

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.06.022

基于 PROSAIL 结合 VMG 模型的冬小麦叶面积指数反演方法

王 泉 轩¹ 卢 小 平¹ 杨 泽 楠¹ 高 忠¹ 王 璐¹ 张 博 文²

(1. 河南理工大学自然资源部矿山时空信息与生态修复重点实验室, 焦作 454003;
2. 河北省林业和草原调查规划设计院, 石家庄 050056)

摘要: 针对物理模型抗噪能力差且容易过拟合的问题, 提出一种 PROSAIL 模型结合 VMG (VARI (Visible atmospherically resistant index)、MGRVI (Modified green red vegetation index)、GRRI (Green red ratio index)) 多元回归模型反演冬小麦叶面积指数 (Leaf area index, LAI) 方法。实验基于无人机影像 (Unmanned aerial vehicles, UAV), 选择河南省焦作市东南部的山阳区为实验区, 结合实测 2 个生育期冬小麦 LAI 数据。首先, 构建 RGB 植被指数模型, 选取其中最优 VMG 模型反演冬小麦 LAI; 然后, 对 PROSAIL 参数敏感性进行分析, 得到参数最优值, 反演冬小麦 LAI; 最后, 采用快速模拟退火 (Very fast simulated annealing, VFSA) 算法将两种模型结合, 获得最优冬小麦 LAI。结果表明: VFSA 可以有效将 PROSAIL 模型和 VMG 模型结合, 提高了反演精度, 且优于 VMG 模型和 PROSAIL 模型, 决定系数 R^2 高于 0.8, 均方根误差 (RMSE) 低于 $0.4\text{ m}^2/\text{m}^2$ 。综上所述, 冬小麦生长过程中, 地面覆盖度增高, 本文方法具有较强的辐射传输机理, 为 LAI 反演提供一种有效的反演方法。

关键词: 冬小麦; 叶面积指数; PROSAIL; 多元回归模型; 快速模拟退火算法

中图分类号: P237 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)06-0209-08 OSID: 

Retrieving Method for Leaf Area Index of Winter Wheat by Combining PROSAIL Model with VMG Model

WANG Xiaoxuan¹ LU Xiaoping¹ YANG Zenan¹ GAO Zhong¹ WANG Lu¹ ZHANG Bowen²

(1. Key Laboratory of Spatio-temporal Information and Ecological Restoration of Mines, Ministry of Natural Resources, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China
2. Hebei Forestry and Grassland Survey Planning and Design Institute, Shijiazhuang 050056, China)

Abstract: Aiming at the problem that the physical model has poor anti-noise ability and is easy to overfit, a PROSAIL model was proposed by combining VMG (VARI (visible atmospherically resistant index), MGRVI (modified green red vegetation index) and GRRI (green red ratio index)) to retrieve the leaf area index (LAI) of winter wheat. The experiment was conducted based on unmanned aerial vehicles (UAV). Shanyang District in the southeast of Jiaozuo City, Henan Province was selected as the experimental area, and LAI data of winter wheat during two growth periods were measured. Firstly, an RGB vegetation index model was constructed, and the optimal VMG model was selected to invert LAI of winter wheat. Then, the sensitivity of PROSAIL parameters was analyzed to obtain the optimal parameter value and invert winter wheat LAI. Finally, the two models were combined using the very fast simulated annealing (VFSA) algorithm to obtain the optimal LAI of winter wheat. The results showed that VFSA can effectively combine PROSAIL model and VMG model to improve the inversion accuracy, and it was better than thta of VMG model and PROSAIL model. The coefficient of determination (R^2) was higher than 0.8, and the root mean square error (RMSE) was lower than $0.4\text{ m}^2/\text{m}^2$. To sum up, the ground coverage was increased during the growth of winter wheat, and the method presented had strong radiative transmission mechanism, providing an effective inversion method for LAI inversion.

Key words: winter wheat; leaf area index; PROSAIL; multiple regression model; very fast simulated annealing algorithm

收稿日期: 2021-12-12 修回日期: 2022-04-09
基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFC0803103)、河南省高校创新团队支持计划项目(14IRTSTHN026)和农业遥感监测关键技术研究项目
作者简介: 王泉轩(1992—),男,博士生,主要从事定量遥感研究,E-mail: 112004010002@hup.edu.cn
通信作者: 卢小平(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事定量遥感和智慧矿山研究,E-mail: lxp@hpu.edu.cn

0 引言

叶面积指数 (Leaf area index, LAI) 是一种衡量植被冠层生理与生化的关键指标^[1-5],既可以评估植被冠层表面最初能量交换,提供相应的结构定量数据,还能反映植被冠层的光谱能量信息。因此,快速准确反演 LAI 对农业监测、生物地球化学循环等具有重要研究意义。

传统的 LAI 测量方法虽然可以获得更准确的数据,但费时费力,难以实现大规模的整体监测。随着遥感技术的快速发展,遥感影像已成为大规模反演 LAI 的重要工具,具有快速、无损和大面积的优势。利用卫星遥感影像虽然可以大面积反演 LAI,监测农作物长势,但其重访周期难以与农作物的生长周期相吻合。UAV 影像能够以高空间分辨率获取数据,且使用方便,成本低,为监测作物生长状况提供了数据支撑。基于 UAV 的 LAI 反演方法需具有高精度,才能有效反演作物 LAI,以满足实际应用的要求。

基于 UAV 影像, LAI 遥感反演的主要手段是 RGB 植被指数模型和物理模型,其中 RGB 植被指数模型反演 LAI, 计算时间短, 简单且应用便捷。YAO 等^[6] 基于 UAV 影像, 得出修正植被指数 (Modified triangular vegetation index, MTVI2) 与 LAI 具有较好的相关性; 高林等^[7] 改进了光谱植被指数, 证明了光谱比值植被指数 (Ratio spectral index, RSI) 在反演小麦 LAI 时, 提高了反演的精度; 苏伟等^[8] 证明了 UAV 影像在空间分辨率 0.6 m 尺度下, 归一化红边绿指数 (Normalized difference rededge-green index, NDIrer) 反演精度较其他尺度下优越; 姚雄等^[9] 将比值植被指数 (Ratio vegetation index, RVI) 结合随机森林 (Random forest, RF) 有利于反演森林 LAI。上述方法机理性弱, 忽略了影像光学信息饱和的影响, 反演稳定性较差, 缺乏可移植性。物理模型是依据植被冠层传输理论, 建立地表反射率与 LAI 等物理参数关系的模型, 该模型机理性强, 不受作物种类和区域限制。CHENG 等^[10] 将 EnKF 算法结合 WOFOST 模型进行反演, 可以提高玉米 LAI 反演精度; DUAN 等^[11] 利用 PROSAIL 模型建立查找表 (Look up table, LUT) 反演马铃薯和玉米 LAI, 提高了反演性能; XU 等^[12] 将 PROSAIL 模型结合贝叶斯网络反演 LAI, 较传统 PROSAIL 模型精度提高。上述方法模型参数设定较多, 且部分难获取, 会产生反演病态问题。

综合分析研究现状, 基于 UAV 影像, RGB 植被指数模型机理性较弱, 反演结果易受传感器、作物类

型、研究区域等限制; 物理模型中参数之间相互组合, 导致反演结果不稳定, 并且各种参量获取和模型本身存在误差, 这些因素导致了物理模型的病态反演问题, 如过拟合、抗噪能力差和反演精度不稳定。

综上, 本文提出一种 PROSAIL 模型结合 VMG 模型反演冬小麦 LAI 方法。首先, 构建 VMG 模型反演 LAI, 减少噪声对反演精度的影响; 然后, 利用 PROSAIL 模型建立 LUT 反演 LAI, 提高模型的机理; 最后, 利用 VFSA 将 VMG 模型和 PROSAIL 模型结合, 得到最优冬小麦 LAI, 使模型既具备经验模型的简单性, 又具备物理模型的抗噪能力, 且不容易过拟合。

1 实验数据

1.1 研究区域

选取河南省西北部的焦作市为研究区 (112°1' ~ 112°45'E, 34°53' ~ 35°16'N)。研究区北依太行山, 南临黄河, 总面积 4 071 km²。本次实验飞行面积为 6 km², 地形效应对植被参量反演的影响较小, 研究区日照充足, 四季分明, 属温带季风气候, 降水主要集中在 7—9 月, 为冬小麦生产提供了适宜的气候条件, 粮食作物以冬小麦为主。图 1 为研究区位置及采样点分布。

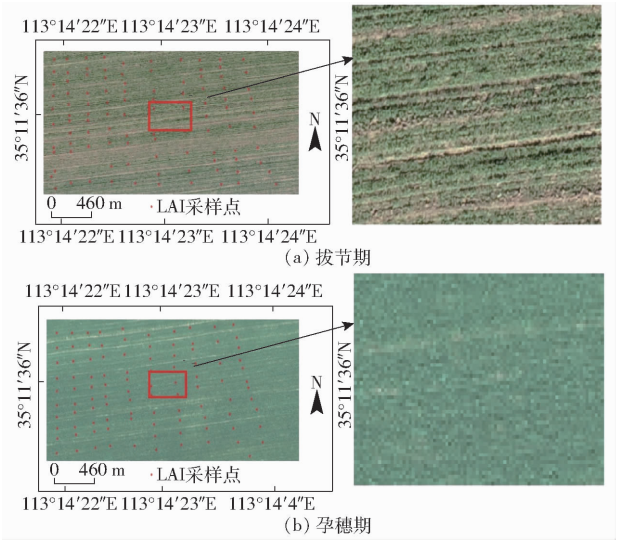


图1 研究区域和采样点

Fig.1 Study area and sampling points

1.2 遥感数据

航拍数据采用 DJI Phantom 4 Advanced UAV, 于 2020 年 10 月 12 日和 12 月 28 日拍摄, 首先确定飞行路线, 飞行高度 100 m, 分辨率约为 0.8 m, 水平速度约为 4 m/s, 以 2.4 s 的间隔连续采集影像, 影像拍摄设置为 80% 正向重叠和 75% 横向重叠, 为确保无人机飞行过程安全, 选择天气晴朗, 风力小于 3 级, 降落点避开河流、电缆和建筑物等地面障碍物,

确保无人机正常传输 GPS 信号、遥控信号和地图信号,最后采用 Pix4Dmapper 软件对航空摄影数据进行拼接,导出为 TIFF 格式数字正射影像图 (Digital orthophoto map, DOM) 数据。

1.3 数据采集

1.3.1 叶面积指数采集

本文将 LAI 定义为单位地表面积上所有叶片面积之和的一半^[13]。通过对 2 个生育期冬小麦 LAI 进行反演分析,选取的采集日期分别为 2020 年 10 月 12 日和 12 月 28 日,同步 UAV 飞行时间,每日采集时间均为 07:30—09:30,两个生育期均选取冬小麦样点数量为 100 个,所有样点都远离树木、建筑和道路,保持至少 30 m 的距离,采样时需遮挡阳光,采用 LAI-2000 型叶面积指数测量仪测量,即利用 180°遮盖帽,确保不因测量而产生误差。此外,还应调整好实测地面和仪器之间的距离,按照标准应当保持 5 cm,目的是确保冬小麦冠层和仪器的视角范围之间不产生误差。为了减少 LAI 的测量误差,对各个样点的 LAI 测量 4 次,取平均值作为最后结果。同时,利用美国 GPS 定位仪实时记录每个冬小麦样点的经纬度。

1.3.2 叶绿素含量采集

冬小麦叶片叶绿素含量 (Chlorophyll content, C_{ab}) 测量使用 SPAD-502 型叶绿素含量测定仪。该仪器测定原理是通过测量叶片对红光和近红外两个波长的吸收率,来评估叶片中叶绿素含量。测量时,待每个样点 LAI 测量完毕后,选择 3 株冬小麦,分别测定每一株冬小麦上、中和下 3 个部位的叶绿素含量,计算平均值作为该株冬小麦叶片的叶绿素含量,然后再计算 3 株冬小麦叶片叶绿素含量的平均值作为该样点的叶绿素含量。

2 研究方法

实验基于 UAV 影像,选取河南省冬小麦为研究作物,提出一种 PROSAIL 模型结合 VMG 模型反演冬小麦 LAI 方法,同时两个生育期均选取 60 个实测 LAI 构建模型,剩余 40 个实测 LAI 验证模型,图 2 为 PROSAIL 模型结合 VMG 模型反演 LAI 的流程图。首先,将 LAI、 C_{ab} 和叶片结构参数 N 、含水量 C_w 和叶片干物质含量 C_m 等参数输入 PROSAIL 模型,计算地表反射率;其次根据 UAV 影像,得到影像反射率,同时与地表反射率建立查找表,采用激活函数,反演 LAI;然后利用影像反射率构建 VMG 模型,反演 LAI;最后,将 VMG 模型反演得到的 LAI,与 PROSAIL 模型反演得到的 LAI,输入快速模拟退火算法 (Very fast simulated annealing, VFSA),进行迭

代,直到两种模型的 LAI 差值最小,输出最优 LAI,并反演成图和验证。

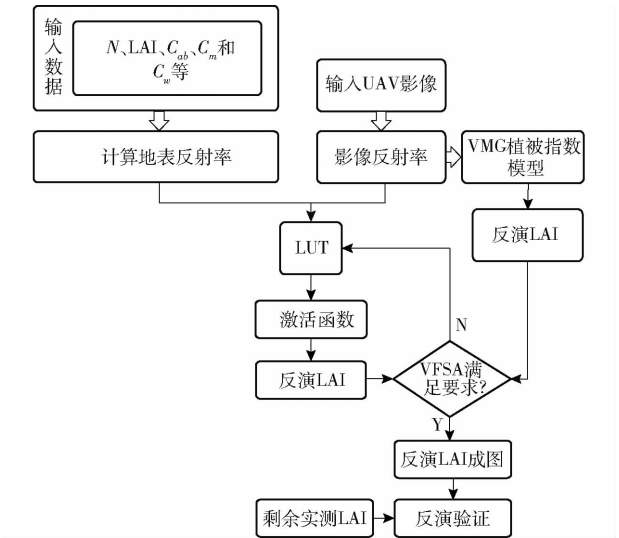


图 2 PROSAIL 模型结合 VMG 模型反演冬小麦 LAI 流程图
Fig. 2 Flow chart of winter wheat LAI inversion by combining PROSAIL model with VMG model

2.1 RGB 植被指数模型

基于 UAV 影像,分析 RGB 植被指数模型反演冬小麦 LAI 精度,实验选取了 13 个 RGB 植被指数模型,公式如表 1 所示。

表 1 植被指数模型公式
Tab. 1 Formula of vegetation index model

植被指数模型	计算公式
DN value of red channel (r)	$r = DN_R$
DN value of green channel (g)	$g = DN_G$
DN value of blue channel (b)	$b = DN_B$
Excess green index (EXG)	$EXG = 2DN_G - DN_B - DN_R$
Visible atmospherically resistant index (VARI)	$VARI = \frac{DN_G - DN_R}{DN_G + DN_R - DN_B}$
Green red ratio index (GRRI)	$GRRI = \frac{DN_G}{DN_R}$
Green blue ratio index (GBRI)	$GBRI = \frac{DN_G}{DN_B}$
Red blue ratio index (RBRI)	$RBRI = \frac{DN_R}{DN_B}$
Color intensity (INT)	$INT = (DN_R + DN_G + DN_B) / 3$
Kawashima index (IKAW)	$IKAW = \frac{DN_R - DN_B}{DN_R + DN_B}$
Principal component analysis index (IPCA)	$IPCA = 0.994 DN_R - DN_B + 0.961 DN_G - DN_B + 0.914 DN_G - DN_R $
Modified green red vegetation index (MGRVI)	$MGRVI = (DN_G^2 - DN_R^2) / (DN_G^2 + DN_R^2)$
Visible differential vegetation index (VDVI)	$VDVI = (2DN_G - DN_B - DN_R) / (2DN_G + DN_B + DN_R)$
VARI MGRVI GRRI (VMG)	$VMG = aVARI + bMGRVI - cGRRI$

注: DN_G 、 DN_B 和 DN_R 分别表示遥感影像中的绿、蓝、红波段, a 、 b 、 c 表示拟合系数。

2.2 PROSAIL 模型

PROSAIL 模型是叶片光学模型 PROSPECT 和冠层辐射传输型模型 SAIL 的耦合模型,是目前最常用的冠层辐射传输模型之一^[14]。PROSPECT 模型主要用来获取叶片的反射率和透射率,进而将这两个参数作为 SAIL 模型的输入参数,模拟获得不同观测条件和生化水平下的不同冠层光谱反射率^[15]。

PROSPECT 是使用叶片特性的函数模拟可见光到中红外范围内(400~2 500 nm)的叶片反射率和透射率,其中折射指数、入射角、平板透射系数、叶片结构参数 N 等是 PROSPECT 模型的输入参数^[16]。其中平板透射系数由叶片的生理生化参数决定,因此当入射角和折射指数一定时,模型的输入参数可简化为结构参数 N 与生化组分含量 2 个参数,计算公式为

$(\rho_1, \tau_1) = \text{PROSPECT}(N, C_{ab}, C_w, C_m)$ (1)

式中 ρ_1 ——叶片反射率 τ_1 ——叶片透射率

SAIL 模型考虑了植被结构的“热点效应”和叶片“镜面反射”问题,将模拟的通量分为直射、散射、上行和下行 4 部分,使模型模拟数据和实测数据误差更小。模型公式为

$\rho_c = \text{SAIL}(LAI, ALA, \rho_1, \tau_1, HOT, Diff, \theta_v, \theta_s, \varphi)$ (2)

式中 ρ_c ——模拟所得冠层反射率
 LAI ——叶面积指数 ALA ——平均叶倾角
 HOT ——热点参数 $Diff$ ——漫反射系数
 θ_v ——观测天顶角 θ_s ——太阳天顶角
 φ ——太阳与观测者的相对方位角

2.2.1 参数确定

基于 PROSAIL 模型和不同输入参数的步长范围设置,按照设定步长分为 2 个级别,如 LAI 取值范围为 1~5,步长为 2,各参数取不同值时,对所有波段中每一波段使用各级别的冠层反射率计算模型参数的敏感度,然后将所有波段计算的敏感度的平均值作为该参数最后的敏感度,波段敏感度计算公式为

$S_i = \frac{|R_{i+1} - R_i|}{R_i}$ (3)

式中 S_i ——参数的敏感度
 R_i, R_{i+1} ——第 i 等级和第 $i + 1$ 等级的冠层反射率

根据式(3)计算的敏感度如表 2 所示, ALA 为平均叶倾角。

表 2 PROSAIL 模型参数敏感度分析
Tab.2 Parameter sensitivity analysis of PROSAIL model

等级	N	C_w	C_m	C_{ab}	LAI	ALA
1	0.553 687	0.000 567	0.067 403	1.077 183	1.342 440	0.353 530
3	0.572 715	0.000 567	0.064 018	0.749 423	0.899 931	0.440 515
5	0.503 452	0.000 566	0.061 032	0.542 086	0.482 746	0.622 457
平均值	0.514 182	0.000 567	0.062 707	0.694 170	0.732 684	0.644 074

由表 2 可知,PROSAIL 模型中,参数敏感度由大到小依次为 LAI 、 C_{ab} 、 ALA 、 N 、 C_m 、 C_w ,结果与文献[17-19]一致,从而也表明了定性分析结果的可靠性。根据上述分析,PROSAIL 模型参数具体设置如表 3 所示。

表 3 PROSAIL 模型参数范围确定
Tab.3 Parameter range determination of PROSAIL model

参数		最小值	最大值
冠层参数	叶面积指数(LAI)/($m^2 \cdot m^{-2}$)	0.1	5
	平均叶倾角(ALA)	30	60
	热点参数(HOT)	0.05	0.1
叶片参数	叶片叶绿素含量(C_{ab})/($mg \cdot cm^{-2}$)	15	45
	叶片结构参数(LSP)	1.5	1.8
	叶片等效水含量(LEW)/($g \cdot cm^{-2}$)	0.01	0.03
	叶片物质含量(LDC)/($g \cdot cm^{-2}$)	0.001	0.01
土壤参数	亮度参数(BC)	0.5	2

2.2.2 查找表建立

查找表通过建立 LAI 与影像 RGB 反射率的对

应关系,然后获取地表反射率,利用代价函数

$RRMSE_R = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{R_{RS,i} - R_{Simulated,i}}{R_{RS,i}} \right)^2}$ (4)

$RRMSE_{VI} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{R_{RS,i} - VI_{Simulated,i}}{VI_{RS,i}} \right)^2}$ (5)

式中 $RRMSE_R$ ——遥感影像均方根误差
 $RRMSE_{VI}$ ——遥感植被参数均方根误差
 R_{RS} ——遥感波段反射率
 $R_{Simulated}$ ——模拟反射率
 VI_{RS} ——遥感植被参数
 $VI_{Simulated}$ ——由模拟反射率计算得出的植被参数
 m ——波段数量

反复计算冠层反射率,获得最优 LAI 。

实验通过 2.2.1 节敏感性分析,获取最优参数,利用 PROSAIL 模型,在不同参数组合时,获得对应的冠层反射率,将模拟的冠层反射光谱重采样到

UAV 影像中心波长处,从而建立冬小麦 LAI 冠层反射率查找表,获得最优 LAI。

2.3 PROSAIL 模型结合 VMG 模型

根据 PROSAIL 模型和 VMG 模型反演得到的 LAI 影像,为了使混合模型 (PROSAIL 模型结合 VMG 模型)反演的 LAI 符合实际情况 LAI,因此,采用代价函数,寻求最优解,代价函数为

$$J_1(X) = \sum_{i=1}^L (y_i - H_i(X,a))^T R_i^{-1} (y_i - H_i(X,a))$$

(6)

式中 X ——LAI 参数
 L ——反演 LAI 影像像元总数
 y_i ——VMG 模型反演 LAI 得到影像 i 处的值
 $H_i(\cdot)$ ——PROSAIL 模型反演 LAI 得到影像 i 处的值
 a ——除 X 之外的其他输入变量
 R_i ——观测误差协方差矩阵

研究中,将 R_i 非对角线元素设置为零。在式(5)基础上,将部分实测 LAI 融入模型^[20],反演的代价函数更新为

$$J_2(X') = (y_i - M(X',a'))^T R_i^{-1} (y_i - M(X',a'))$$

(7)

式中 X' ——PROSAIL 模型中 LAI 和 C_{ab} 参数
 M ——辐射传递模型 PROSAIL
 a' ——PROSAIL 模型中除 X' 之外的其他输入变量

为了选取最优解,使用 VFSA 算法联合两个评价函数。该算法对参数的初始值不敏感,多用于不连续性和非线性函数,可获得参数的全局最优值。

2.4 精度评价

通过精度评定可有效评价模型与实测冬小麦

LAI 的拟合状况,获得最优反演模型。选取决定系数 R^2 和均方根误差 (RMSE) 两个指标进行拟合精度评价。 R^2 越大, RMSE 越小,表示模型精度越高。

3 结果与分析

3.1 RGB 植被指数模型与冬小麦 LAI 的相关性分析

RGB 植被指数模型与冬小麦 LAI 回归分析前,分析其相关性,结果如表 4 所示。由表 4 可知,14 种 RGB 植被指数模型与冬小麦 LAI 显著相关,相关系数均在 0.7 以上,其中 VMG 与冬小麦 LAI 的相关性最强,相关系数为 0.887 7 和 0.889 3。

表 4 RGB 植被指数模型与冬小麦 LAI 的相关系数
Tab.4 Correlation coefficients between RGB vegetation index model and winter wheat LAI

UAV 植被 指数模型	相关系数	UAV 植被 指数模型	相关系数
r	0.732 5/0.738 6	RBRI	0.796 3/0.800 2
g	0.801 1/0.803 2	INT	0.842 3/0.845 6
b	0.732 6/0.735 8	IKAW	0.801 1/0.798 6
EXG	0.836 9/0.837 2	IPCA	0.799 9/0.802 3
VARI	0.879 9/0.875 5	MGRVI	0.869 6/0.867 7
GRR1	0.863 3/0.863 4	VDVI	0.832 6/0.836 4
GBRI	0.836 9/0.839 9	VMG	0.887 7/0.889 3

注:/左边为拔节期相关系数,右边为孕穗期相关系数。

3.2 RGB 植被指数模型建立

根据相关性分析,采用线性算法 VARI 建立单元回归模型,并使用 VARI、MGRVI 和 GRR1 建立多元回归模型 (VMG),如表 5 所示。VMG 拟合精度高于单变量模型,拔节期 R^2 为 0.684 2, RMSE 为 0.584 1 m²/m², 孕穗期 R^2 为 0.623 9, RMSE 为 0.573 2 m²/m²。基于 UAV 影像,在反演 LAI 精度要求不高的情况下,VMG 是一个有效的方法。

表 5 RGB 植被指数模型的 LAI 估计模型
Tab.5 LAI estimation model of RGB vegetation index model

生育期	模型	UAV 植被指数模型	拟合方程	R^2	RMSE/(m ² ·m ⁻²)
拔节期	单元回归模型	VARI	$LAI = 0.773\ 2VARI - 0.241\ 6$	0.586 3	0.632 5
	多元回归模型	VMG	$LAI = 1.202\ 9VARI + 3.517\ 2MGRVI - 0.749\ 5GRR1$	0.684 2	0.584 1
孕穗期	单元回归模型	VARI	$LAI = 0.255\ 3VARI - 0.637\ 2$	0.553 2	0.684 2
	多元回归模型	VMG	$LAI = 46.984\ 0VARI + 16.518MGRVI - 13.501\ 7GRR1$	0.623 9	0.573 2

为了有效评估模型的可靠性,将影像数据代入 VMG 模型,同时建立预测 LAI 与实测 LAI 线性拟合方程,如图 3 所示。实验结果表明,两个生育期中,VMG 模型拟合精度 R^2 高于 0.6, RMSE 低于 0.6 m²/m², 其中,孕穗期反演 LAI 精度高于拔节期,在一定程度上反映了冬小麦的生长情况,但无法满足反演精度

要求。
3.3 PROSAIL 模型与冬小麦 LAI 的相关性分析
基于 UAV 影像,通过 PROSAIL 模型建立多光谱反射率、冬小麦 LAI 冠层反射率查找表和代价函数得到的 LAI,建立与实测 LAI 的相关关系,如图 4 所示。

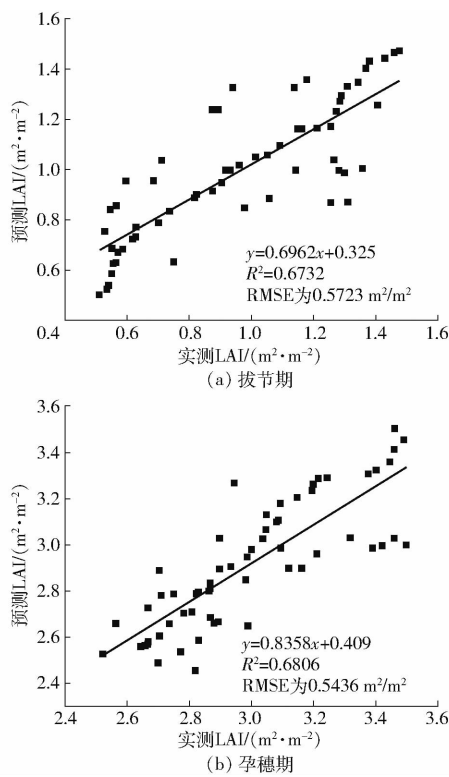


图3 VMG模型与LAI拟合结果

Fig. 3 Fitting results of VMG model and LAI

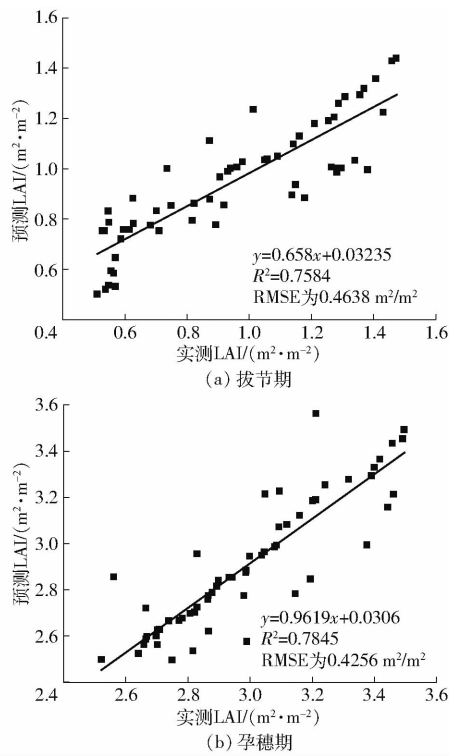


图4 PROSAIL模型与LAI拟合结果

Fig. 4 Fitting results of PROSAIL model and LAI

由图4可知,PROSAIL模型反演孕穗期冬小麦LAI精度高于拔节期, R^2 为0.7845, RMSE为 $0.4256 \text{ m}^2/\text{m}^2$ 。与RGB植被指数模型相比,两个生育期的反演精度分别提高了12.6%、15.7%,说明本实验中,PROSAIL模型反演精度高于RGB植被指

数模型,同时该模型更适合反演孕穗期冬小麦LAI。
3.4 PROSAIL模型结合VMG模型与冬小麦LAI的相关性分析

基于UAV影像,通过PROSAIL模型结合VMG模型建立预测冬小麦LAI与实测LAI的相关关系,如图5所示。同时对研究区冬小麦进行LAI遥感反演,结果如图6所示。

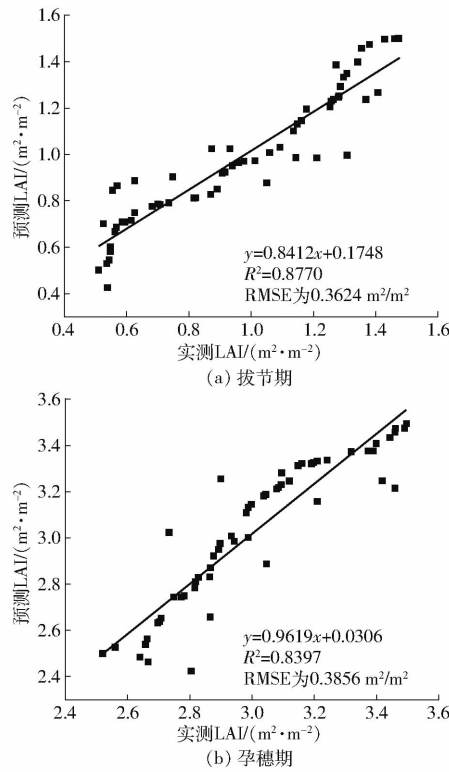


图5 PROSAIL模型结合VMG模型与LAI拟合结果

Fig. 5 Fitting results of PROSAIL model combined with VMG model and LAI

由图5可知,PROSAIL模型结合VARI模型反演LAI与实测LAI基本分布在1:1关系线两侧,拟合效果较优。其中拔节期拟合效果优于孕穗期, R^2 为0.877, RMSE为 $0.3624 \text{ m}^2/\text{m}^2$ 。上述分析表明,本文提出的反演方法较前2种方法提高了反演精度。

由图6可知,拔节期冬小麦LAI集中在 $1 \sim 1.2 \text{ m}^2/\text{m}^2$ 附近,孕穗期在 $3 \sim 3.5 \text{ m}^2/\text{m}^2$ 附近。因此,根据实际测量结果可知,两个生育期反演结果分布比较均匀,冬小麦区域LAI较高,土壤区域LAI较低,基本不存在异常值,符合实际冬小麦生长状况。

3.5 模型验证

为检验LAI反演模型的可靠性,将建模样本以外的其余40个实测LAI作为真值,同时利用PROSAIL模型结合VMG模型反演得到的LAI进行回归分析,得到2个生育期LAI反演值与真值之间的相关关系,如图7所示。

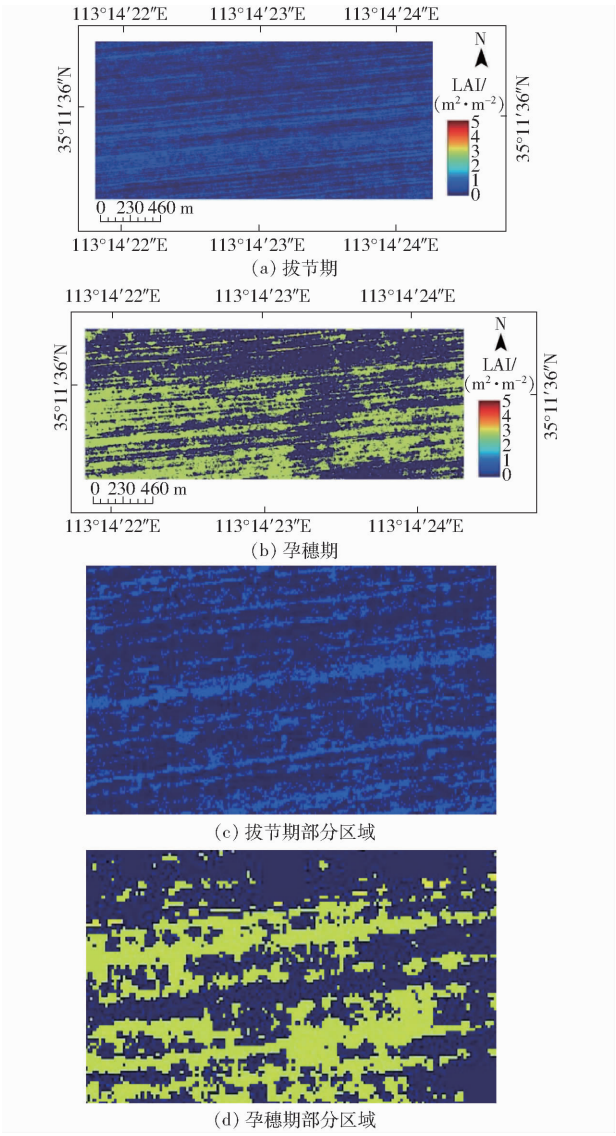


图 6 PROSAIL 模型结合 VARI 模型反演冬小麦 LAI 结果
Fig. 6 Inversion of winter wheat LAI results by combining PROSAIL model with VARI model

由图 7 可知,本文方法反演 2 个生育期冬小麦 LAI 与实测 LAI 之间的 R^2 为 0.814 0、0.838 0, RMSE 为 0.372 6、0.352 1 m^2/m^2 。综合分析得出,虽然 2 个生育期相关性不同,但 R^2 在 0.80 以上, RMSE 小于 0.4 m^2/m^2 ,说明本文方法能真实反映冬小麦的长势及其变化情况。

4 讨论

本文基于 UAV 影像采用 PROSAIL 模型结合 VMG 模型,反演两个生育期冬小麦 LAI,与 RGB 植被指数模型和 PROSAIL 模型进行了分析,获取了最优 LAI 反演影像。结果证明了基于 UAV 影像, PROSAIL 模型结合 VMG 模型对冬小麦 LAI 反演具有较优的效果。

在冬小麦生长前期,RGB 植被指数模型反演冬小麦 LAI 会出现植被光谱饱和的现象。这将导致

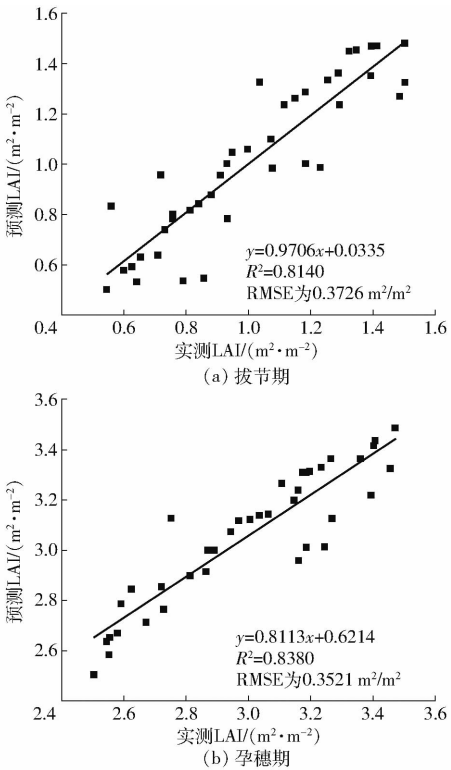


图 7 PROSAIL 模型结合 VARI 模型验证结果
Fig. 7 Verification results of PROSAIL model and VARI model

LAI 反演精度较低,使得实测 LAI 高于反演 LAI,影响反演的准确性。为解决该问题,将 LAI 反演从单源影像反演转为多源遥感反演,或者采用多元模型拟合,尽量减少植被过饱和对反演精度的影响。研究采用多元拟合的方法构建了 VMG 模型反演 2 个生育期冬小麦 LAI,如图 3 所示,当 LAI 大于 3 m^2/m^2 时,VMG 模型反演 LAI 大于实测 LAI,是由于模型没有考虑作物阴影对 LAI 的影响。

基于 UAV 影像,PROSAIL 模型影响冬小麦 LAI 反演性能的主要因素是 LUT 中变量范围。为了解决该问题,有效利用先验知识提高变量准确性,除了实测数据外,LUT 设置应与前人的研究相同,生成的 LUT 可以权衡 LAI 反演的准确性。但多个参数相互结合,会产生多组反射率数据,存在模型反演的病态问题,因此,提高作物的反演精度需要考虑混合模型。例如,将 PROSAIL 与 RGB 植被指数模型相结合。实验采用 PROSAIL 模型结合 VMG 模型反演两个生育期冬小麦 LAI,由图 5、6 可知,反演结果分布比较均匀,异常值区域较少,农田分布的区域 LAI 较高。证明了混合模型既具备经验模型的简单性同时又具有物理模型的普遍适用性,抗噪能力强且不容易产生过拟合。

综上所述,采用 PROSAIL 模型结合 VMG 模型反演两个生育期冬小麦 LAI 具有良好结果。同时对这两个生育期反演后的影像进行了验证,但由于数

据缺少的问题,其他生育期冬小麦 LAI 反演未完成。因此,在未来的研究中,将利用多时序和多分辨率遥感影像反演冬小麦 LAI。

5 结 论

(1)RGB 植被指数模型与 LAI 的相关性较高,其中 VARI 最优。单变量和多变量回归模型中,多元回归模型(VMG)建模精度高于单变量回归模型(VARI)。VMG 反演冬小麦 LAI,拔节期 R^2 为 0.673 2, RMSE 为 $0.572\ 3\ \text{m}^2/\text{m}^2$; 孕穗期 R^2 为 0.680 6,

RMSE 为 $0.543\ 6\ \text{m}^2/\text{m}^2$ 。
(2)定量分析 PROSAIL 模型参数敏感性后,得出 LAI 和 C_{ab} 为模型在可见光波段最敏感。然后建立 LUT 得出,该模型 LAI 反演结果基本符合拔节期和孕穗期冬小麦 LAI 生长状况。

(3)基于 UAV 影像,本文方法反演拔节期和孕穗期冬小麦 LAI,精度高于 PROSAIL 模型和 VMG 模型,拔节期 R^2 为 0.877, RMSE 为 $0.362\ 4\ \text{m}^2/\text{m}^2$; 孕穗期 R^2 为 0.839 7, RMSE 为 $0.385\ 6\ \text{m}^2/\text{m}^2$,证明了模型的可行性和有效性。

参 考 文 献

[1] WEI Xiangqin, GU Xinfa, MENG Qingyan, et al. Leaf area index estimation using Chinese GF-1 wide field view data in an agriculture region[J]. *Sensors*, 2017, 17(7): 1593.

[2] ZHANG Youming, TA Na, GUO Song, et al. Combining spectral and textural information from UAV RGB images for leaf area index monitoring in kiwi fruit orchard[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1063.

[3] JI Liuqing, FAN Ke. Interannual relationship between haze days in december-january and satellite-based leaf area index in august-september over central north China[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(4): 884.

[4] RAHMAN A, MAGGIONI V, ZHANG Xinxuan, et al. The joint assimilation of remotely sensed leaf area index and surface soil moisture into a land surface model[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 437.

[5] 黄茜, 杨伟才, 魏夏永, 等. 不同覆膜处理下春玉米叶面积指数高光谱估算[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(7): 184-194.

HANG Qian, YANG Weicai, WEI Xiayong, et al. Hyperspectral estimation of leaf area index of spring maize under different film mulching treatments[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(7): 184-194. (in Chinese)

[6] YAO Xia, WANG Ni, LIU Yong, et al. Estimation of wheat LAI at middle to high levels using unmanned aerial vehicle narrowband multispectral imagery[J]. *Remote Sens.*, 2017, 9: 1304.

[7] 高林, 杨贵军, 于海洋, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(22): 113-120.

GAO Lin, YANG Guijun, YU Haiyang, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(22): 113-120. (in Chinese)

[8] 苏伟, 王伟, 刘哲, 等. 无人机影像反演玉米冠层 LAI 和叶绿素含量的参数确定[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(19): 58-65.

SU Wei, WANG Wei, LIU Zhe, et al. Determining the retrieving parameters of corn canopy LAI and chlorophyll content computed using UAV image[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(19): 58-65. (in Chinese)

[9] 姚雄, 余坤勇, 刘健. 基于无人机多光谱遥感的马尾松林叶面积指数估测[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(7): 213-221.

YAO Xiong, YU Kunyong, LIU Jian. Leaf area index estimation of masson pine (*Pinus massoniana*) forests based on multispectra remote sensing of UAV[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(7): 213-221. (in Chinese)

[10] CHENG Zhiqiang, MENG Jihua, SHANG Jiali, et al. Generating time-series LAI estimates of maize using combined methods based on multispectral UAV observations and WOFOST model[J]. *Sensors*, 2020, 20(21): 6006.

[11] DUAN Sibao, LI Zhaoliang, WU Hua, 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*, 2013, 26: 12-20.

[12] XU X Q, LU J S, ZHANG N, et al. Inversion of rice canopy chlorophyll content and leaf area index based on coupling of radiative transfer and Bayesian network models[J]. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 2019, 150: 185-196.

[13] REN Zhibin, DU Yunxia, HE Xingyuan, et al. Spatiotemporal pattern of urban forest leaf area index in response to rapid urbanization and urban greening[J]. *Journal of Forestry Research*, 2018, 29: 785-796.

[14] BARET F, JACQUEMOUD S, GUYOT G, et al. Modeled analysis of the biophysical nature of spectral shifts and comparison with information content of broad bands[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 41(23): 133-142.

[15] 蔡博峰, 绍霞. 基于 PROSPECT + SAIL 模型的遥感叶面积指数反演[J]. *国土资源遥感*, 2007(2): 39-43.

CAI Bofeng, SHAO Xia. Leaf area index inversion based on remote sensing and PROSPECT + SAIL model[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2007(2): 39-43. (in Chinese)

[16] FERET J B, FRANCOIS 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*, 2008, 112(6): 3030-3043.

[17] OLUSEUN A, ANGELA H, JOCHEM V, et al. Estimating the phenological dynamics of irrigated rice leaf area index using the combination of PROSAIL and Gaussian process regression[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102: 102454.

[18] WAN Liang, DONG Xiaoya, DU Xiaoyue, et al. Unmanned aerial vehicle-based field phenotyping of crop biomass using growth traits retrieved from PROSAIL model[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187: 106304.

[19] 贾洁琼. 基于 GF-2 卫星夏玉米不同生育期叶面积指数反演方法研究[D]. 西安: 西北大学, 2018.

JIA Jieqiong. Study on the inversion method of leaf area index of summer maize at different growth stages based on GF-2 satellite [D]. Xi'an: Northwestern University, 2018. (in Chinese)

[20] JIN Huaan, LI Ainong, WANG Jindi, et al. Improvement of spatially and temporally continuous crop leaf area index by integration of CERES-Maize model and MODIS data[J]. *European Journal of Agronomy*, 2016, 78: 1-12.