引文格式：周俊利,刘雪,李欢. 利用混合模型反演豫北地区冬小麦叶面积指数[J]. 地理空间信息, 2026, 24(7): 76-80. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.07.014

利用混合模型反演豫北地区冬小麦叶面积指数

周俊利[1]，刘　雪[1*]，李　欢[2]
（1. 河南省遥感院，河南 郑州 450003；2. 河南理工大学，河南 焦作 454003）

摘　要：精准高效地估算区域内冬小麦叶面积指数（LAI），对于田间管理和实施精准农业具有重要意义。针对冬小麦LAI反演存在的精度低、适普性差等问题，以河南省原阳县为研究区，基于Sentinel-2多光谱影像，结合地面实测数据，通过对PROSAIL模型的输入参数进行单一敏感性分析，构建适用于原阳县冬小麦的LAI查找表；利用多层感知机（MLP）构建混合神经网络模型反演LAI，并通过实测值对反演结果进行精度验证与线性拟合。结果表明，决定系数为0.82，均方根误差为0.36，LAI拟合精度较高且误差较小，符合预期反演结果，说明PROSAIL-MLP混合模型能有效捕捉冬小麦生长状态和区域变化，具有较强的预测能力和实际应用价值。

关键词：冬小麦；LAI；PROSAIL；MLP；多光谱影像
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）07-0076-05

Leaf Area Index Inversion of Winter Wheat in North Henan Province, China Using Hybrid Model

ZHOU Junli[1], LIU Xue[1], LI Huan[2]
(1. Henan Remote Sensing Institute, Zhengzhou 450003, China;
2. Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: Accurate and efficient estimation of leaf area index (LAI) of winter wheat in the region is of great significance for field management and precision agriculture. Aiming at the problems of low accuracy and poor suitability of LAI inversion of winter wheat, taking Yuanyang County, Xinxiang City, Henan Province, China as the research area, based on Sentinel-2 multi-spectral images and combined with ground measured data, we constructed a LAI lookup table suitable for winter wheat in Yuanyang County through the single sensitivity analysis of input parameters of PROSAIL model, and used multi-layer perceptron (MLP) to construct a hybrid neural network model for LAI inversion. We used the measured values to complete the precision verification and linear fitting of inversion results. The results show that the determination coefficient is 0.82, and the root mean square error is 0.36, which has high LAI fitting accuracy and relatively small error, and is in line with the expected inversion results, illustrating PROSAIL-MLP hybrid model can effectively capture the growth status and regional changes of winter wheat, and has strong forecasting ability and practical application value.

Key words: winter wheat, LAI, PROSAIL, MLP, multi-spectral image

叶面积指数（LAI）是一种重要的、可衡量植被冠层生理与生化的关键指标[1]，与作物的生长状况密切相关。LAI的精确获取及其相关产品的生产在全球生态变化等研究中至关重要[2]。合适的叶面积体密度可增加各层叶片的光能利用效率[3]，因此及时获取LAI对于农业管理者制定相应的生产决策尤为重要。传统冬小麦LAI估算方法是基于野外测量的，具有局部测算准确的优点[4]，但点尺度空间代表性较差，大量开展相关工作的成本高、费时费力。此外，空间上的稀疏性质使得该方法无法在区域或更大的尺度上给出全面的理解[5]。通过物理模型反演LAI能大幅提高精度和效率，但由于忽视了光子在植被冠层内复杂的传输和辐射过程，存在异参同效的病态问题[6]。基于光学遥感数据包含的植被参数信息[7]，耦合冠层反射率模型和叶片反射率模型[8]，构建基于遥感数据的PROSAIL结合机器学习模型的冬小麦LAI高精度反演模型[9]，能

项目来源：2023年度河南省自然资源科研资助项目（2023-382-2）；2023年度部省合作试点资助项目（2023ZRBSHZ027）；河南省重点研发专项资助项目（251111112500）。
第一作者简介：周俊利（1993—），硕士，工程师，研究方向为农业定量遥感，E-mail：15993020695@163.com。
通信作者：刘雪（1986—），硕士，高级工程师，研究方向为高分辨率卫星遥感应用，E-mail：383350255@qq.com。

高效快速地获取大面积植被参数信息[10]。多层感知机（MLP）模型凭借其非线性建模能力、较强的泛化能力和自动特征学习优势，成为遥感领域中反演LAI的一个有效工具[11-12]。MLP的非线性结构能较好地处理复杂的环境变化，增强模型在不同区域、不同时间段的适用性，特别是在大规模遥感数据处理和复杂环境条件下，可有效提高LAI反演的精度和效率[13]。鉴于此，本文基于Sentinel-2影像数据[14]，利用顾及敏感性分析的PROSAIL结合MLP模型进行河南省新乡市原阳县冬小麦LAI反演；并结合实测数据，论证物理模型混合神经网络模型的反演精度，为农业遥感相关领域提供一定的科学参考[15]。

1　研究区概况与数据来源

1.1　研究区概况

原阳县（图1）位于河南省新乡市，华北平原北部，地理范围为34°55′～35°11′N、113°36′～114°15′E；属暖温带大陆性季风气候，冬季寒冷干燥，夏季炎热多雨，春、秋两季温和短暂；海拔自西南至东北由93.5 m降至70.3 m；地貌以冲积平原为主，年平均气温约为14.0~15.0℃。研究区通常采用冬小麦、夏玉米轮作体系，冬小麦在10月种植、次年6月收获。

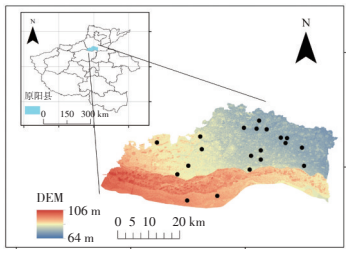


图1　研究区范围、高程数据与采样点分布图

审图号：GS(2024)0650

1.2　地面实测数据

本文借助LAI2000型冠层分析仪针对研究区内的冬小麦LAI展开地面测量工作[16]。测量时间为2024年4月20日9:00—11:00，为保证数据的代表性，采用随机抽样法在研究区均匀挑选20个采样点，同时利用北斗定位系统实施精确定位和标记。在每个采样点周围随机进行3次测量，取3次测量均值作为该点的LAI，以提高数据的稳定性。数据采集过程中严格按照仪器的操作规范执行，选择晴朗无云、微风以及能见度较好的天气状况，防止太阳直射造成干扰，并维持测量的一致性，保证不同样本点数据之间的可比性。最终本文获取了20组有效的LAI实测数据。

1.3　遥感数据与预处理

本文采用分辨率为20 m的Sentinel-2影像数据。Sentinel-2由欧空局发射的Sentinel-2A和Sentinel-2B两颗卫星构成，搭载MSI传感器，包含13个光谱波段，覆盖可见光、近红外、短波红外等多个光谱范围，可广泛应用于植被生长监测、土地覆盖分类、环境变化研究等方面[17]。可见光和近红外波段的空间分辨率为10 m，红边和短波红外波段的空间分辨率为20 m，大气校正波段的空间分辨率为60 m。本文采用UTM-WGS84投影坐标系，数据输出格式为tiff，从GEE平台下载2024年4月20日原阳县Sentinel-2影像[18]，与野外采样时间一致以保证数据质量和时效性，利用ENVI 5.6软件对影像进行辐射定标、大气校正、几何校正、重采样和影像裁剪等预处理[19]。

2　混合模型与研究方法

2.1　PROSAIL模型

PROSAIL辐射传输模型将PROSPECT模型与植被冠层的二向反射率（SAIL）模型相结合，在植被冠层参数反演等领域应用广泛[20]。该模型能更精准模拟400~2 500 nm波段范围内的植被冠层反射光谱，在植被反演、遥感作物分析、植被生长监测和土壤水分估算等方面具有关键作用[21]。PROSPECT模型[22]通过数学公式描述叶片在不同波段（可见光、近红外等）上的反射率与透射率，考虑了叶绿素浓度、叶片干物质浓度、叶片水分含量、叶片结构参数等参数，并可对比各参数对光谱曲线的变化影响，能模拟叶片的反射光谱，为计算冠层反射率提供基础数据。SAIL模型用于模拟植被冠层的光学传输过程，考虑叶片的几何分布和相对排列以及冠层的整体结构对光谱反射率的影响。SAIL模型通过叶片相对倾斜角度、冠层反射率、太阳入射角度、背景土壤反射率来描述冠层光学特性，计算植被冠层在不同光照条件下的光谱反射率。将光谱反射率与PROSPECT模型生成的叶片反射率相结合，能得出更全面的植被反射光谱数据。

首先输入叶绿素浓度、叶片等效水厚度、叶片结构参数等基础参数，计算得到叶片的反射率和透射率；然后输入反射率、透射率、平均叶倾角分布、相对方位角、太阳冠层方位角、热点参数、土壤因子等参数，运行SAIL模型得到植被冠层的反射率光谱数据，即

$$P(\lambda)=\mathrm{PROSAIL}\left(N_s, C_{ab}, C_{ar}, C_w, C_m, C_{\mathrm{brown}}, V_{\mathrm{LIDF}}, V_{\mathrm{LAI}}, H, \theta_s, \theta_v, \varphi_v, \rho_\gamma\right) \quad (1)$$

式中，C_{ab} 为叶绿素浓度；C_m 为叶片干物质浓度；C_w 为叶片等效水厚度；N_s 为叶片结构参数；；C_{ar} 为红色叶绿素浓度；C_{brown} 为叶片棕色物质浓度；V_{LIDF} 为叶片倾斜分布函数；V_{LAI} 为叶面积指数；H 为冠层高度；θ_s 为太阳入射角；θ_v 为叶片相对倾角；φ_v 为太阳辐射方位角；ρ_γ 为背景反射率。

2.2 MLP模型

MLP模型是一种基于人工神经网络的回归模型，被广泛应用于非线性回归问题的预测任务中。模型由多个神经元层组成，包含输入层、至少一个隐藏层和输出层。每个神经元通过激活函数（如ReLU）连接到前一层的神经元，能有效捕捉数据中的复杂非线性关系。

$$\text{net}(i)=\sum_{i=1}^{n}W_iX_i+\mu \tag{2}$$

式中，X_i 为神经元 i 的输入；W_i 为权重；μ 为偏置；net(i) 为神经元 i 的加权输入。

激活函数作用于 net(i)，生成神经元 i 的输出。在训练过程中，MLP通过最小化误差函数来优化网络权重，计算公式为：

$$E=\frac{1}{2}\sum\left(Y_i-O_i\right)^2 \tag{3}$$

式中，Y_i 为网络输入；O_i 为实际目标值；利用梯度下降法不断更新网络中的权重和偏置，使得 E 最小。

本文将PROSAIL模型生成的查找表作为输入，结合MLP构成混合辐射传输模型进行LAI反演。在模型训练过程中模拟不同植被条件下的反射率数据，并将遥感影像的实际反射率作为训练样本，优化MLP模型的权重与偏置。该方法能充分利用PROSAIL模型在模拟辐射传输过程中生成的光谱信息，提高LAI反演的精度和可靠性。

2.3 敏感性分析与输入参数确定

根据分析范围，敏感性分析可分为全局敏感性分析和局部敏感性分析。局部敏感性分析的常用方法包括一次一个变量法（OAT）、参数敏感性系数等。由于PROSAIL模型包含多个参数，且受地域差异影响，参数间的耦合效应可能导致模型预测结果误差，因此本文采用OAT方法对模型的输入参数进行敏感性分析，有助于确定关键参数取值范围，并完成参数的本地化处理。

查找表法通过建立物理模型输出的冠层反射率与LAI之间的一一对应关系，将遥感影像的反射率数据与查找表中的数据进行匹配，寻找最优的代价函数适应度，从而获得最精确的反演结果。为建立有效的查找表并提高反演效率与精度，本文根据地面实测数据和参数敏感性分析结果确定PROSAIL模型的输入参数及其取值范围；还参考了相关领域的先验知识，对部分参数取值进行了合理设置（表1）。

表1 PROSAIL模型的输入参数与取值范围

模型	参数	数值	步长
PROPECT	N_s	1.0~3.2	0.1
	C_{ab}/(mol·L^{-1})	10~100	5
	C_{ar}/(mol·L^{-1})	2~20	0.5
	C_m/(mol·L^{-1})	0.002~0.020	0.000 5
	C_w/cm	0.001~0.045	0.001
SAIL	V_{LAI}	0.1~7.0	0.1
	V_{LIDF}	椭球分布函数	
	θ_s/(°)	20~80	2
	ρ_γ	0.2	
	H	0.1~1.0	0.05

2.4 反演策略与精度评价

根据以往研究成果，本文采用PROSAIL模型进行模拟。模拟前对遥感影像数据进行消除大气干扰、辐射校正、几何校正等预处理，确保数据的可靠性，以满足后续反演分析要求；再根据冬小麦的光谱特性，选取Sentinel-2影像中的3、4、8、11和12波段来估算冬小麦的LAI。这些波段能有效捕捉冬小麦冠层的光谱信息，在反映植被光合作用中光谱吸收与反射的差异方面表现出色。为评估基于PROSAIL模型反演LAI结果的可靠性，本文采用决定系数（R^2）和均方根误差（RMSE）评价反演结果的可靠性与准确性。

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(K_i-J_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(K_i-\bar{K})^2} \tag{4}$$

$$\text{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(K_i-J_i)^2} \tag{5}$$

式中，K_i 为预测值；J_i 为实际值；$\bar{K}$ 为预测值的均值；n 为样本数；R^2 越接近1，表示模型拟合效果越好；RMSE越小，则说明反演误差越小，精度越高。

3 研究结果与分析

3.1 敏感性分析

敏感性分析分别采用OAT局部敏感性定性分析方法和方差基全局敏感性定量分析方法。通过OAT方法可观察冠层反射光谱在400～2 500 nm波段范围内的响应变化，并进一步分析各参数对反射光谱的敏感度。由图2可知。在可见光波段，随着 C_{ab} 的增加，

光谱反射率逐渐减少，在780 nm波段之后，冠层反射率基本不再变化；随着 C_{ar} 的增加，冠层反射率在500~560 nm波段内减少，在其他波段上基本无变化；随着 C_m 的增加，冠层反射率在780 nm波段前基本无变化，随后明显减少；随着 C_w 的增加，冠层反射率在500~780 nm波段基本无变化，在780~2 500 nm波段逐渐减少；随着 N_s 的增加，全波段上的冠层反射率均有小幅变化；LAI在全波段上均有变化，随着LAI的增加，冠层反射率在730~1 300 nm波段有所增加，在其余波段均明显减少。通过OAT定量分析可知，在500~780 nm波段范围内，LAI与 C_{ab} 对光谱反射率的影响较大；在780~1 300 nm波段范围内，C_m 对光谱反射率的影响最大；在1 500~2 500 nm波段范围内，C_w 与LAI对光谱反射率的影响较大。

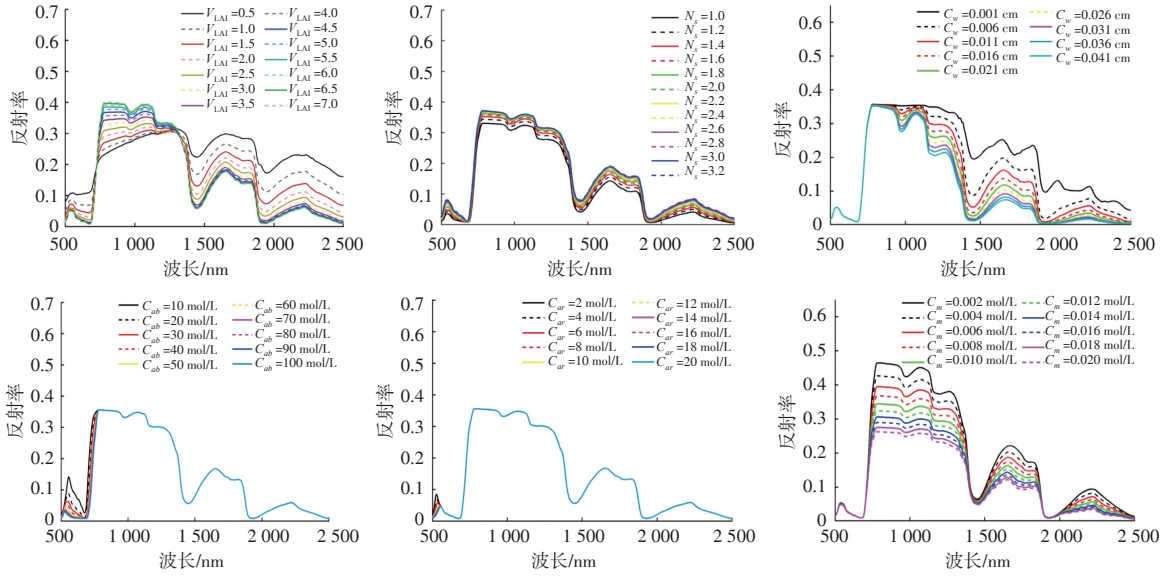


图2　PROSAIL模型参数局部敏感性分析结果

方差基全局敏感性分析通过计算各输入变量（不同波段）对模型输出的贡献度来量化每个变量对结果变化的影响。本文选择蓝、绿、红、近红外和短波红外波段作为输入变量，涵盖遥感数据中的多个光谱范围，分析结果见图3，可以看出，C_m 对短波红外波段的影响明显大于其他波段；C_{ab} 在蓝光、绿光、红光波段的贡献率较高，在近红外和短波红外波段的贡献率较低；N_s 在所有波段的贡献率均较低。通过全局敏感性分析优化各参数的数据占比，有助于减少冗余数据，降低计算成本，提升模型预测的可靠性和精度。

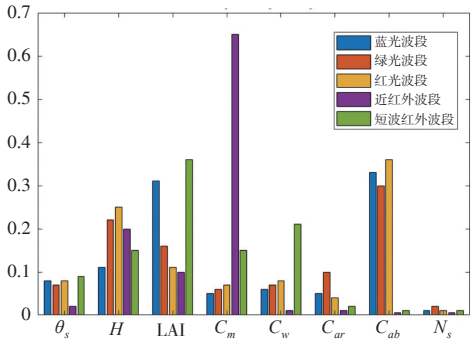


图3　全局敏感性分析中各参数贡献占比图

3.2　反演结果分析

基于PROSAIL模型，利用不同光谱影像反射率结合查找表法进行冬小麦LAI反演，并通过样地的实测数据进行精度检验，最终构建适合研究区的冬小麦最佳LAI反演模型。冬小麦4月中下旬的LAI空间分布结果见图4，由于原阳县东部地区的小麦种植面积大于西部地区，因此原阳县冬小麦LAI值整体呈现西低东高的趋势，LAI值大多集中在3.0附近。植被覆盖度高的区域LAI值整体偏高，水体、城市、道路等植被覆盖度低的区域LAI值小于0.2，因此模型的总体反演效果较好。

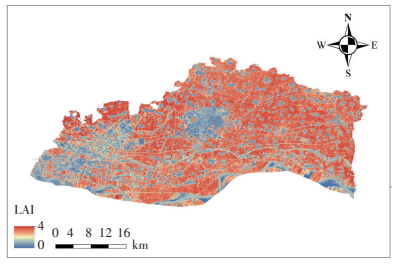


图4　原阳县冬小麦LAI反演图

审图号：GS(2024)0650

3.3 精度分析与评价

实验选取了20个检验点，对由PROSAIL–MLP模型模拟得到的LAI进行了回归分析与精度验证。结果表明（图5），模型模拟的LAI值与实测值的 R^2 为0.82，RMSE为0.36，线性关系显著，说明PROSAIL–MLP模型能从输入数据中自动学习有效的特征表示，从而提高预测精度并大大提高算法的运行速度，具有更好的数据模拟能力。

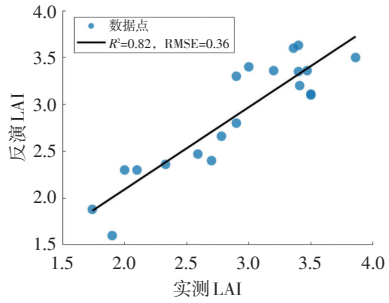


图5 PROSAIL–MLP反演LAI的精度验证

4 结 论

混合模型在解决LAI反演难题方面展现出显著优势。本文通过构建混合反演模型，有效解决了传统单一模型在LAI反演过程中存在的不适定性问题。从单点验证结果来看，尽管个别实测点与反演值之间存在偏差（平均相对误差为12.3%），但整体上模型表现出良好的拟合效果。对比分析20个地面验证点的实测数据与反演结果发现，二者具有较高的相关性（ R^2 = 0.82，RMSE=0.36），表明混合模型能较准确地捕捉冬小麦LAI的空间变异特征，尤其在处理复杂种植结构和不同生长状况下的反演问题时，展现出较强的鲁棒性。通过敏感性分析确定PROSAIL模型参数的输入范围，生成查找表并结合MLP反演LAI，能有效降低大气条件、土壤背景等因素的干扰，从而提高反演结果的可靠性。本文方法为区域尺度的农作物长势动态监测、产量预估以及精准农业管理决策提供了有力的技术支持。未来研究可进一步优化模型参数化方案，结合无人机遥感等新型观测手段，有望在更精细的时空尺度上提升LAI反演精度。

参考文献

[1] 汪彦龙,王钧,崔婷. 基于PROSAIL模型的青贮玉米叶面积指数反演[J]. 农业机械学报,2024,55(8):205-213

[2] 徐雯靓,王少军. PROSAIL模型模拟下的植被指数土壤调节能力比较与适用环境分析[J]. 遥感学报,2014,18(4):826-842

[3] 李淑敏,李红,孙丹峰,等. PROSAIL冠层光谱模型遥感反演区域叶面积指数[J]. 光谱学与光谱分析,2009,29(10):2725-2729

[4] 苏伟,邬佳昱,王新盛,等. 基于Sentinel-2影像与PROSAIL模型参数标定的玉米冠层LAI反演[J]. 光谱学与光谱分析,2021,41(6):1891-1897

[5] 马建威,黄诗峰,李纪人,等. 改进Sobol算法支持下的PROSAIL模型参数全局敏感性分析[J]. 测绘通报,2016(3):33-35

[6] 卢元兵,李华朋,张树清. 基于混合3D-2D CNN的多时相遥感农作物分类[J]. 农业工程学报,2021,37(13):142-151

[7] 吾木提·艾山江,尼加提·卡斯木,陈晨,等. 基于多维高光谱植被指数的冬小麦叶面积指数估算[J]. 农业机械学报,2022,53(5):181-190

[8] 张东彦,韩宣宣,林芬芳,等. 基于多源无人机影像特征融合的冬小麦LAI估算[J]. 农业工程学报,2022,38(9):171-179

[9] 王枭轩,卢小平,杨泽楠,等. 基于PROSAIL结合VMG模型的冬小麦叶面积指数反演方法[J]. 农业机械学报,2022,53(6):209-216

[10] 陈晓凯,李粉玲,王玉娜,等. 无人机高光谱遥感估算冬小麦叶面积指数[J]. 农业工程学报,2020,36(22):40-49

[11] 朱苏楠. 基于Sentinel-2波段的农作物冠层结构参数估算研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2022

[12] 张怡. 基于无人机高光谱、多光谱和激光雷达遥感影像的大豆叶面积指数反演[D]. 昆明:云南大学,2022

[13] 邓尚奇,赵钰,白雪源,等. 基于无人机图像分割的冬小麦叶绿素与叶面积指数反演[J]. 农业工程学报,2022,38(3):136-145

[14] 张裔勋,齐拓野,孙源,等. 高分六号遥感影像植被特征及其在冬小麦苗期LAI反演中的应用[J]. 作物学报,2021,47(12):2532-2540

[15] 高铭阳,张锦水,潘耀忠,等. 结合植被指数与作物高度反演冬小麦叶面积指数[J]. 中国农业资源与区划,2020,41(8):49-57

[16] 刘俊,孟庆岩,葛小三,等. 基于BP神经网络的夏玉米多生育期叶面积指数反演研究[J]. 遥感技术与应用,2020,35(1):174-184

[17] 王丽爱,周旭东,朱新开,等. 基于HJ-CCD数据和随机森林算法的小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报,2016,32(3):149-154

[18] 姜海玲,赵艺源,李耀,等. 扬花期冬小麦叶面积指数高光谱遥感反演研究[J]. 吉林师范大学学报(自然科学版),2020,41(1):135-140

[19] 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

[20] 孙诗睿,赵艳玲,王亚娟,等. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 中国农业大学学报,2019,24(11):51-58

[21] 贾智乐,豆喜朋,贾路. 无人机多光谱数据反演叶面积指数方法研究[J]. 地理空间信息,2022,20(2):64-66

[22] 陈士城,王宝水. 基于神经网络的LAI遥感反演影响因素分析[J]. 地理空间信息,2019,17(12):72-74