

引用格式: DU Yibo, ZHU Ruifei, GONG Jialong, *et al.* Retrieval of crop Leaf Area Index based on Jilin-1GP image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(4): 816-826. [杜一博, 朱瑞飞, 巩加龙, 等. 基于吉林一号光谱星影像的农作物叶面积指数反演[J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(4): 816-826.]  
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2023.4.0816

# 基于吉林一号光谱星影像的农作物叶面积指数反演

杜一博<sup>1,2</sup>, 朱瑞飞<sup>1,2</sup>, 巩加龙<sup>1,2</sup>, 王 栋<sup>1,2</sup>, 钟 兴<sup>1,2</sup>

(1. 长光卫星技术股份有限公司, 吉林 长春 130000;  
2. 吉林省卫星应用重点实验室, 吉林 长春 130000)

**摘要:** 吉林一号光谱星的发射提高了我国对地观测能力, 并且在农业定量反演方面具有较大的潜力, 为了准确、有效地反演农作物关键参数, 分析吉林一号光谱星影像的反演能力具有重要意义。以内蒙古乌拉特前旗、正蓝旗、科尔沁右翼前旗的农田为研究区, 基于吉林一号光谱星影像, 使用优化后的PROSAIL模型和曲线匹配算法, 对不同物候期内的玉米和水稻叶面积指数(LAI)进行了反演, 并结合实测LAI数据进行了精度验证。结果表明: 优化后的PROSAIL模型其参数范围和参数步长更适用于农作物LAI反演, 在保证精度的前提下精简了查找表的容量; 基于特征值的曲线匹配算法在空间分布高度一致、误差绝对值均值为0.41的情况下, 计算效率平均提高了41.43%; 研究区不同物候期内的玉米和水稻LAI反演精度 $R^2$ 为0.72~0.9, RMSE为0.32~0.49。其中, 玉米开花期精度最高( $R^2=0.9$ , RMSE=0.4), 玉米成熟期精度最低( $R^2=0.72$ , RMSE=0.47)。综上所述, 基于吉林一号光谱星影像反演农作物LAI具有精度高、误差小的特点, 研究结果可为该数据在农作物LAI精准反演方面提供科学方法和依据。

**关键词:** 吉林一号光谱星; 农作物; PROSAIL模型; 叶面积指数

**中图分类号:** TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2023)04-0816-11

## 1 引言

叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)被定义为单位地表面上所有叶片面积总和的一半<sup>[1]</sup>, 作为植被冠层重要的结构参数之一, 对于描述和分析植被光合、蒸腾、呼吸、碳循环和降雨截留等生物和物理过程具有重要的作用<sup>[2]</sup>。在农业遥感方面, LAI作为表征植被个体和群体特征的关键参数<sup>[3]</sup>, 被广泛的应用于长势监测、病害监测和产量估算等方面<sup>[4]</sup>。因此, 有效、准确的获取LAI对于农田的科学管理具有重要的意义。

目前, 利用遥感数据反演植被LAI的方法大致分为3种: 基于植被指数的经验模型法、基于植被辐

射传输特性的物理模型法<sup>[5]</sup>和机器学习法。其中, 经验模型法通常利用与植被参数相关性较强的敏感波段所构建的植被指数, 如归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)<sup>[6]</sup>, 比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)<sup>[7]</sup>, 叶绿素吸收比指数(Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index, MCARI)<sup>[8]</sup>等, 建立回归统计关系模型, 从而对LAI进行反演。苏伟等<sup>[9]</sup>基于Sentinel-2影像构建了单变量和多变量玉米冠层叶面积指数反演模型, 发现基于归一化差异光谱指数(NDSI)构建的单变量模型为最优反演模型。徐晓雨等<sup>[10]</sup>基于GF-1和Landsat 8影像, 运用3种回归方法对叶面积指数进行了反演, 结果表明基于地理加权回归的

收稿日期: 2022-09-03; 修订日期: 2023-06-28

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFE0127000), 吉林省遥感信息技术应用创新基地项目(20180623058TC), 吉林省西部典型湿地生态系统生态承载力遥感评估与应用(20210203176SF)。

作者简介: 杜一博(1993—), 男, 黑龙江双鸭山人, 硕士研究生, 主要从事植被定量遥感研究。E-mail: 940301442@qq.com

通讯作者: 朱瑞飞(1986—), 男, 山西朔州人, 博士, 主要从事遥感数据挖掘研究。E-mail: zhuruifei1105@163.com

方法效果最好。Masayasu等<sup>[11]</sup>基于植物结构时间序列指数(TIPS)构建了水稻LAI反演模型,结果表明TIPS可以提高水稻LAI的估算精度。经验模型法由于其简单、快速、易于操作的特点,得到了广泛使用,但拟合系数严重依赖实测数据,且受限于环境、场景和传感器等方面的影响,使其不具有普适性<sup>[12]</sup>。而物理模型法则是改进发展于辐射传输模型,通过输入植被理化参数、卫星传感器角度参数、土壤湿度参数等,模拟不同情况下植被冠层反射率,然后和遥感影像的反射率进行匹配,通过构建的代价函数,获取LAI值<sup>[13-14]</sup>。杨贵军等<sup>[15]</sup>基于PROBA/CHRIS数据,利用PROSAIL模型对春小麦LAI进行了反演,结果表明实测值与误差值较小。赫晓慧等<sup>[16]</sup>利用PROSAIL模型对2个大豆种群LAI进行了反演,结果表明反演结果总体精度较高,与实测值相关性较好。Fang等<sup>[17]</sup>基于Landsat ETM+数据,利用辐射传输模型使用不同波段组合估算LAI,结果表明与实测数据较为吻合。物理模型法由于物理意义明确,不受环境、作物种类的限制,因而具有较强的普适性,通常作为高精度反演植被LAI的首选方法<sup>[18]</sup>。机器学习法是根据遥感数据和LAI的测量数据,建立输入输出数据对,通过训练得到最优的模型,从而对植被LAI进行反演<sup>[19]</sup>。Zhu等<sup>[20]</sup>基于前馈神经网络(FFNN),使用1981年7月至2011年12月的NDVI3g数据,生成了相应的LAI3g数据集,结果显示了满意的一致性( $p < 0.001$ ; RMEE = 0.68)。Xiao等<sup>[21]</sup>以CYCLOPES LAI和MODIS LAI产品融合后的LAI为训练数据,基于广义回归神经网络(GRNNs),使用MODIS反射率产品进行LAI的反演,结果表明LAI的准确性有很大的提高。Ma等<sup>[22]</sup>基于3种广泛使用的LAI产品(MODIS C6, GLASS V5, PROBA-V V1),使用K-Means聚类分析法和最小差异准则生成的LAI训练样本,基于4种机器学习模型对LAI进行了反演,结果表明,双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)为最佳反演模型。相较于经验模型法和物理模型法,机器学习法由于其解析数据能力较强,训练模型较为灵活,较高的计算效率,被广泛应用于农业遥感监测中。

总体来看,已有方法主要以Sentinel-2、Landsat 8、GF-1等卫星遥感影像为数据源,使用经验模型、物理模型或机器学习算法对单一作物的LAI进行反演,而以国产高分辨率卫星吉林一号光谱星(Jilin-

1GP)影像为数据源,使用物理模型对多种作物LAI进行反演的研究则未见报道。

因此,研究基于吉林一号光谱星(Jilin-1GP)多时相数据,以中国内蒙古乌拉特前旗、正蓝旗、科尔沁右翼前旗的农田为研究区域,使用优化后的PROSAIL模型对研究区域内的玉米和水稻LAI进行反演,结合野外实测LAI数据,对反演精度进行验证。在此基础上,对吉林一号光谱星(Jilin-1GP)数据反演能力进行评价,为LAI反演数据的选择提供新的思路。

## 2 研究区及数据

### 2.1 研究区概况

研究区位于中国内蒙古自治区乌拉特前旗、正蓝旗、科尔沁右翼前旗,境内为高原地貌,气候属于中温带大陆性季风气候,日照充足,积温较多,且雨水集中,雨热同期,主要种植作物有玉米、水稻、小麦、向日葵等。实测LAI区域位于乌拉特前旗的中西部区域( $40^{\circ}33'45'' \sim 41^{\circ}11'21''\text{N}$ 、 $108^{\circ}24'16'' \sim 109^{\circ}03'30''\text{E}$ ),正蓝旗的中部区域( $42^{\circ}21'05'' \sim 42^{\circ}55'39''\text{N}$ 、 $115^{\circ}30'3'' \sim 116^{\circ}12'26''\text{E}$ ),以及科尔沁右翼前旗的东部区域( $45^{\circ}50'10'' \sim 46^{\circ}20'25''\text{N}$ 、 $121^{\circ}44'27'' \sim 122^{\circ}24'19''\text{E}$ ),具体分布如图1所示。

### 2.2 遥感影像数据及预处理

吉林一号光谱星于2019年1月21日发射,包括光谱01星(Jilin-1GP01)和光谱02星(Jilin-1GP02),两颗卫星搭载了多光谱成像仪、短波、中波、长波红外相机,能够获取5 m、10 m、20 m、100 m、150 m 5种分辨率共26个波段的遥感影像,影像量化位数为12 bits,幅宽达到110 km。在2021年水稻和玉米生长期,为避免和实测LAI数据时间间隔过大导致较大误差的产生,选择时间间隔不大于6 d的吉林一号光谱星影像14幅,影像获取时间与LAI实测时间如表1所示。

吉林一号光谱星影像预处理过程主要分为辐射定标、大气校正、重采样和地理配准。首先,利用影像头文件中的定标系数对影像进行辐射定标处理。其次,使用ENVI5.1 FLAASH大气校正模块,通过输入相应的波谱响应函数,对影像进行大气校正处理。为了使得像元大小和实测样方大小能够匹配,本文将所使用的5 m、10 m、20 m分辨率影像统一重采样至10 m分辨率。最后,对影像进行了配准处理,使影像与实际地理位置偏移量小于1个

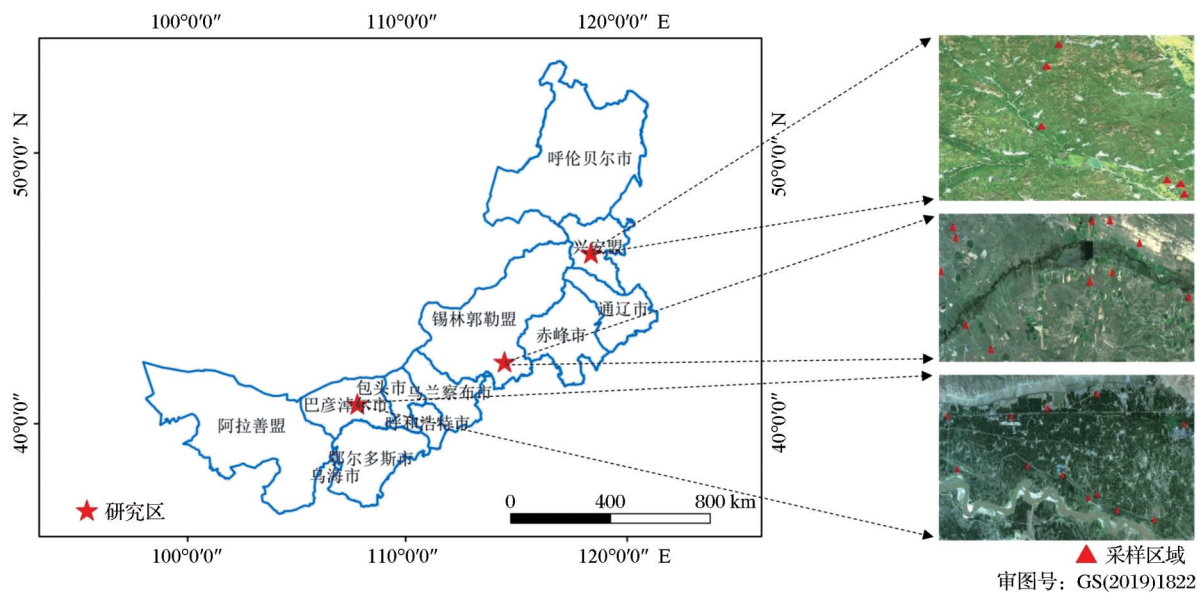


图 1 研究区及样点地理位置示意图

Fig.1 The location of study area and sampling points

表 1 影像获取时间与野外测量时间

Table 1 Image acquisition time and field measurement time

| 地点      | 作物类型  | 影像时间              | 实测时间                    |
|---------|-------|-------------------|-------------------------|
| 乌拉特前旗   | 玉米    | 7月18日~7月20日、8月19日 | 7月15日~7月23日、8月20日~8月24日 |
| 正蓝旗     | 玉米    | 9月11日             | 9月9日~9月11日              |
| 科尔沁右翼前旗 | 玉米、水稻 | 9月11日、9月17日       | 9月13日~9月17日             |

像元。

**2.3 野外实测数据及预处理**

研究使用美国 LI-COR 公司生产的 LAI-2200C 植被冠层分析仪,对研究区内的玉米和水稻进行 LAI 实测。在农田中心区域设置 5 个样方,样方大小设置成边长为 10 m 的正方形,样方内以 3 m

为间隔分 3 行,每行 10 个点位进行 LAI 实测,由于玉米和水稻种植地块存在垄沟,为了消除其对 LAI 反演产生的影响,每行以波浪形式进行排列,每个样方共计测量 30 个点位,测量过程中使用 GPS 记录每个点位的经纬度坐标,样方及实测点位分布情况如图 2 所示。

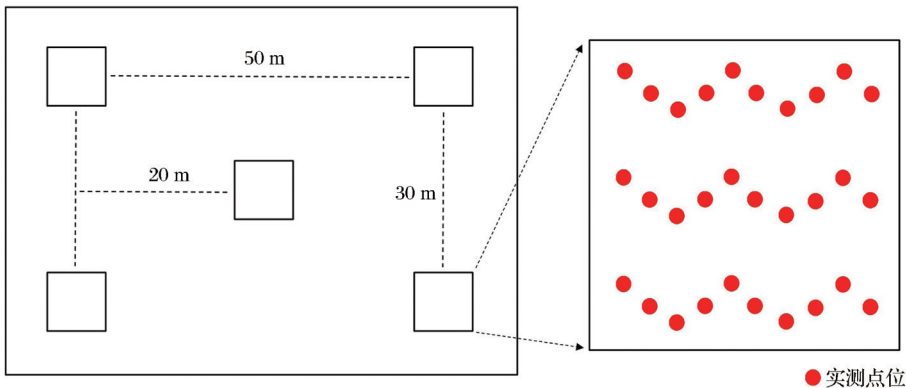


图 2 样方及实测点位分布图

Fig.2 Distribution map of plots and measured points

每次测量时间段在 10:00~14:00,选择晴朗无云的天气,利用 4A 方法使用 90°视野帽进行 LAI 实测。实测数据使用官方提供的 FV2200 软件([www.licor.com/2200C-software](http://www.licor.com/2200C-software))进行散射校正、删除异常值等的处理,最后转换为点矢量。由于样方与像元位置并不重合,每个像元对应的实测 LAI 个数实



际并不一致,为了保证实测数据的有效性,计算像元范围内实测 LAI 值均值,作为该像元的实测 LAI 值。

### 3 研究方法

#### 3.1 PROSAIL 模型参数范围及步长优化

PROSAIL 模型是由 PROSPECT<sup>[23]</sup> 和 SAILH<sup>[24]</sup> 模型共同耦合而成的植被辐射传输模型,其中 PROSPECT 模型是基于 Allen 平板模型发展而来的叶片光学模型,通过输入叶片结构参数(Ns)、叶绿素 ab 含量(Cab)、等效水厚度(Cw)等参数,模拟叶片在 400~2 500 nm 处的上下行辐射通量,从而得到叶片的反射率和透射率;SAILH 模型发展于 SAIL<sup>[25]</sup> 模型,是一个冠层二向反射率模型,通过引入热点参数(Hotspot)从而更好的对模型进行了改进,结合 PROSPECT 模型反演得到的叶片反射率和透射率,输入叶面积指数(LAI)、平均叶倾角(ALA)、土壤亮度(Psoil)等参数,最终得到植被冠层反射率,PROSAIL 模型输入参数如表 2 所示。

表 2 PROSAIL 模型输入参数

Table 2 PROSAIL model input parameters

| 参数符号    | 参数名称      | 单位                        |
|---------|-----------|---------------------------|
| Ns      | 叶片结构参数    |                           |
| Cab     | 叶绿素 ab 含量 | $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ |
| Car     | 类胡萝卜素含量   | $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ |
| Cbrown  | 褐色素含量     | $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ |
| Cw      | 等效水厚度     | cm                        |
| Cm      | 干物质含量     | $\text{g}/\text{cm}^2$    |
| LAI     | 叶面积指数     |                           |
| ALA     | 平均叶倾角     | °                         |
| Psoil   | 土壤亮度参数    |                           |
| Hotspot | 热点参数      |                           |
| tts     | 太阳天顶角     | °                         |
| tto     | 观测天顶角     | °                         |
| psi     | 相对方位角     | °                         |

PROSAIL 模型通过输入一定取值间隔的参数,可以获得与 LAI 相对应的植被冠层反射率曲线库。使用遥感影像获得的植被冠层反射率曲线,通过代价函数遍历迭代对库进行查找,可以获得与之唯一对应的 LAI 值,此种方法称之为查找表法(LUT)<sup>[26]</sup>。查找表(LUT)法可以简化复杂的反演过程,大幅提高反演效率<sup>[27]</sup>,本文使用查找表法对研究区内植被 LAI 进行反演。

PROSAIL 模型输入参数众多,包含叶片结构参数(Ns)、叶面积指数(LAI)、平均叶倾角(ALA)

等 13 个参数,受客观条件制约,无法获得所有地块植被参数的具体值,因此,需要确定每个参数的覆盖范围,通过设置一定步长,来尽可能对不同情况下的植被冠层反射率进行全面模拟。依据相关研究<sup>[28]</sup>,叶片结构参数(Ns)与叶肉内部的细胞排列有关,在 1~3 之间,叶片结构参数值大于 2.5,代表内部结构混乱的衰老叶片,研究区内的玉米和水稻均处于生长期,因此叶片结构参数(Ns)范围设置为 1~2.5;褐色素含量(Cbrown)依据经验,取值为 0.2;根据王锦地等<sup>[29]</sup>的研究,包括玉米、水稻等作物全生育周期 LAI 均值最大值为 6.04,考虑到 LAI 最大值会大于均值,因此 LAI 范围设置为 0~7.25;土壤亮度参数(Psoil)是表示土壤干燥程度的参数,其范围为 0~1,分别表示了水分饱和的湿土和干土,针对地块种植的不同作物,玉米和水稻分别取经验值 0.4 和 0.1;平均叶倾角(ALA)和热点参数(Hotspot)在实测 LAI 时已同步获取,其中热点参数(Hotspot)为叶尺度与冠层高之比;太阳天顶角(tts)、观测天顶角(tto)、相对方位角(psi)可通过影像头文件获取。

依据欧委会实验室和相关机构实测获取的 331 个叶片样本,代表了 45 个不同物种的叶片生化参数 LOPEX 93 数据库,确定了其余植被参数的范围。由于 LOPEX 93 数据库包含了众多物种,本文仅对其中的农作物进行了研究。其中,叶绿素 ab 含量(Cab)范围设置为 5~85  $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ ;经分析发现,类胡萝卜素含量(Car)与叶绿素 ab 含量(Cab)有较强的线性关系,其散点图如图 3 所示,因此类胡萝卜素含量(Car)用叶绿素 ab 含量(Cab)通过拟合公式来代替;等效水厚度(Cw)范围设置为 0.001~0.051 cm;干物质含量(Cm)范围设置为 0.001~0.021  $\text{g}/\text{cm}^2$ 。

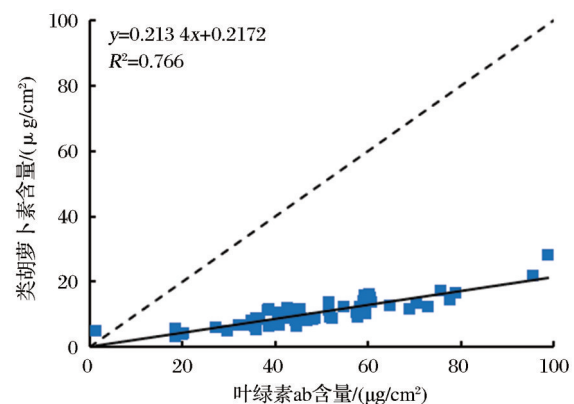


图 3 类胡萝卜素与叶绿素 ab 含量关系

Fig.3 Relationship between carotenoids and chlorophyll ab content

在参数范围确定的情况下,参数步长的大小决定了查找表的精细程度和容量大小,因此对各个参数进行敏感性分析来确定适宜的参数步长。敏感性分析是通过定性或定量的分析参数变化对结果产生的影响程度,来评价结果对参数变化的敏感程度,对于模型的参数优化、构建优化、结构优化等方

面具有重要的研究意义<sup>[30]</sup>。敏感性分析一般分为局部敏感性分析和全局敏感性分析<sup>[31]</sup>,其中,局部敏感性分析是分析单个参数变化对于结果的影响程度,具有方便、快捷、易操作的特点,因此本文使用局部敏感性分析来确定各个参数步长的大小,分析结果如图4所示。

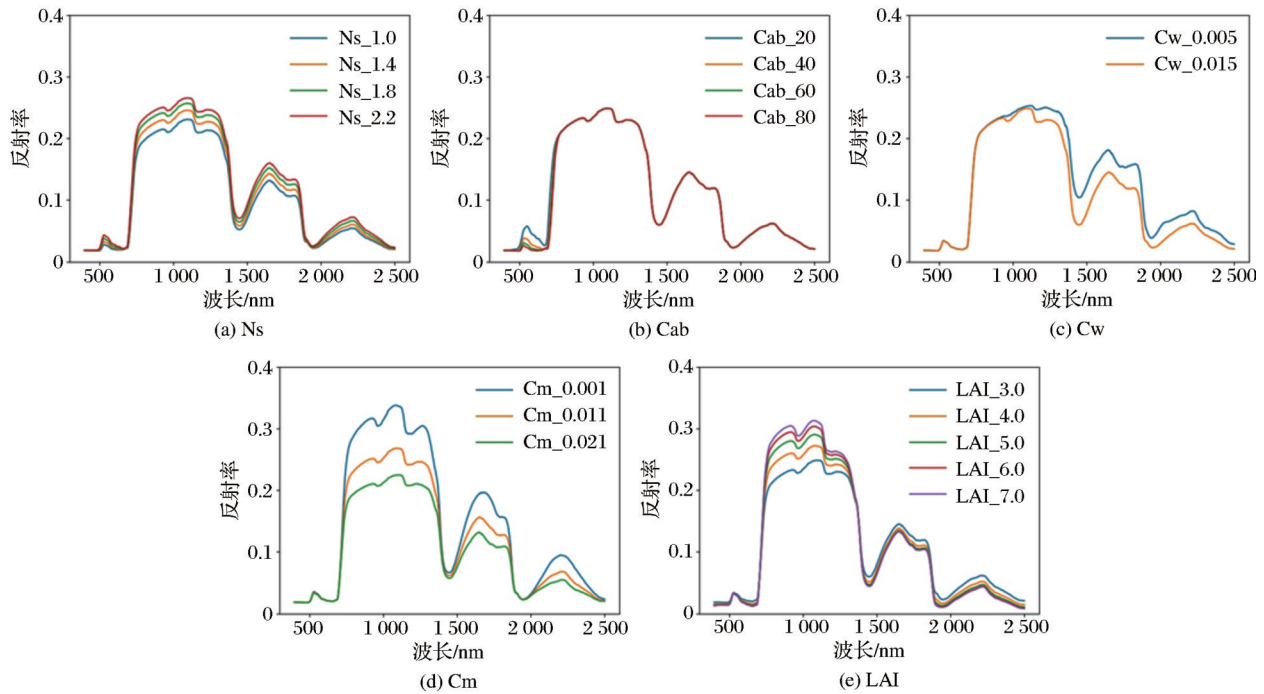


图4 PROSAIL模型参数敏感性分析

Fig.4 Sensitivity analysis of PROSAIL model parameters

由图4可知,随着叶片结构参数(Ns)以0.4为步长逐渐增大,植被冠层反射率曲线在400~2 500 nm处有着较为明显的变化,表明其在全局范围内均有较为敏感的影响,因此将步长设置为0.1;叶绿素ab含量(Cab)在以20为步长逐渐增大时,植被冠层反射率曲线仅在500~700 nm处有着较为明显的变化,考虑其参数范围较大,依旧将步长设置为20;等效水厚度(Cw)在以0.01为步长逐渐增大时,植被冠层反射率曲线在400~800 nm处几乎无变化,在800~2 500 nm处变化较为明显,因此将步长设置为0.025;干物质含量(Cm)在以0.01为步长逐渐增大时,植被冠层反射率曲线在400~700 nm处几乎无变化,而在700~2 500 nm处变化极为明显,因此将步长设置为0.005;LAI在以1为步长逐渐增大时,植被冠层反射率曲线在全局均有较为明显的变化,且在700~1 300 nm处变化极为明显,因此将步长设置为0.29。至此,PROSAIL模型的参数范围和步长已全部优化完成,如表3所示。

表3 PROSAIL模型输入参数范围及步长

Table 3 PROSAIL model input parameter range and step size

| 参数符号    | 参数名称    | 参数值或范围      | 参数步长  | 单位                        |
|---------|---------|-------------|-------|---------------------------|
| Ns      | 叶片结构参数  | 1~2.5       | 0.1   |                           |
| Cab     | 叶绿素ab含量 | 5~85        | 20    | $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ |
| Car     | 类胡萝卜素含量 | 由拟合公式代替     |       | $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ |
| Cbrown  | 褐色素含量   | 0.2         |       |                           |
| Cw      | 等效水厚度   | 0.001~0.051 | 0.025 | cm                        |
| Cm      | 干物质含量   | 0.001~0.021 | 0.005 | $\text{g}/\text{cm}^2$    |
| LAI     | 叶面积指数   | 0~7.25      | 0.29  |                           |
| ALA     | 平均叶倾角   | 实测获取        |       | °                         |
| Psoil   | 土壤亮度参数  | 玉米0.4、水稻0.1 |       |                           |
| Hotspot | 热点参数    | 实测获取        |       |                           |
| tts     | 太阳天顶角   | 影像头文件获取     |       | °                         |
| tto     | 观测天顶角   | 影像头文件获取     |       | °                         |
| psi     | 相对方位角   | 影像头文件获取     |       | °                         |

### 3.2 曲线匹配算法优化

由敏感性分析可知,随着各参数值的变化,植被冠层反射率曲线在500~1 000 nm处有着明显的

变化,结合吉林一号光谱星影像各波段的中心波长大部分集中于此范围,因此选用500~1 000 nm处的植被冠层反射率曲线进行匹配。

最优的曲线匹配方法即为点对点匹配,此方法精度高、误差小,但面对遥感影像中巨量的像元个数,则会产生计算量大,效率低的问题,无法应用到实际反演中。为了提高计算效率,缩短匹配时间,需要对曲线匹配算法进行改进。

最理想的情况是将一条曲线用1个特征值进行表示,则曲线的匹配就转换为特征值的匹配,差值最小的2个特征值所代表的曲线即为最匹配曲线。但在实际操作中,无论对反射率曲线中各个波段反射率值进行怎样的组合计算,其反演结果与实测值均有极为巨大的差异,且反演结果影像目视解译效果几乎为整幅的斑点噪声影像。通过不断的迭代对比分析,最终发现,当特征值数量为反射率曲线中波段数量的一半时,特征值匹配与点对点匹配反演结果几乎无差异,并且目视解译效果与实际分布几乎一致。本文中吉林一号光谱星影像在500~1 000 nm处所选波段为8个,因此特征值的数量应为4个,且特征值的构建方式为两个波段反射率差值与和的比值。由上述局部敏感性分析可知,一些参数在某个波段范围内几乎无变化,因此,在构建特征值时,应注意此问题,避免特征值的分子为0的情况发生。

为此,结合敏感性分析提出了基于特征值的曲线匹配方法,该方法可以大幅提升计算效率,缩短匹配时间,特征值计算方法如公式(1)~(4)所示:

$$T_1 = \frac{\text{Band842} - \text{Band562}}{\text{Band842} + \text{Band562}} \quad (1)$$

$$T_2 = \frac{\text{Band865} - \text{Band665}}{\text{Band865} + \text{Band665}} \quad (2)$$

$$T_3 = \frac{\text{Band783} - \text{Band708}}{\text{Band783} + \text{Band708}} \quad (3)$$

$$T_4 = \frac{\text{Band945} - \text{Band740}}{\text{Band945} + \text{Band740}} \quad (4)$$

其中:Band562、Band665、Band708、Band740、Band783、Band842、Band865、Band945分别为影像相应中心波长处的植被冠层反射率值; $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$ 、 $T_4$ 分别为计算得到的特征值。

基于优化好的参数范围和步长,对运行PRO-SAIL模型所得到的曲线库利用卫星光谱响应函数进行归一化处理。分别计算影像和曲线库的特征值并进行匹配,方法如公式(5)所示,误差绝对值之和最小的曲线所对应的LAI值,即为反演得到的

LAI值。

$$\text{Sum}_T = \sum |T_{i_{\text{image}}} - T_{i_{\text{LUT}}}|, i = 1, 2, 3, 4 \quad (5)$$

其中: $\text{Sum}_T$ 为特征值差值绝对值之和; $T_{i_{\text{image}}}$ 和 $T_{i_{\text{LUT}}}$ 分别为影像和曲线库的特征值。

## 4 结果与分析

### 4.1 曲线匹配算法优化效果分析

为了对比分析曲线匹配算法优化前后的效果,并使结果具有代表性,分别选取了乌拉特前旗、正蓝旗、科尔沁右翼前旗不同大小的局部区域进行了LAI反演,并对反演结果从空间分布一致性、反演结果差异性、效率提升大小、精度变化大小、目视解译效果这五个方面进行评价,反演结果及差值占比绝对值影像如图5所示。

由图5可知,3个区域曲线匹配算法优化前后的反演结果空间分布高度一致,对于植被和非植被区域有着较好的区分效果,但优化前反演结果存在少量噪声,且对于田间道路的区分相对模糊,而优化后的反演结果更加平滑,噪声大幅减少,田间道路区分更为明显,反演效果更加理想;对3个区域优化前后的反演结果进行差值及差值占比统计,其差值绝对值均值分别为0.51、0.32、0.4,平均为0.41。差值占比绝对值均值分别为10.03%、6.21%、7.82%,平均为8.02%。结果表明优化前后的反演结果差异性较小;3个区域影像像元的行列数分别为409×387、667×528、454×561,其反演时间分别由448 s、951 s、752 s缩短至266 s、555 s、436 s,效率分别提升了40.63%、41.64%、42.02%,平均效率提升了41.43%,表明优化后的匹配算法可以大幅提升匹配效率,缩短计算时间;在优化前后精度变化大小方面,3个区域反演结果 $R^2$ 分别由0.75、0.72、0.72变为0.77、0.70、0.73;RMSE分别由0.49、0.43、0.42变为0.43、0.44、0.4。结果表明曲线匹配算法在优化前后的精度变化上差异不大;在目视解译效果上,3个区域优化前反演结果的大小符合地物种类及其分布情况,但对处于农田中的小路区分不够明显,而优化后的反演结果不仅符合实际情况,对于田间道路等非植被区域可以更好的区分,目视解译效果更加优异,这在乌拉特前旗局部区域反演结果上体现的尤为明显。

优化后的反演结果减少了噪声并提升了目视解译效果,其原因可能在于卫星成像过程中受各种影响存在一定畸变和失真,反映在影像像元值上会



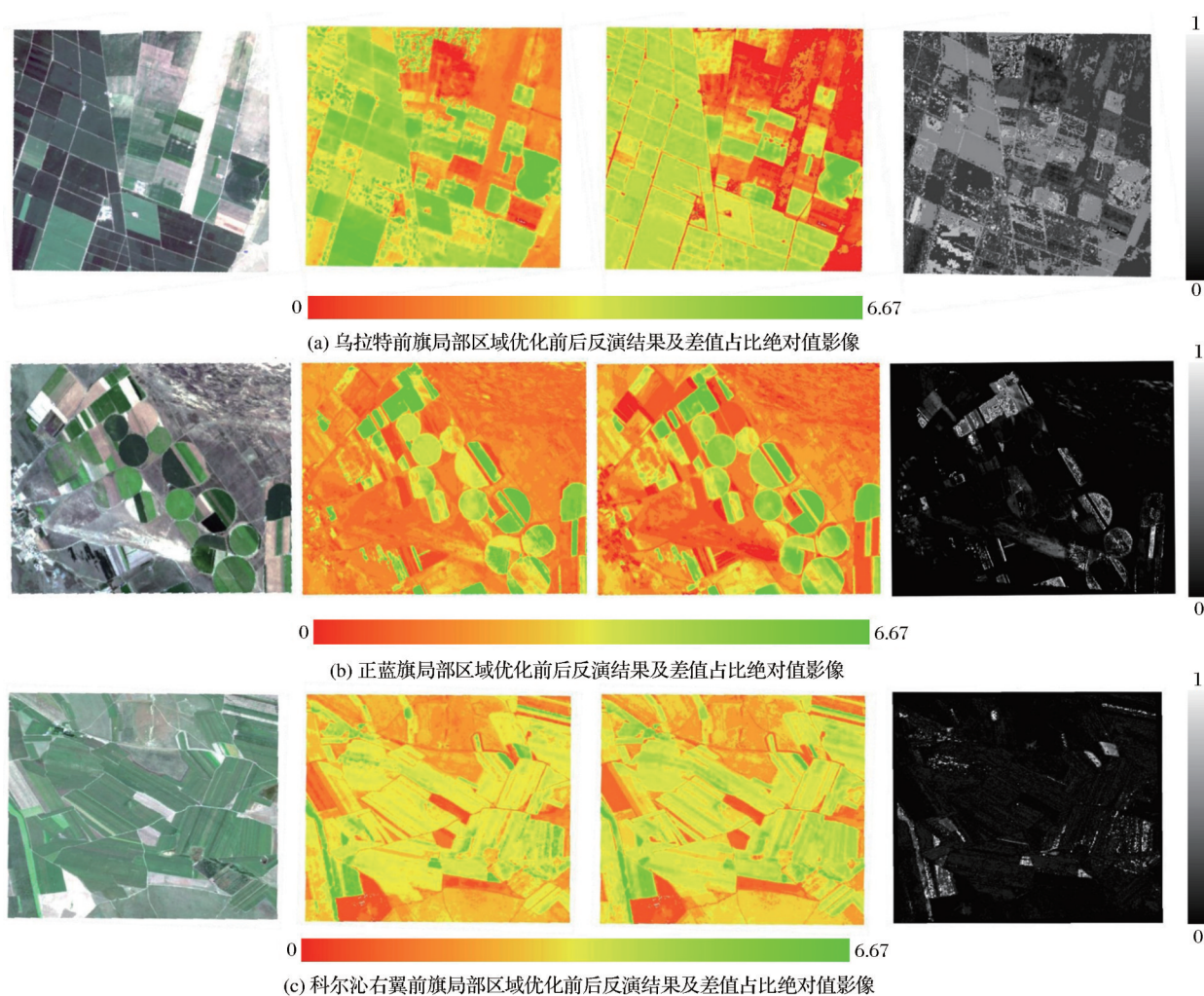


图5 匹配算法优化前后反演结果及差值占比绝对值影像

Fig.5 Images of inversion results and absolute difference ratio before and after matching algorithm optimization

导致其偏大或偏小,进而影响到曲线点对点匹配的精度,使得反演结果产生了噪声并降低了目视解译效果,而特征值通过计算两个波段反射率差值与和的比值,弱化了畸变和失真产生的影响,并对反演结果起到了平滑作用,从而减少了噪声的产生,同时,优化前后反演结果的差异性一部分也来源于噪声的减少。

上述分析结果表明,曲线匹配优化算法在反演结果空间分布高度一致、差异性较小的情况下,有着更高的匹配效率和更好的目视解译效果,且不受区域位置和影像大小的影响,表明提出的优化方法具有可行性和有效性,可以用于植被 LAI 的反演。

#### 4.2 LAI反演精度分析

为了验证吉林一号光谱星影像基于优化后的 PROSAIL 模型和曲线匹配算法反演植被 LAI 的精度,分别对乌拉特前旗、正蓝旗、科尔沁右翼前旗处于不同物候期的玉米和水稻进行了 LAI 反演,并利

用实测数据对反演结果进行了验证,最后采用决定系数( $R^2$ )和均方根误差(RMSE)作为精度评价指标对反演结果进行评价。

2021年7月和8月分别对乌拉特前旗研究区域内的玉米进行了多次 LAI 实测,此时玉米分别处于开花期和灌浆期,不同物候期及其总体 LAI 反演精度如图6所示。

经异常值等的剔除,开花期实测点位 376 个,分布于 36 个像元中, LAI 反演结果决定系数  $R^2$  为 0.9, 均方根误差 RMSE 为 0.4; 灌浆期实测点位 394 个,分布于 41 个像元中, LAI 反演结果决定系数  $R^2$  为 0.75, 均方根误差 RMSE 为 0.49; 将两个物候期的数据进行整体分析,共有 770 个实测数据分布于 77 个像元中,其 LAI 反演结果决定系数  $R^2$  为 0.83, 均方根误差 RMSE 为 0.45。由上述结果可知,玉米开花期相较于灌浆期 LAI 反演结果更加优异,但玉米灌浆期 LAI 反演结果仍然具有较高的精度和较小的

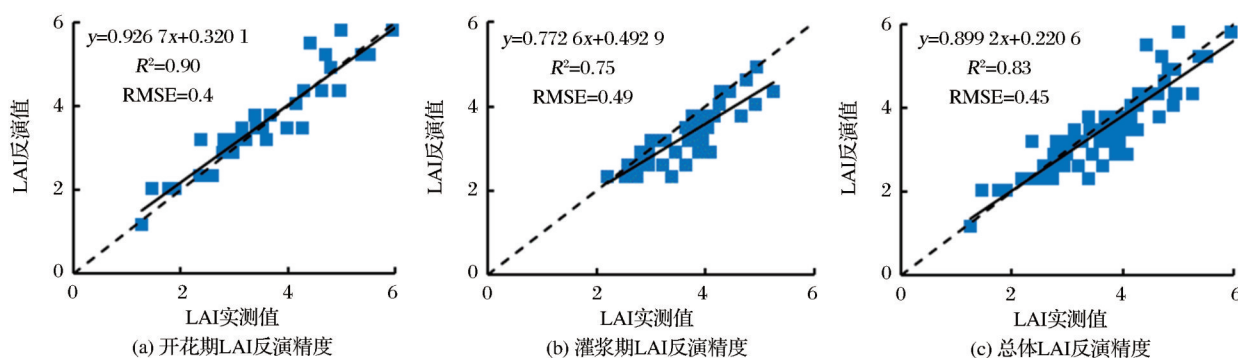


图6 乌拉特前旗玉米 LAI 反演精度

Fig.6 Inversion accuracy of maize LAI in Urad Front Banner

误差,且整体反演值与实测值吻合良好。

2021年9月对正蓝旗研究区域内的玉米进行了多次 LAI 实测,此时玉米处于灌浆期, LAI 反演精度如图 7 所示。

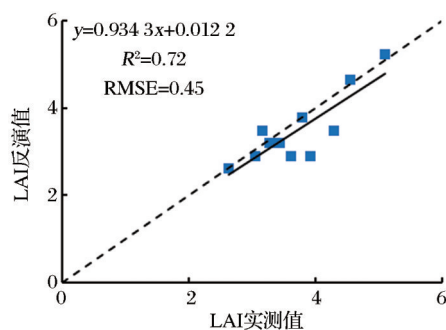


图7 正蓝旗玉米 LAI 反演精度

Fig.7 Inversion accuracy of maize LAI in Zhenglan Banner

经异常值等的剔除,实测点位 150 个,分布于 12 个像元中, LAI 反演结果决定系数  $R^2$  为 0.72,均方根误差 RMSE 为 0.45,反演结果依旧保持较高的精度,较小的误差,且和乌拉特前旗同时期玉米 LAI 反演精度较为一致。

2021年9月对科尔沁右翼前旗研究区域内的玉

米和水稻进行了多次 LAI 实测,此时玉米和水稻均处于成熟期, LAI 反演精度如图 8 所示。

经异常值等的剔除,玉米实测点位 790 个,分布于 46 个像元中, LAI 反演结果决定系数  $R^2$  为 0.72,均方根误差 RMSE 为 0.47;水稻实测点位 216 个,分布于 13 个像元中, LAI 反演结果决定系数  $R^2$  为 0.89,均方根误差 RMSE 为 0.32。由上述结果可知,成熟期水稻相较同时期玉米 LAI 反演结果更加优异,且玉米 LAI 反演精度和前两个区域灌浆期玉米 LAI 反演精度较为一致。

总体来看,基于吉林一号光谱星影像,使用本文提出的优化方法对玉米和水稻 LAI 进行反演,在不同区域、不同物候期内  $R^2$  保持在 0.72~0.9 之间, RMSE 保持在 0.32~0.49 之间。其中,玉米开花期和水稻成熟期 LAI 反演精度较为一致,玉米灌浆期和成熟期 LAI 反演精度较为一致。上述分析结果表明,吉林一号光谱星影像在植被 LAI 反演方面具有精度高,误差小的特点,可以满足高精度反演植被 LAI 的需求,为高精度反演植被 LAI 数据的选择提供了新的方向。

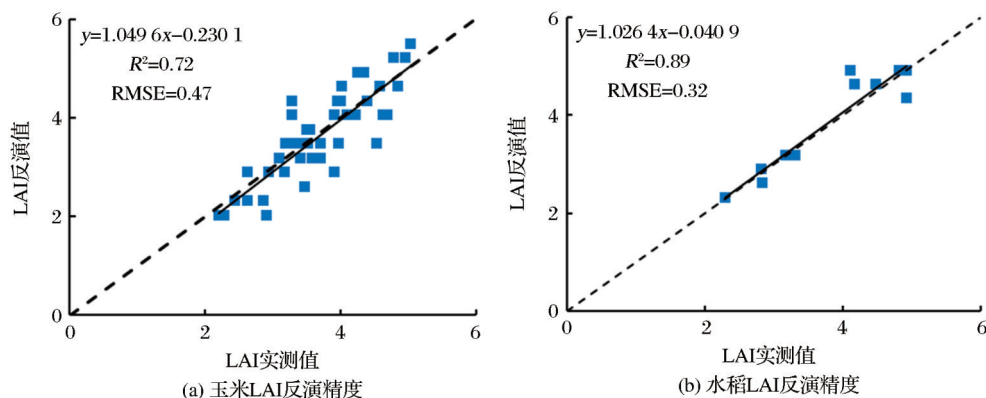


图8 科尔沁右翼前旗玉米和水稻 LAI 反演精度

Fig.8 Inversion accuracy of maize and rice LAI in Horqin Right Front Banner



## 5 讨论与展望

基于吉林一号光谱星影像,通过优化PROSAIL模型的参数范围和参数步长,结合构建的特征值匹配算法,对处于不同生育期,不同区域的玉米和水稻LAI进行了反演,得到如下结果并对后续进行了展望:

(1)优化后的PROSAIL模型其参数范围和参数步长更加适用于农作物LAI反演,且在保证精度的前提下精简了查找表的容量,变相提高了计算效率。但褐色素含量(Cbrown)和土壤亮度参数(Psoil)随着物候期的变化和作物种类的不同而各不相同,取经验固定值会一定程度影响植被冠层反射率值的准确性,进而影响植被LAI反演结果的精度和误差大小。为了提高植被LAI反演的准确性,后续研究将考虑通过对褐色素含量(Cbrown)设置参数范围和参数步长,并对土壤湿度比例进行反演来确定土壤亮度参数(Psoil)值,使得构建的查找表更加客观真实。

(2)构建的特征值曲线匹配算法虽然大幅度提高了计算效率,但优化前后的结果仍然存在较小的差异性,降低了LAI反演的精度。为了提高植被LAI反演的准确性,后续研究将考虑对曲线匹配算法优化前后误差的大小进行量化分析,并对反演结果进行相应的补偿。

(3)参数步长的优化仅使用了局部敏感性分析法,此方法仅是分析单个参数的变化对模型结果的影响程度,但忽略了参数之间的相互耦合作用对模型结果产生的影响,因此会弱化某些关键参数的作用。为了更合理的设置参数的步长,分析每个参数以及参数之间相互作用对模型结果产生的影响,后续研究将联合使用局部敏感性分析和全局敏感性分析设置更加合理的参数步长。

(4)优化后PROSAIL模型和特征值匹配算法的有效性仅在吉林一号光谱星影像上得到了验证,鉴于不同卫星影像之间存在差异性,其结果也可能存在较大的不同。为了验证优化方法的普适性,后续研究将会同步应用于不同卫星影像,并对比分析不同卫星影像使用优化方法前后的精度、误差变化大小。

(5)为了验证吉林一号光谱星影像反演其他作物LAI精度的大小,后续研究将对小麦、高粱等作物全生育周期LAI进行反演,并进行精度的评价。同时,分析作物不同物候期LAI大小及其变化趋

势,对于作物物候期和长势状况监测同样具有研究价值。

## 6 结论

优化后的PROSAIL模型其参数范围和参数步长更适用于农作物LAI反演,在保证精度的前提下精简了查找表容量;基于特征值的曲线匹配算法在空间分布高度一致、差异性较小的情况下,有着更高的匹配效率和更好的目视解译效果,且不受区域位置和影像大小的影响;吉林一号光谱星影像基于优化后的PROSAIL模型和曲线匹配算法反演作物LAI具有精度高,误差小的特点,研究结果可为作物LAI精准反演提供科学方法和依据。

### 参考文献(References):

- [1] DUAN S B, LI Z L, WU H, *et al.* Inversion of the PROSAIL model to estimate Leaf Area Index of maize, potato, and sunflower fields from unmanned aerial vehicle hyperspectral data [J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2014, 26: 12-20.
- [2] CHENG Xue, HE Bingyan, HUANG Yaohuan, *et al.* Estimation of maize Leaf Area Index based on UAV hyperspectral data [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34 (4): 775-784. [程雪, 贺炳彦, 黄耀欢, 等. 基于无人机高光谱数据的玉米叶面积指数估算 [J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34 (4): 775-784.]
- [3] YANG Bangjie, PEI Zhiyuan. Definition and remote sensing monitoring of crop growth [J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 1999, 15(3): 214-218. [杨邦杰, 裴志远. 农作物长势的定义与遥感监测 [J]. *农业工程学报*, 1999, 15(3): 214-218.]
- [4] WUMUTI Aishanjiang, MAIMAITI Shawuti, CHEN Shuisen, *et al.* Leaf Area Index inversion of winter wheat based on GF-1/2 satellite data [J]. *Journal of Crops*, 2020, 46(5): 787-797. [吾木提·艾山江, 买买提·沙吾提, 陈水森, 等. 基于GF-1/2卫星数据的冬小麦叶面积指数反演 [J]. *作物学报*, 2020, 46(5): 787-797.]
- [5] DONG Zhen, YANG Guijun, SUN Lin, *et al.* Application of multi-layer discrete anisotropic radiative transfer model in inversion of maize Leaf Area Index vertical distribution [J]. *Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences)*, 2021, 47(4): 439-450. [董震, 杨贵军, 孙林, 等. 多层离散各向异性辐射传输模型在玉米叶面积指数垂直分布反演中的应用 [J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 2021, 47(4): 439-450.]
- [6] ROUSE J W, HAAS R H, SCHELL J A, *et al.* Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS [C]// *Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, 1974, 1: 309-317.
- [7] JORDAN C F. Derivation of Leaf-Area Index from quality of

- light on the forest floor[J]. *Ecology*, 1969, 50(4): 663-666.
- [8] 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.
  - [9] SU Wei, HOU Ning, LI Qi, *et al.* Inversion of maize canopy Leaf Area Index based on Sentinel-2 remote sensing image[J]. *Agricultural Machinery Journal*, 2018, 49(1): 151-156. [苏伟, 侯宁, 李琪, 等. 基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(1): 151-156.]
  - [10] XU Xiaoyu, SUN Hua, WANG Guangxing, *et al.* Remote sensing inversion of Leaf Area Index in Kangbao County based on GF-1 and Landsat-8[J]. *Journal of Central South University of Forestry and Technology*, 2018, 38(1): 43-48. [徐晓雨, 孙华, 王广兴, 等. 基于 GF-1 与 Landsat-8 的康保县叶面积指数遥感反演研究[J]. *中南林业科技大学学报*, 2018, 38(1): 43-48.]
  - [11] MASAYASU M, KOKI H. Empirical regression models for estimating multiyear Leaf Area Index of rice from several vegetation indices at the field scale[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(6): 4764-4779.
  - [12] WU Qiong, BAO Yuhai, ZHANG Hongbin, *et al.* Accuracy validation of MODIS/LAI products based on PROSAIL model and HJ-1A-CCD2 Images[J]. *Grass Science*, 2014, 31(3): 399-407. [吴琼, 包玉海, 张宏斌, 等. 基于 PROSAIL 模型及 HJ-1A-CCD2 影像的 MODIS/LAI 产品精度验证[J]. *草业科学*, 2014, 31(3): 399-407.]
  - [13] ZHANG Mingzheng, SU Wei, ZHU Dehai. Research on inversion method of maize canopy Leaf Area Index and leaf Chlorophyll content based on PROSAIL model[J]. *Geography and Geographic Information Science*, 2019, 35(5): 28-33. [张明政, 苏伟, 朱德海. 基于 PROSAIL 模型的玉米冠层叶面积指数及叶片叶绿素含量反演方法研究[J]. *地理与地理信息科学*, 2019, 35(5): 28-33.]
  - [14] HUANG Chudi, LU Lei, LIU Yong, *et al.* Leaf Area Index inversion of maize field based on high resolution remote sensing image[J]. *Zhejiang Journal of Agriculture*, 2018, 30(2): 339-349. [黄楚荻, 鲁蕾, 刘勇, 等. 基于高分辨率遥感影像的玉米田叶面积指数反演[J]. *浙江农业学报*, 2018, 30(2): 339-349.]
  - [15] YANG Guijun, ZHAO Chunjiang, XING Zhurong, *et al.* LAI inversion of spring wheat based on PROBA/CHRIS remote sensing data and PROSAIL model[J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 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.]
  - [16] HE Xiaohui, FENG Kun, GUO Hengliang, *et al.* Comparison of Leaf Area Index inversion of different soybean populations based on PROSAIL model and BP neural network model optimized by genetic algorithm[J]. *Journal of Henan Agricultural University*, 2021, 55(4): 698-706. [赫晓慧, 冯坤, 郭恒亮, 等. 基于 PROSAIL 模型和遗传算法优化的 BP 神经网络模型的不同大豆种群叶面积指数反演比较[J]. *河南农业大学学报*, 2021, 55(4): 698-706.]
  - [17] FANG H L, LIANG S L, 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.
  - [18] LIU Zhenbo, ZOU Xian, GE Yunjian, *et al.* Rice LAI inversion using a random forest algorithm based on GF-1 WFV images[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, 33(3): 458-464. [刘振波, 邹娴, 葛云健, 等. 基于高分一号 WFV 影像的随机森林算法反演水稻 LAI[J]. *遥感技术与应用*, 2018, 33(3): 458-464.]
  - [19] 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.]
  - [20] ZHU Z C, BI J, PAN Y Z, *et al.* Global data sets of vegetation Leaf Area Index (LAI) 3g and Fraction of Photosynthetically Active Radiation (FPAR) 3g derived from Global Inventory Modeling and Mapping Studies (GIMMS) Normalized Difference Vegetation Index (NDVI3g) for the Period 1981 to 2011[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 927-948.
  - [21] XIAO Z Q, LIANG S L, WANG J D, *et al.* Use of general regression neural networks for generating the GLASS Leaf Area Index product From Time-Series MODIS Surface Reflectance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1): 209-223.
  - [22] MA H, LIANG S L. Development of the GLASS 250m Leaf Area Index product (version 6) from MODIS data using the bidirectional LSTM deep learning model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 273: 112985.
  - [23] JACQUEMOUD S, BARET F. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra[J]. *Remote Sensing Environment*, 1990, 34(2): 75-91.
  - [24] MYNENI R B, ROSS J. The Hot Spot Effect in Plant Canopy Reflectance[M]. Springer Verlag, 1991: 139-159.
  - [25] CHO M A, SKIDMORE A K, ATZBERGER C. Towards red-edge positions less sensitive to canopy biophysical parameters for leaf Chlorophyll estimation using properties optiques spectrales des feuilles (PROSPECT) and scattering by arbitrarily inclined leaves (SAILH) simulated data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(8): 2241-2255.
  - [26] LIU Yang, LIU Ronggao, CHEN Jingming, *et al.* Advances and prospects of remote sensing inversion of Leaf Area Index[J]. *Journal of Earth Information Science*, 2013, 15(5): 734-743. [刘洋, 刘荣高, 陈镜明, 等. 叶面积指数遥感反演研究进展与展望[J]. *地球信息科学学报*, 2013, 15(5): 734-743.]
  - [27] WANG Dongwei, MENG Xianzhi, WANG Jindi, *et al.* Advances in remote sensing inversion of Leaf Area Index[J]. *Journal of Wuyi University(Natural Science Edition)*, 2009, 23

- (4):47-52.[王东伟,孟宪智,王锦地,等.叶面积指数遥感反演方法进展[J].五邑大学学报(自然科学版),2009,23(4):47-52.]
- [28] GUO Xiaoyan. Quantitative inversion of apple canopy parameters based on HJ-1A-HSI data and PROSAIL model[D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2019.[郭晓燕.基于HJ-1A-HSI数据及PROSAIL模型的苹果冠层参数定量反演[D].泰安:山东农业大学,2019.]
- [29] WANG Jindi, ZHANG Ge, XIAO Yueting, *et al.* A priori knowledge of spatial-temporal distribution of crop growth parameters based on spectral database of ground objects[J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science Edition), 2007, 43(3):284-291.[王锦地,张戈,肖月庭,等.基于地物波谱库构造农作物生长参数的时空分布先验知识[J].北京师范大学学报(自然科学版),2007,43(3):284-291.]
- [30] WANG Lijuan, NIU Zheng. Study on parameter sensitivity of 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.]
- [31] MA Hanqing, ZHANG Kai, MA Chunfeng, *et al.* Research progress on parameter sensitivity analysis in ecological and hydrological models of remote sensing[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(2):286-298.[马瀚青,张琨,马春锋,等.参数敏感性分析在遥感及生态水文模型中的研究进展[J].遥感学报,2022,26(2):286-298.]

## Retrieval of Crop Leaf Area Index based on Jilin-1GP Image

DU Yibo<sup>1,2</sup>, ZHU Ruifei<sup>1,2</sup>, GONG Jialong<sup>1,2</sup>, WANG Dong<sup>1,2</sup>,  
ZHONG Xing<sup>1,2</sup>

(1.Chang Guang Satellite Technology Company Limited, Ltd, Changchun 130000, China;

2.Jilin Provincial Key Laboratory of Satellite Application, Changchun 130000, China)

**Abstract:** The launch of the Jilin-1GP satellite has enhanced China's Earth observation capabilities, and has great potential in agricultural quantitative inversion. To invert the key crop parameters accurately and effectively, it is of great significance to analyze the inversion capability of Jilin-1GP satellite images. The farmland of Urad Front Banner, Zhenglan Banner and Horqin Right Front Banner in Inner Mongolia were taken as the study area in this study, and based on the Jilin-1GP images, the optimized PROSAIL model and curve matching algorithm were used to invert the Leaf Area Index(LAI) of maize and rice in different phenological periods, and the accuracy was verified by combining the measured LAI data. Results showed that the parameter range and step size of the optimized PROSAIL model were more suitable for crop LAI inversion, and the capacity of the look-up table was reduced on the premise of ensuring the accuracy; The curve matching algorithm based on eigenvalues improved the computational efficiency by an average of 41.43% when the spatial distribution was highly consistent and the mean absolute value of the error was 0.41; The LAI inversion accuracies  $R^2$  of maize and rice in different phenological periods of the study area ranged from 0.72 to 0.9, and the RMSE ranged from 0.32 to 0.49. Among them, the precision of maize in the flowering stage was the highest ( $R^2=0.9$ , RMSE=0.4), and the precision of maize in the maturity stage was the lowest ( $R^2=0.72$ , RMSE=0.47). This study showed that the crop LAI inversion based on Jilin-1GP images had the characteristics of high precision and small error. The research results can provide scientific methods and basis for the accurate inversion of crop LAI with Jilin-1GP images.

**Key words:** Jilin-1GP; Crop; PROSAIL model; Leaf Area Index