[DB/OL]).
- [9] [http://www-modis.bu.edu/brdf/userguide\[DB/OL\]](http://www-modis.bu.edu/brdf/userguide[DB/OL]).
- [10] Wanner W, Li X W, Strahler A H. On the Derivation of Kernels for Kernel-driven Models of Bidirectional Reflectance[J]. Journal of Geophysical Research, 1995, 100 (D10): 21077-21089.
- [11] Lucht W. Algorithm for Model Bidirectional Reflectance Anisotropies of the Land Surface[D]. MA. Boston: Boston University, 2001.
- [12] Roujean J L, Leroy M, Deschamps P Y. A Bidirectional Reflectance Model of the Earth's Surface for the Correction of Remote Sensing Data[J]. Journal of Geophysical Research, 1992, 97(D18): 20455-20468.
- [13] Lucht W, Schaaf C B, Strahler A H. An Algorithm for the Retrieval of Albedo from Space Using Semiempirical BRDF Models[J]. IEEE Transactions on Geosciences Remote Sensing, 2000, 38(2): 977-998.
- [14] Schaaf C B, Gao F, Strahler A H, *et al.* First Operational BRDF/Albedo Nadir Reflectance Products from MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1-2): 135-148.
- [15] He T, Liang S L, Wang D D, *et al.* Estimation of Surface Albedo and Directional Reflectance from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) Observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 119(16): 286-300.
- [16] Pisek J, Chen J M. Comparison and Validation of MODIS and VEGETATION Global LAI Products over four BigFoot Sites in North America[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 109(1): 81-94.
- [17] Widlowski J L, Robustelli M, Disney M, *et al.* The RAMI On-line Model Checker (ROMC): A Web-based Benchmarking Facility for Canopy Reflectance Models[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(3): 1144-1150.
- [18] Pinty B, Widlowski J L, Taberner M, *et al.* Radiation Transfer Model Intercomparison (RAMI) Exercise: Results from the Second Phase[J]. Journal of Geophysical Research, 2004, 109(D06210): 1-19.
- [19] Suits G H. The Calculation of the Directional Reflectance of Vegetative Canopy[J]. Remote Sensing of Environment, 1972 (2): 117-125.
- [20] Verhoef W. Theory of Radiative Transfer Models Applied in Optical Remote Sensing of Vegetation Canopies[D]. Netherlands: Wageningen Agricultural University, 1998.
- [21] Narendra S, Donald G, Deering W. Evaluation of a Canopy Reflectance Model for LAI Estimation Through Its Inversion[J]. IEEE Transactions on Geosciences Remote Sensing, 1985 (GE-23): 674-684.
- [22] Romanowicz R, Young P, Brown P, *et al.* A Recursive Estimation Approach to the Spatio-temporal Analysis and Modeling of Air Quality Data[J]. Environmental Modelling & Software, 2006, 21(6): 759-769.
- [23] Ochieng G M, Otieno F A. Data-based Mechanistic Modeling of Stochastic Rainfall-flow Processes by State Dependent Parameter Estimation[J]. Environmental Modelling & Software, 2009, 24(2): 279-284.
- [24] He L M, Chen J M, Pisek Jan, *et al.* Global Clumping Index Map Derived from the MODIS BRDF Product[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 119(16): 118-130.
- [25] Jin Y F, Gao F, Schaaf C B, *et al.* Improving MODIS Surface BRDF/Albedo Retrieval with MISR Multiangle Observations[J]. IEEE Transactions on Geosciences Remote Sensing, 2002, 40(7): 1593-1604.
- [26] Fang H L, Wei S S, Liang S L. Validation of MODIS and CYCLOPES LAI Products Using Global Field Measurement Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 119(16): 43-54.
- [27] Jiao Ziti, Schaaf C B, Dong Y, *et al.* A Method for Improving Hotspot Directional Signatures in BRDF Models Used for MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 186(1): 135-151.
- [28] Jiao Z T, Dong Y D, Crystal S B, *et al.* An Algorithm for the Retrieval of the Clumping Index (CI) from the MODIS BRDF Product Using an Adjusted Version of the Kernel-driven BRDF Model[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 209(1): 594-611.
- [29] Wang Z S, Schaaf C B, Sun Q, *et al.* Capturing Rapid Land Surface Dynamics with Collection V006 MODIS BRDF/NBAR/Albedo (MCD43) Products[J]. Remote Sensing of

- Environment, 2018, 207(15):50-64.
- [30] Chen Ping, Wang Jindi, Liang Shunlin. A Data-based Mechanistic Approach to Time-series LAI Modeling and Estimation [J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(3):505-519. [陈平, 王锦地, 梁顺林. 采用 DBM 方法的时间序列 LAI 建模与估算[J]. 遥感学报, 2012, 16(3):505-519.]
- [31] Jin Huaan, Wang Jindi, Bo Yanchen, *et al.* Estimation on Regional Maize Yield based on Assimilation of Remote Sensing Data and Crop Growth Model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(6):162-173. [靳华安, 王锦地, 柏延臣, 等. 基于作物生长模型和遥感数据同化的区域玉米产量估算[J]. 农业工程学报, 2012, 28(6):162-173.]
- [32] Jiao Ziti, Li Xiaowen, Wang Jindi, *et al.* Assessment of MODIS BRDF Shape Indicators[J], Journal of Remote Sensing, 2011, 15(3):432-456. [焦子颀, 李小文, 王锦地, 等. 评估 MODIS 的 BRDF 角度指数产品[J]. 遥感学报, 2011, 15(3):432-456.]

## Vegetation Leaf Area Index (LAI) Retrieval based on Data-based Mechanistic Model Using Remote Sensing Data

Guo Libiao<sup>1,2,3</sup>, Liu Guixiang<sup>1,2</sup>, Yun Xiangjun<sup>1,2</sup>, Zhang Yong<sup>1</sup>, Sun Shixian<sup>1,2</sup>

(1. *Institute of Grassland Research, Chinese Academy of Agriculture Sciences, Hohhot 010010, China;*

2. *Key Laboratory of Remote Sensing of Grassland and Agricultural Ecology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs PRC, Hohhot 010010, China;*

3. *College of Information Engineering, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010010, China)*

**Abstract:** Leaf Area Index (LAI) is the key indicator for ecological monitoring and application in agricultural production. Retrieve precision improved LAI using quantitative algorithms has been a comprehensive work for the ecological research. The paper developed a time series LAI inverse method by using Data-Based Mechanistic (DBM) modeling method and time series multi-angular remote sensing observations. Based on radiative transfer theory, the work used RossThick-LiSparse-Reciprocal (RTLSR) and Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves with Hotspot (SAILH) model to extract the vegetation canopy bidirectional reflectance character. The Anisotropic Index (ANIX) derived from MODIS BRDF product was used to express the directional reflectance signature of vegetation canopy, and the MOD09GA multi-angular remote sensing observation and MOD15A2 LAI products data were used together in time series LAI modeling and estimation. Typical vegetation sites data are used to make validation of the LAI inversion. The basic inversion results shows that: (1) Time series multi-angular observation data combined with DBM LAI inversion method can be used to improve the integrity of LAI estimation in time series. The developed method can reduce the disturbance from observation data noise in DBM modeling and estimation. (2) Anisotropic index data enriched the vegetation canopy directional reflectance signature. It not only works for improving the time series LAI inversion but also provides the surface bidirectional reflectance properties for the other relative land surface parameters retrieved. (3) The preliminary results are superior to the MODIS LAI product in time series integrity and data value stable.

**Key words:** Vegetation; Leaf Area Index (LAI); Time series; Radiative transfer; BRDF; DBM; Remote sensing retrieval