doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.01.034

基于无人机遥感数据和机器学习的向日葵 LAI 反演

于海琳[1,2]　兰玉彬[1,2]　李京谦[1,2]　杨　蕾[1,2]　崔文豪[1,2]　赵军胜[3]　宫慧慧[3]　赵　静[1,2]

(1. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255049;
2. 山东理工大学国际精准农业航空应用技术研究中心, 淄博 255049;
3. 山东省农业科学院经济作物研究所, 济南 250131)

摘要: 为快速、准确获取育种向日葵叶面积指数,通过无人机搭载多光谱相机和 DJI L1 型激光雷达镜头,获取向日葵现蕾期、开花期和成熟期的无人机遥感数据。计算了 9 种多光谱植被指数和 8 类纹理特征,提取了 8 种 LiDAR 特征参数,利用皮尔逊相关系数法筛选出与 LAI 相关性高的 4 种植被指数、3 类纹理特征和 4 种 LiDAR 特征参数;采用 K 近邻(K-nearest neighbor, KNN)、随机森林(Random forest,RF)、极致梯度提升树(eXtreme gradient boosting, XGBoost)和分类提升算法(Category boosting,CatBoost),分别构建基于植被指数、纹理特征、LiDAR 特征参数、植被指数 + 纹理特征、植被指数 + LiDAR 特征参数、纹理特征 + LiDAR 特征参数和 3 类特征组合的向日葵 LAI 估测模型,利用决定系数(Coefficient of determination,R^2)和均方根误差(Root mean square error,RMSE)来评价模型精度;采用最佳模型反演育种向日葵 LAI 并将其可视化。结果表明,CatBoost 算法与植被指数 + 纹理特征 + LiDAR 特征参数建立的向日葵 LAI 估测模型在 3 个时期的效果最好,决定系数分别为 0.93、0.91 和 0.90,均方根误差分别为 0.13、0.14 和 0.15。研究结果可为向日葵育种及田间精准管理提供依据。

关键词: 向日葵; 叶面积指数; 无人机遥感; 特征组合; 机器学习; 反演

中图分类号: S565.5　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)01-0356-10　　**OSID**:

Sunflower LAI Inversion Based on Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing Data and Machine Learning

YU Hailin[1,2]　LAN Yubin[1,2]　LI Jingqian[1,2]　YANGA Lei[1,2]　CUI Wenhao[1,2]
ZHAO Junsheng[3]　GONG Huihui[3]　ZHAO Jing[1,2]

(1. *School of Agricultural Engineering and Food Science*, *Shandong University of Technology*, *Zibo* 255049, *China*
2. *International Research Center of Precision Agriculture Aviation Application Technology*, *Shandong University of Technology*, *Zibo* 255049, *China*
3. *Institute of Industrial Crops*, *Shandong Academy of Agricultural Sciences*, *Ji'nan* 250131, *China*)

Abstract: To quickly and accurately ascertain the leaf area index (LAI) of breeding sunflowers, unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing data were collected at the budding, flowering, and maturation phases of the sunflowers by utilizing a multispectral camera and DJI L1 LiDAR lens. The analysis included the computation of nine multispectral vegetation indices and eight categories of texture features, alongside the extraction of eight LiDAR feature parameters. By applying the Pearson correlation coefficient method, four vegetation indices, three texture categories, and four LiDAR features, which exhibited a high correlation with LAI, were identified for further analysis. The study employed machine learning algorithms, namely K-nearest neighbor (KNN), random forest (RF), eXtreme gradient boosting (XGBoost), and category boosting (CatBoost), to develop models for estimating the LAI of sunflowers. These models were based on singular and combined inputs of vegetation indices, texture features, and LiDAR feature parameters. The accuracy of these models was evaluated by using the full terms coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE). The model that showcased the highest accuracy, utilizing the CatBoost algorithm in conjunction with a combination of vegetation

收稿日期: 2024-01-26　修回日期: 2024-03-18

基金项目: 山东省自然科学基金项目(ZR2021MD091)和山东省引进顶尖人才"一事一议"专项经费项目(鲁政办字[2018]27 号)

作者简介: 于海琳(1998—),女,硕士生,主要从事农业遥感技术与智能检测研究,E-mail: 975077397@qq.com

通信作者: 赵静(1971—),女,副教授,主要从事农业遥感技术与智能检测研究,E-mail: zbceozj@163.com

indices, texture features, and LiDAR feature parameters, was selected for inverse estimation of LAI in breeding sunflowers and subsequent visualization. The findings demonstrated that this combined approach yielded the best model for LAI estimation across all three stages of sunflower growth, with coefficient of determination values of 0.93, 0.91 and 0.90, and root mean square error values of 0.13, 0.14 and 0.15, respectively. The research result can lay the groundwork for enhanced sunflower breeding and precise field management by leveraging advanced remote sensing and machine learning technologies.

Key words: sunflower; leaf area index; UAV remote sensing; feature combination; machine learning; inversion

0　引言

叶面积指数[1]（Leaf area index，LAI）是反映植被密度、冠层结构与功能的重要生理指标，通过监测LAI，可以有效评估向日葵的生长状态，为育种及田间管理提供指导。目前，测量 LAI 的方法有直接法和间接法 2 种[2]，直接法结果准确，但存在工作量大、效率低和主观性强等问题。无人机遥感技术因其分辨率高、操作简单和低成本等特点[3-6]，在 LAI 监测中得到了广泛应用[7-8]。近年来，国内外学者利用无人机遥感影像衍生的植被指数估算农作物 LAI[9-13]。但采用植被指数进行作物 LAI 的估算存在一定局限性，主要问题是高覆盖度的冠层结构限制了对 LAI 估算的准确性[14]。因此，越来越多的研究致力于结合遥感影像中的光谱特征和纹理特征来估算作物的生长状态[15-16]。

无人机遥感平台结合激光雷达技术，可以获取植被的三维垂直结构特征，解决了光学遥感的限制[17-18]，在农作物长势监测，尤其是 LAI 监测方面具有巨大潜力。将激光雷达点云数据与多光谱或高光谱遥感影像结合，可以提高 LAI 估测模型精度[19-20]。

近年来，机器学习方法在作物 LAI 估测方面得到广泛应用[21]。ZHAI 等[22]通过结合无人机多光谱、热红外数据和 SPAD 值，采用多种机器学习算法来估算玉米的地上生物量，多源数据融合能显著提高估算精度，且 CatBoost 算法在所有测试算法中表现最佳。ASIER 等[23]利用 CatBoost 算法结合 Sentinel－1 和 Sentinel－2 卫星数据，有效提升了小麦产量估算的准确性，R^2 为 0.95，RMSE 为 0.24 t/hm^2。

目前对作物 LAI 估测的研究集中于对光谱信息与图像信息的提取，对作物冠层结构信息的提取较少。因此，从无人机激光雷达点云数据中提取 LiDAR 特征参数，探究其与植被指数和纹理特征进行组合来提高向日葵 LAI 的估算精度。本文以山东省农业科学院黄河三角洲现代农业研究院内的育种向日葵作为研究对象，利用无人机获取向日葵现蕾期、开花期及成熟期冠层的多光谱遥感影像和激光雷达点云数据，通过筛选用于建模的特征变量组合，利用机器学习算法构建向日葵不同生育期 LAI 反演模型，确定最优反演方法，为基于无人机数据的 LAI 定量反演提供参考并为向日葵育种及长势监测提供依据。

1　材料与方法

1.1　试验区概况

试验区位于山东省东营市广饶县（36.4°～37.1°N，118.2°～119.1°E）山东省农业科学学院黄河三角洲现代农业研究院内，如图 1 所示。试验区地势平坦，由南向北逐渐递降，土壤主要以黄土为主，土壤质地较为疏松，肥力较高，年平均气温 13～15℃，年平均降水量 800～900 mm，属于暖温带季风气候。向日葵种植田块总长度 135 m，宽度 16.5 m，面积 2 227.5 m^2，按照小区种植的方式种植 45 个品种向日葵，每个样区长度为 5 m，宽度 2 m，每个品种种植 3 个样区，共 135 个样区，如图 2 所示，图中 Q1、Q2、…、Q45 表示不同品种。

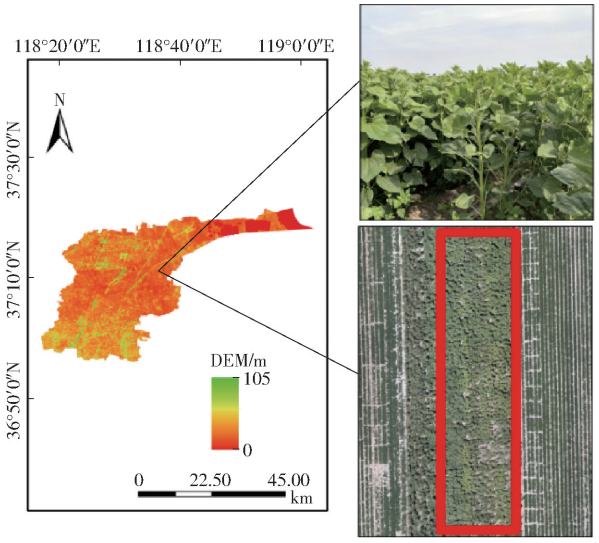

图 1　研究区位置

Fig. 1　Research area location

1.2　数据获取及预处理

采集向日葵现蕾期（2023 年 6 月 3—4 日）、开花期（6 月 24 日）和成熟期（7 月 9—10 日）的无人机遥感影像，并同步获取地面实测 LAI。遥感影像

N

Q2	Q4	Q6	Q8	Q10	Q12	Q14	Q11	Q13	Q15	Q9	Q7	Q5	Q3	Q1	Q7	Q6	Q5	Q4	Q3	Q2	Q1	Q8
Q1	Q3	Q5	Q7	Q9	Q11	Q13	Q15	Q12	Q14	Q10	Q8	Q6	Q4	Q2	Q15	Q14	Q13	Q12	Q11	Q10	Q9	
Q17	Q19	Q21	Q23	Q25	Q27	Q29	Q26	Q28	Q30	Q24	Q22	Q20	Q18	Q16	Q22	Q21	Q20	Q19	Q18	Q17	Q16	Q23
Q16	Q18	Q20	Q22	Q24	Q26	Q28	Q30	Q27	Q29	Q25	Q23	Q21	Q19	Q17	Q30	Q29	Q28	Q27	Q26	Q25	Q24	
Q32	Q34	Q36	Q38	Q40	Q42	Q44	Q41	Q43	Q45	Q39	Q37	Q35	Q33	Q31	Q37	Q36	Q35	Q34	Q33	Q32	Q31	Q38
Q31	Q33	Q35	Q37	Q39	Q41	Q43	Q45	Q42	Q44	Q40	Q38	Q36	Q34	Q32	Q45	Q44	Q43	Q42	Q41	Q40	Q39	

图 2 向日葵种植图

Fig. 2 Sunflower planting diagram

采集时间段为 10:00—14:00,天气晴朗,地面无风。

1.2.1 无人机遥感影像获取及预处理

采用大疆 M210 型无人机搭载长光禹辰信息技术与装备(青岛)有限公司的 MS600Pro 型多光谱相机获取向日葵冠层的多光谱遥感影像;大疆 M300 型无人机搭载禅思 L1 型激光雷达镜头获取了向日葵冠层的激光雷达点云数据。无人机飞行高度为 30 m,飞行速度为 2 m/s,航向重叠率及旁向重叠率均为 80%,如图 3 所示。多光谱相机共 6 个通道,为蓝、绿、红、红边波段和 2 个近红外波段,对应波段的中心波长分别为 450、555、660、710、840、940 nm,获取的图像分辨率为 1 280 像素 ×960 像素,采用 Pix4Dmapper 软件对获取的无人机多光谱图像进行拼接。激光雷达镜头集成了 Livox 激光雷达、高精度惯导、测绘相机和三轴云台等模块,其测距精度为 3 cm,利用大疆智图软件对采集到的点云数据进行解算和航带数据拼接。



(a) 激光雷达影像采集 (b) 向日葵叶面积指数采集

图 3 数据采集

Fig. 3 Data collection

1.2.2 向日葵 LAI 测定

利用 Yaxin1242 型叶面积仪获取向日葵的叶面积,试验数据采集时从每个试验样区选择长势较好的向日葵作为目标植株,按照叶片总数分为上、中、下 3 层,每层选取 1 片长势健康的叶片测量 3 次取平均值,同时记录样本区域内的向日葵株数及每株目标向日葵的叶片总数。各样区 LAI 计算式为[24]

$$LAI_i = \frac{\sum_{j=1} N_j S_j n}{2S} \quad (i = 1, 2, \cdots, 135) \qquad (1)$$

式中 LAI_i——各样区叶面积指数

S——样地面积,m^2

S_j——每层叶片平均叶面积,m^2

N_j——每层叶子数量

n——样品点中向日葵总数

i——样区序号

j——叶子层数

1.3 向日葵冠层遥感影像特征提取

1.3.1 多光谱植被指数计算

植被指数能够在一定条件下定量表明植被的生长状况,本文选用 9 种植被指数,其中 RVI[25] 和 NDRE[26] 植被指数适用于高密度作物,GNDVI[27] 和 LCI[28] 植被指数对叶绿素的敏感程度较高,CI-rededge[29] 和 CI-green[29] 植被指数常被用于研究植物叶绿素含量和生长状况,MSR[30] 植被指数可对叶片的镜面发射效应进行优化,其对于叶片的变化较为敏感,MSAVI[31] 和 OSAVI[32] 植被指数能够降低土壤和环境背景等影响因子的影响。

1.3.2 多光谱纹理特征提取

纹理特征能够反映图像中同质现象的视觉特征,包含了物体表面结构组织排列的重要信息,具有旋转不变形和尺度不变形的特性[33]。灰度共生矩阵(Gray-level co-occurrence matrix,GLCM)是纹理特征提取中使用最广泛的方法之一[34-35]。使用 GLCM 分析近红外波段的 8 类纹理特征值,分别为均值(Mean,mean)、方差(Variance,var)、协同性(Homogeneity,hom)、对比度(Contrast,con)、相异性(Dissimilarity,dis)、信息熵(Entropy,ent)、二阶矩(Second Moment,sm)、相关性(Correlation,corr)。利用 ENVI 软件提取近红外波段的纹理特征,根据影像空间分辨率,使用 5 ×5 窗口和 45°方向进行提取。

1.3.3 LiDAR 特征参数提取

利用 LiDAR360 软件对获取的无人机激光雷达点云数据进行预处理,包括裁剪、去噪和分离地面点等操作。利用不规则三角网插值(Triangulated irregular network,TIN)的方法生成数字高程模型(Digital elevation model,DEM),如图 4 所示。根据 DEM 将点云数据进行归一化,并从中提取 LiDAR 特征参数[36-38],提取的参数包括:变异系数(H_{cv})、平均高度(H_{mean})、最小高度(H_{min})、覆盖度(F_{cover})、

间隙率(Gap fraction，F_G)、冠层起伏率(Canopy relief ratio，R_{CR})、50% 的分位数高度(H_{50th})和 10% 的分位数高度(H_{10th})。H_{cv}表示向日葵冠层垂直方向上异质性的差异程度；H_{mean}表示株高平均值；H_{min}表示株高最小值；f_{cover}表示作物冠层在地面的垂直投影面积占总面积的百分比；F_G表示地面点云与总点云之比；R_{CR}表示向日葵冠层水平和垂直异质性的三维度量；H_{50th}、H_{10th}分别表示研究区域内 50%、10% 的点云距离地面高度。

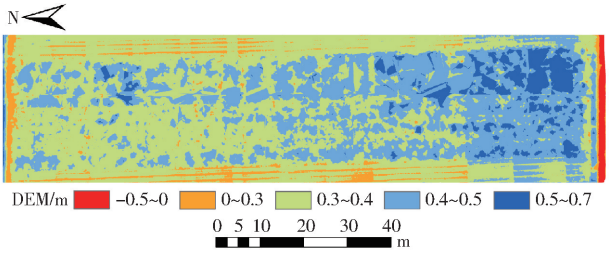

图 4　现蕾期数字高程模型(DEM)

Fig. 4　Digital elevation model (DEM) at budding stage

1.4　特征筛选方法

皮尔逊相关系数法(Pearson correlation coefficient，PCC)[39]是一种用于衡量 2 个变量之间线性关系强度和方向的统计方法，其取值范围在 −1 到 1 之间。此方法在变量筛选中应用较为广泛，并且能够有效减少冗杂变量。本文通过 Origin 软件对植被指数、纹理特征和 LiDAR 特征参数进行相关性分析。

1.5　向日葵 LAI 估测模型选取

将每个时期获取的 135 组数据按照比例 7∶3 划分训练集与测试集，在 jupyter notebook 的 Python 编辑器中，利用 KNN[40]、RF[41]、XGBoost[42] 和 CatBoost[43] 4 种机器学习算法，构建向日葵 LAI 估测模型。

1.6　模型评价指标

为验证模型拟合和预测精度，将模型实测值与预测值进行回归分析，选择决定系数(Coefficient of determination，R^2)和均方根误差(Root mean square error，RMSE)对模型进行评价[44]。其中，R^2取值范围在 0 到 1 之间，越接近 1，RMSE 越接近于 0，表示模型对数据的拟合程度越好，数据预测越准确。

2　结果与分析

2.1　田间向日葵 LAI 情况

地面获取的向日葵不同生育时期的 LAI 统计如表 1 所示，向日葵 LAI 平均值随生育期的变化逐渐减小，3 个关键生育时期的方差、标准差、变异系数较小，表明向日葵各个品种间 LAI 离散程度小，即各个品种 LAI 分布均匀。

表 1　向日葵叶面积指数数据统计

Tab. 1　Statistical analysis of sunflower LAI data

生育时期	样本量	最大值	最小值	平均值	标准差	方差	变异系数
现蕾期	135	2.230	0.365	1.720	0.466	0.217	0.271
开花期	135	1.970	0.224	1.040	0.453	0.206	0.436
成熟期	135	1.710	0.164	0.864	0.417	0.174	0.482

2.2　不同特征与 LAI 相关性分析

将向日葵 3 个生育时期的多光谱植被指数、纹理特征以及 LiDAR 特征参数与 LAI 进行皮尔逊相关性分析，其结果如表 2 所示。在向日葵现蕾期各植被指数和 LiDAR 特征参数与 LAI 之间均存在显著的相关性，纹理特征仅 nir-hom、nir-ent 和 nir-sm 与 LAI 的相关性最高；开花期 8 种植被指数与 LAI 之间的相关性较高，纹理特征仅 nir-hom、nir-ent 和 nir-sm 与 LAI 存在显著的相关性，LiDAR 特征参数中，H_{cv}、H_{min}、F_{cover}及 F_G与 LAI 存在显著的相关性；在成熟期，8 种植被指数与 LAI 之间的相关性均达到极显著水平，nir-hom、nir-ent 和 nir-sm 3 类纹理特征与 LAI 的相关性在所有相关性中最高，H_{cv}、H_{min}、

表 2　不同特征参数与 LAI 相关性系数

Tab. 2　Correlation between different features and LAI

参数	现蕾期	开花期	成熟期	参数	现蕾期	开花期	成熟期
RVI	0.668	0.526	0.640	nir-dis	0.475	0.259	0.229
NDRE	0.673	0.656	0.709	nir-ent	0.680	0.708	0.333
GNDVI	0.677	0.698	0.700	nir-sm	−0.678	−0.693	−0.307
CI-rededge	0.616	0.642	0.716	nir-cor	−0.426	0.335	0.127
CI-green	0.625	0.689	0.709	H_{cv}	−0.933	−0.759	−0.874
LCI	0.768	0.638	0.705	H_{min}	0.817	0.808	0.845
MSR	0.716	0.550	0.644	H_{mean}	0.830	−0.173	−0.059
MSAVI	0.776	0.280	0.598	H_{10th}	0.859	0.298	0.496
OSAVI	0.777	0.577	0.606	H_{50th}	0.859	−0.242	−0.120
nir-mean	0.159	0.313	0.181	F_{cover}	0.880	0.804	0.877
nir-var	−0.266	0.478	0.285	F_G	−0.758	−0.812	−0.872
nir-hom	0.643	0.726	0.341	R_{CR}	0.648	0.070	0.326
nir-con	−0.129	0.517	0.293				

f_{cover}及 F_G 4 种 LiDAR 特征参数与 LAI 存在显著相关性。选择各时期相关性最高的 4 种植被指数、3 类纹理特征和 4 种 LiDAR 特征参数作为模型输入特征集。

2.3 向日葵 LAI 估测模型构建

将向日葵每个时期的数据分为 7 个特征集,如表 3 所示。以 7 种特征集为输入参数利用 KNN、RF、XGBoost 和 CatBoost 算法建立各时期向日葵 LAI 预测模型,以 R^2 和 RMSE 来评价模型的精度。

表 3 特征集划分

Tab. 3 Feature set division

序号	特征集编号	特征名称
1	特征集 A	植被指数
2	特征集 B	纹理特征
3	特征集 C	LiDAR 特征参数
4	特征集 D	植被指数 + 纹理特征
5	特征集 E	植被指数 + LiDAR 特征参数
6	特征集 F	纹理特征 + LiDAR 特征参数
7	特征集 G	植被指数 + 纹理特征 + LiDAR 特征参数

2.3.1 向日葵现蕾期 LAI 估测模型

向日葵现蕾期 LAI 估测模型精度如表 4 所示。

表 4 向日葵现蕾期 LAI 估测模型精度

Tab. 4 Accuracy of LAI estimation model for sunflowers at budding stage

算法	特征集	训练集		验证集	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
KNN	A	0.65	0.23	0.64	0.30
	B	0.57	0.26	0.56	0.33
	C	0.85	0.15	0.84	0.20
	D	0.69	0.22	0.68	0.28
	E	0.90	0.13	0.88	0.17
	F	0.87	0.14	0.86	0.18
	G	0.92	0.13	0.89	0.12
RF	A	0.61	0.22	0.65	0.30
	B	0.57	0.26	0.56	0.33
	C	0.87	0.14	0.84	0.20
	D	0.71	0.21	0.67	0.29
	E	0.91	0.12	0.89	0.16
	F	0.87	0.14	0.85	0.19
	G	0.92	0.11	0.91	0.15
XGBoost	A	0.79	0.18	0.75	0.25
	B	0.69	0.22	0.60	0.31
	C	0.89	0.13	0.88	0.18
	D	0.83	0.16	0.76	0.24
	E	0.92	0.11	0.90	0.15
	F	0.91	0.117	0.88	0.17
	G	0.95	0.09	0.93	0.14
CatBoost	A	0.80	0.17	0.74	0.26
	B	0.66	0.23	0.58	0.32
	C	0.89	0.13	0.83	0.20
	D	0.85	0.15	0.75	0.25
	E	0.95	0.09	0.92	0.13
	F	0.92	0.11	0.90	0.16
	G	0.95	0.09	0.93	0.13

4 种建模算法估算精度为 0.56 ~ 0.95,以特征集 G 作为输入参数的 4 种模型估测精度明显优于其他特征集,且 CatBoost 估测模型具有最高的估测精度,R^2 为 0.93,RMSE 为 0.13。在所有 CatBoost 模型中,基于特征集 G 建立的 LAI 估测模型较其他 6 种特征集模型精度分别提高 19.4%、35.4%、11.2%、18.2%、1.1%、3.6%。

2.3.2 向日葵开花期 LAI 估测模型

向日葵开花期 LAI 估测模型精度如表 5 所示。4 种建模算法估算精度为 0.42 ~ 0.96,以特征集 G 作为输入参数的 4 种模型估测精度明显优于其他特征集,且 CatBoost 估测模型具有最高的估测精度,R^2 为 0.91,RMSE 为 0.14。在所有 CatBoost 模型中,基于特征集 G 建立的 LAI 估测模型较其他 6 种特征集模型精度分别提高 39.9%、33.2%、9.4%、29.1%、6.2%、3.7%。

表 5 向日葵开花期 LAI 估测模型精度

Tab. 5 Accuracy of LAI estimation model for sunflowers at flowering stage

算法	特征集	训练集		验证集	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
KNN	A	0.54	0.31	0.42	0.36
	B	0.54	0.31	0.44	0.36
	C	0.85	0.19	0.82	0.18
	D	0.60	0.28	0.52	0.33
	E	0.86	0.18	0.86	0.16
	F	0.88	0.15	0.83	0.17
	G	0.88	0.18	0.87	0.17
RF	A	0.52	0.32	0.44	0.36
	B	0.56	0.31	0.47	0.33
	C	0.86	0.15	0.84	0.19
	D	0.62	0.28	0.52	0.33
	E	0.90	0.15	0.86	0.18
	F	0.90	0.14	0.87	0.18
	G	0.91	0.14	0.88	0.17
XGBoost	A	0.63	0.29	0.55	0.29
	B	0.62	0.28	0.50	0.34
	C	0.88	0.15	0.85	0.19
	D	0.73	0.25	0.66	0.26
	E	0.92	0.13	0.86	0.18
	F	0.93	0.12	0.86	0.17
	G	0.94	0.11	0.87	0.17
CatBoost	A	0.59	0.29	0.51	0.34
	B	0.66	0.27	0.58	0.32
	C	0.85	0.18	0.82	0.20
	D	0.72	0.24	0.062	0.30
	E	0.88	0.16	0.85	0.19
	F	0.90	0.14	0.87	0.17
	G	0.96	0.09	0.91	0.14

2.3.3　向日葵成熟期 LAI 估测模型

向日葵成熟期 LAI 估测模型精度如表 6 所示。4 种建模算法估算精度为 0.31 ~ 0.94，以特征集 G 作为输入参数的 4 种模型估测精度明显优于其他特征集，且 CatBoost 估测模型具有最高估测精度，R^2 为 0.90，RMSE 为 0.15。在所有 CatBoost 模型中，基于特征集 G 建立的 LAI 估测模型较其他 6 种特征集模型精度分别提高 36.9%、53.2%、6.1%、29.4%、1.8%、3.4%。

向日葵 3 个时期估测模型的最优结果的散点图如图 5 所示，基于特征集 G 的 CatBoost 向日葵 LAI 估测模型其拟合线斜率非常接近 1，进一步表明该估测模型在向日葵 3 个生长期的反演能力比较稳定，是一种有效提高向日葵 LAI 反演精度的方法。

表 6　向日葵成熟期 LAI 值估测模型精度

Tab. 6　Accuracy of LAI estimation model for sunflowers at maturity stage

算法	特征集	训练集		验证集		算法	特征集	训练集		验证集	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE			R^2	RMSE	R^2	RMSE
KNN	A	0.55	0.29	0.50	0.31	XGBoost	A	0.65	0.25	0.52	0.31
	B	0.42	0.35	0.46	0.29		B	0.43	0.34	0.32	0.30
	C	0.82	0.20	0.78	0.17		C	0.88	0.15	0.79	0.19
	D	0.60	0.27	0.54	0.31		D	0.67	0.25	0.57	0.29
	E	0.88	0.15	0.86	0.17		E	0.89	0.14	0.85	0.18
	F	0.86	0.16	0.85	0.18		F	0.89	0.15	0.82	0.18
	G	0.90	0.14	0.84	0.18		G	0.92	0.12	0.84	0.17
RF	A	0.58	0.27	0.55	0.30	CatBoost	A	0.57	0.28	0.53	0.31
	B	0.41	0.34	0.31	0.34		B	0.49	0.32	0.37	0.31
	C	0.80	0.19	0.75	0.22		C	0.87	0.25	0.84	0.18
	D	0.59	0.27	0.55	0.30		D	0.66	0.26	0.62	0.26
	E	0.83	0.18	0.78	0.21		E	0.91	0.13	0.88	0.15
	F	0.89	0.14	0.81	0.18		F	0.88	0.15	0.87	0.17
	G	0.90	0.14	0.82	0.18		G	0.94	0.10	0.90	0.15

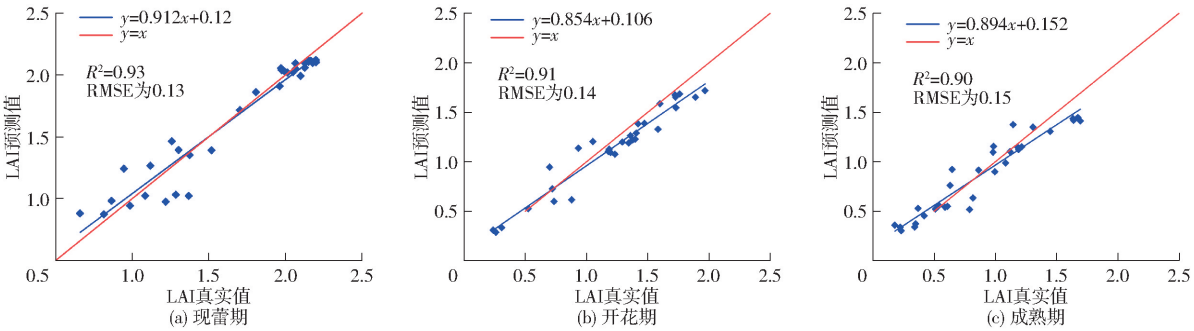

图 5　向日葵不同时期最佳 LAI 反演结果

Fig. 5　Optimal LAI inversion results of sunflowers at different growth stages

2.4　向日葵 LAI 空间分布图

利用 LAI 估算表现最优的 CatBoost 模型对研究区的向日葵按不同生育期进行 LAI 估算，其结果如图 6 所示。结果表明各样区 LAI 估算值均与实测值接近，向日葵现蕾期反演 LAI 为 0.78 ~ 2.13，开花期反演 LAI 为 0.28 ~ 1.79，成熟期反演 LAI 为 0.28 ~ 1.54，LAI 随生育期的推进呈逐渐减小的趋势。在向日葵生长的不同阶段，其生物量分配模式会发生变化，现蕾期向日葵需要更多的营养分配给叶子的生长以支持光合作用，在开花期和成熟期，光合作用的需求降低，分配更多的营养用于花和种子的发育，导致叶子生长速度减慢甚至开始衰退。从空间分布上看，LAI 估算结果可以反映出研究区域中向日葵的生长情况，为向日葵田间管理提供技术支持，同时根据 LAI 反演结果，可以筛选出生长状况良好的向日葵品种。

3　讨论

向日葵与玉米等农作物在生长形态、叶片结构、光谱特性和植被覆盖度上存在差异，在本研究中，仅利用植被指数或将植被指数与纹理特征融合估算向日葵 LAI 时估测精度较低。LiDAR 是一种主动遥感技术，其发射的激光脉冲能够穿透植被冠层，扫描植被冠层的结构，能够很好地解决光学遥感中植被

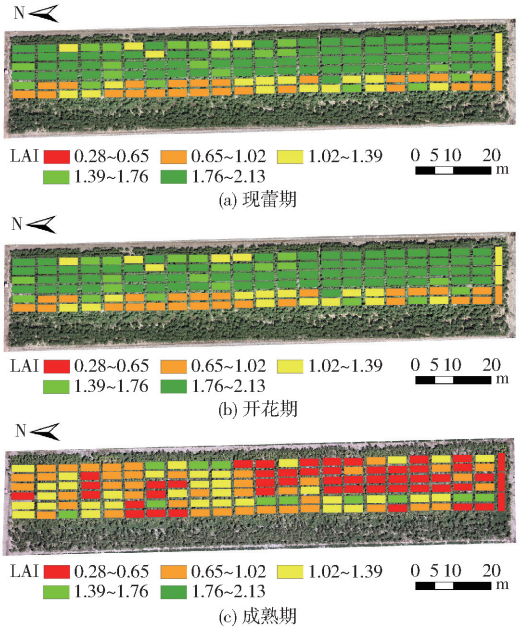

图 6 LAI 空间分布图

Fig. 6 Spatial distributions of LAI

指数容易饱和等问题[45-47]。因此,本文利用无人机激光雷达点云数据提取 LiDAR 特征参数,探究其与植被指数和纹理特征进行组合来提高向日葵 LAI 的估算精度。

在特征选择方面,本研究利用皮尔逊相关性分析法对植被指数、纹理特征和 LiDAR 特征参数对向日葵 LAI 的敏感程度进行了筛选,研究中 LiDAR 特征参数与向日葵 LAI 的相关性普遍较高,与李洋等[48]的研究结果一致。这主要是因为 LAI 计算需考虑向日葵在垂直方向上的叶片总表面积,而 LiDAR 特征参数能有效获取向日葵的垂直结构信息,如冠层高度和叶片分布,而植被指数和纹理特征通常无法提供直接的冠层高度信息。此外,大部分纹理特征与 LAI 的相关性不高,这与杭艳红等[49]研究结果相似,根据其研究结果,在后续的研究中会考虑到加入纹理指数来提高纹理特征与 LAI 的相关性。在提取纹理特征时,仅基于 GLCM 对纹理特征进行提取,下一步研究中可以考虑使用其他方法提取遥感影像的纹理信息,如 Gabor 滤波器[50]等。

单独使用 LiDAR 特征参数反演向日葵 LAI 的精度均高于单独使用植被指数、纹理特征,主要是因为在 LAI 较高的区域植被指数易趋于饱和导致 LAI 的估算存在偏差。同时将 3 类特征组合进一步改善仅使用 LiDAR 特征参数的建模精度,提高了向日葵 LAI 的估测精度,其原因在于植被指数和纹理特征的加入能够弥补 LiDAR 点云数据中缺少光谱信息和图像信息的不足,实现了多光谱遥感数据与 LiDAR 点云数据的互补[51]。同时,研究结果表明,虽然基于特征集 G 的 LAI 估测模型较利用特征集 E、特征集 F 建立的 LAI 反演模型的估测效果有所提高,但提升效果较小,其原因是植被指数、纹理特征和 LiDAR 特征参数可能在一定程度上包含相似或冗余的信息。当这些特征在模型中同时存在时,可能会引入冗余信息,而不是提供互补的信息,导致模型的性能提升有限。除了通过多源数据融合来提升 LAI 估测的准确度外,选择合适的机器学习算法也是提高 LAI 估算精度的关键因素。CatBoost 算法是一种新的机器学习算法,研究中 CatBoost 模型在估测向日葵不同生长时期 LAI 的精度优于其他模型。原因在于 CatBoost 对数据的适应性强,具备优秀的映射和抗干扰能力,它改进了传统的梯度提升决策树(GBDT)算法,采用有序提升技术进行梯度估计,使得梯度估计更为准确且无偏,减少了偏差影响,并增强了模型的泛化能力。然而,本研究仅使用机器学习对向日葵 LAI 进行估测,后续研究考虑采用加入深度学习对向日葵 LAI 进行反演,如基于卷积神经网络的深度学习模型[52]。

4 结论

(1)特征筛选后,LiDAR 特征参数与向日葵 LAI 的相关性在 3 个时期均是最高,现蕾期和成熟期纹理特征与向日葵 LAI 的相关性最低,开花期植被指数与向日葵 LAI 的相关性最低。

(2)基于 CatBoost 算法,利用特征集 G 建立的向日葵 LAI 估测模型在向日葵 3 个生长期均表现最佳,各时期精度分别为:现蕾期 R^2 为 0.93,RMSE 为 0.13;开花期 R^2 为 0.91,RMSE 为 0.14;成熟期 R^2 为 0.90,RMSE 为 0.15。

(3)在所有 CatBoost 模型中,最优特征集模型与其他 6 种特征集模型相比,现蕾期模型精度最高提升 35.4%,开花期模型精度最高提升 39.9%,成熟期模型精度最高提升 53.2%。

参 考 文 献

[1] YIERXIATI A, MAMAT S, BAIDENGSHA M, et al. A possible fractional order derivative and optimized spectral indices for assessing total nitrogen content in cotton[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 171: 105275.

[2] 刘忠,万炜,黄晋宇,等. 基于无人机遥感的农作物长势关键参数反演研究进展[J]. 农业工程学报,2018,34(24):60-71.
LIU Zhong, WAN Wei, HUANG Jinyu, et al. Progress on key parameters inversion of crop growth based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(24): 60-71. (in Chinese)

[3] LAN Y, THOMSON J S, HUANG Y, et al. Current status and future directions of precision aerial application for site-specific crop management in the USA[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2010,74(1):34 – 38.

[4] LAN Yubin, CHEN Shengde, FRITZ K B. Current status and future trends of precision agricultural aviation technologies[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering,2017,10(3):1 – 17.

[5] LAN Y, HUANG Z, DENG X, et al. Comparison of machine learning methods for citrus greening detection on UAV multispectral images[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,171: 105234.

[6] XU Weicheng, CHEN Pengchao, ZHAN Yilong, et al. Cotton yield estimation model based on machine learning using time series UAV remote sensing data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 104: 102511.

[7] 鲁向晖,王倩,张海娜,等. 基于无人机多光谱遥感的芳樟矮林 SPAD 反演[J]. 农业机械学报,2023,54(5):201 – 209.
LU Xianghui,WANG Qian,ZHANG Haina, et al. Inversion of SPAD of *Cinnamomum camphora* dwarf forest based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(5): 201 – 209. (in Chinese)

[8] ABD EL-GHANY N, ABD EL-AZIZ S, MAREI S. A review: application of remote sensing as a promising strategy for insect pests and diseases management[J]. Environmental Science and Pollution Research International,2020,27(27):1 – 13.

[9] 谷晓博,程智楷,周智辉,等. 基于特征降维和机器学习的覆膜冬小麦 LAI 遥感反演[J]. 农业机械学报,2023,54(6):148 – 157,167.
GU Xiaobo, CHENG Zhikai, ZHOU Zhihui, et al. Remote sensing inversion of leaf area index of mulched winter wheat based on feature downscaling and machine learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 148 – 157,167. (in Chinese)

[10] 张宏鸣,刘雯,韩文霆,等. 基于梯度提升树算法的夏玉米叶面积指数反演[J]. 农业机械学报,2019,50(5):251 – 259.
ZHANG Hongming, LIU Wen, HAN Wenting, et al. Inversion of summer maize leaf area index based on gradient boosting decision tree algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 251 – 259. (in Chinese)

[11] WANG X,CAI G,LU X, et al. Inversion of wheat leaf area index by multivariate red-edge spectral vegetation index[J]. Sustainability,2022,14(23):15875.

[12] SHAO M, NIE C, ZHANG A, et al. Quantifying effect of maize tassels on LAI estimation based on multispectral imagery and machine learning methods[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 108029

[13] 向友珍,安嘉琪,赵笑,等. 基于无人机多光谱遥感的大豆生长参数和产量估算[J]. 农业机械学报,2023,54(8):230 – 239.
XIANG Youzhen, AN Jiaqi,ZHAO Xiao, et al. Soybean growth parameters and yield estimation based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 230 – 239. (in Chinese)

[14] 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.
DENG Shangqi, ZHAO Yu, BAI Xueyuan, et al. Inversion of chlorophyll and leaf area index for winter wheat based on UAV image segmentation[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(3): 136 – 145. (in Chinese)

[15] 邵亚杰,汤秋香,崔建平,等. 融合无人机光谱信息与纹理特征的棉花叶面积指数估测[J]. 农业机械学报,2023,54(6): 186 – 196.
SHAO Yajie, TANG Qiuxiang, CUI Jianping, et al. Cotton leaf area index estimation combining UAV spectral and textural features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(6):186 – 196. (in Chinese)

[16] 刘帅兵,金秀良,冯海宽,等. 基于无人机多源遥感的玉米 LAI 垂直分布估算[J]. 农业机械学报,2023,54(5):181 – 193,287.
LIU Shuaibing, JIN Xiuliang, FENG Haikuan, et al. Vertical distribution estimation of maize LAI using UAV multi-source remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 181 – 193, 287. (in Chinese)

[17] 谭雨欣,田义超,黄卓梅,等. 北部湾茅尾海无瓣海桑红树林地上生物量反演——基于 XGBoost 机器学习算法[J]. 生态学报,2023,43(11):4674 – 4688.
TAN Yuxin, TIAN Yichao, HUANG Zhuomei, et al. Aboveground biomass of *Sonneratia apetala* mangroves in Mawei Sea of Beibu Gulf based on XGBoost machine learning algorithm[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023,43(11):4674 – 4688. (in Chinese)

[18] WANG Y, FANG H. Estimation of LAI with the LiDAR technology: a review[J]. Remote Sensing, 2020, 12(20): 3457

[19] 牛玉洁,李晓鹏,张佳宝,等. 融合无人机载激光雷达与多光谱遥感数据的冬小麦叶面积指数反演[J]. 土壤学报,2022, 59(1): 161 – 171.
NIU Yujie, LI Xiaopeng, ZHANG Jiabao, et al. Inversion of leaf area index in winter wheat by merging UAV LiDAR with multispectral remote sensing data[J]. Acta Pedologica Sinica, 2022, 59(1): 161 – 171. (in Chinese)

[20] SHI Z,SHI S,GONG W, et al. LAI estimation based on physical model combining airborne LiDAR waveform and Sentinel – 2 imagery[J]. Frontiers in Plant Science,2023,14: 1237988.

[21] DU X, LIANG W, CEN H, et al. Multi-temporal monitoring of leaf area index of rice under different nitrogen treatments using UAV images[J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2020; 3(1): 7 – 12.

[22] ZHAI W, LI C, FEI S, et al. CatBoost algorithm for estimating maize above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based multi-source sensor data and SPAD values[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108306.
[23] ASIER U, ANDER C, ANA A. Optimizing wheat yield prediction integrating data from Sentinel - 1 and Sentinel - 2 with CatBoost algorithm[J]. Remote Sensing, 2023, 15(6): 1640.
[24] ZHAO J, PAN F, XIAO X, et al. Summer maize growth estimation based on near-surface multi-source data[J]. Agronomy, 2023, 13(2): 532.
[25] PEARSON R L, MILLER L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short grass prairie, Pawnee national grasslands, Colorado[C] // Proceedings of the 8th International Symposium on Remote Sensing of Environment, 1972: 1355 - 1379.
[26] GITELSON A, MERZLYAK M N. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation[J]. Journal of Plant Physiology, 1994, 143(3): 286 - 292.
[27] GITELSON A, MERZLYAK M, LICHTENTHALER H. Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm[J]. Journal of Plant Physiology, 1996, 148(3 - 4): 501 - 508.
[28] ZEBARTH B, YOUNIE M, PAUL J, et al. Evaluation of leaf chlorophyll index for making fertilizer nitrogen recommendations for silage corn in a high fertility environment[J]. Communications in Soil Science and Plant Analysis, 2002, 33(5 - 6): 665 - 684.
[29] GITELSON A, VINA A, CIGANDA V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops[J]. Geophysical Research Letters, 2005, 32(8): 403.
[30] CHEN J M. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2014, 22(3): 229 - 242.
[31] QI J, CHEHBOUNI A, HUETE A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119 - 126.
[32] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95 - 107.
[33] YUAN W, KUMARA N W, SHAWN J, et al. Early prediction of soybean traits through color and texture features of canopy RGB imagery[J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 14089.
[34] 马彦鹏,边明博,樊意广,等. 基于无人机 RGB 影像的马铃薯植株钾含量估算[J]. 农业机械学报,2023,54(7):196 - 203,233.
MA Yanpeng, BIAN Mingbo, FAN Yiguang, et al. Potassium content estimation of potato plants based on UAV RGB images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 196 - 203, 233. (in Chinese)
[35] LI Z, ZHOU X, CHENG Q, et al. A machine-learning model based on the fusion of spectral and textural features from UAV multi-sensors to analyse the total nitrogen content in winter wheat[J]. Remote Sensing, 2023, 15(8): 2152.
[36] 张亚倩,骆社周,王成,等. 联合无人机激光雷达和高光谱数据反演玉米叶面积指数[J]. 遥感技术与应用,2022,37(5):1097 - 1108.
ZHANG Yaqian, LUO Shezhou, WANG Cheng, et al. Combining UAV LiDAR and hyperspectral data for retrieving maize leaf area index[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(5): 1097 - 1108. (in Chinese)
[37] LUO S, LIU W, ZHANG Y, et al. Maize and soybean heights estimation from unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 106005.
[38] 姚杰. 机载 LiDAR 点云滤波及分类研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2022.
YAO Jie. Research on airborne LiDAR point cloud filtering and classification[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2022. (in Chinese)
[39] 韩文霆,崔家伟,崔欣,等. 基于特征优选与机器学习的农田土壤含盐量估算研究[J]. 农业机械学报,2023,54(3):328 - 337.
HAN Wenting, CUI Jiawei, CUI Xin, et al. Estimation of farmland soil salinity content based on feature optimization and machine learning algorithms[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 328 - 337. (in Chinese)
[40] 李旭,陈柏林,周保平,等. 利用叶片高光谱反射率预测棉花叶绿素含量[J]. 华中农业大学学报,2023,42(3):195 - 202.
LI Xu, CHEN Bailin, ZHOU Baoping, et al. Predicting the content of chlorophyll in cotton using hyperspectral reflectance of leaves[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2023, 42(3): 195 - 202. (in Chinese)
[41] 王耀民,陈皓锐,陈俊英,等. 光谱指数筛选方法与统计回归算法结合的水稻估产模型对比[J]. 农业工程学报,2021,37(21):208 - 216.
WANG Yaomin, CHEN Haorui, CHEN Junying, et al. Comparation of rice yield estimation model combining spectral index screening method and statistical regression algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(21): 208 - 216. (in Chinese)
[42] 付波霖,孙军,李雨阳,等. 基于多光谱影像和机器学习算法的红树林树种 LAI 估算[J]. 农业工程学报,2022,38(7):218 - 228.
FU Bolin, SUN Jun, LI Yuyang, et al. Mangrove LAI estimation based on remote sensing images and machine learning algorithms[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(7): 218 - 228. (in Chinese)
[43] 张锡煜,李思佳,王翔,等. 基于 Sentinel - 2 卫星影像的黑龙江绥化市土壤全氮定量遥感反演[J]. 农业工程学报,2023,

39(15):144 - 151.
ZHANG Xiyu, LI Sijia, WANG Xiang, et al. Quantitative inversion of soil total nitrogen in Suihua City of Heilongjiang in China using Sentinel - 2 remote sensing images[J]. Transactions of the CSAE,2023,39(15):144 - 151. (in Chinese)
[44] 周晓雪,李楠,潘耀忠,等. 人工蜂群算法优化 SVR 的叶面积指数反演[J]. 遥感学报,2022,26(4):766 - 780.
ZHOU Xiaoxue, LI Nan, PAN Yaozhong, et al. Optimized SVR based on artificial bee colony algorithm for leaf area index inversion[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(4): 766 - 780. (in Chinese)
[45] XU W, YANG W, WU J, et al. Canopy laser interception compensation mechanism—UAV LiDAR precise monitoring method for cotton height[J]. Agronomy,2023,13(10):2584.
[46] PAN F, LI W, LAN Y, et al. SPAD inversion of summer maize combined with multi-source remote sensing data[J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2021, 4(2): 45 - 52.
[47] XU H, LAN Y, ZHANG S, et al. Research on vegetation cover extraction method of summer maize based on UAV visible light image[J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2023, 6(1): 44 - 51.
[48] 李洋,彭道黎,袁钰娜. 应用 XGBoost 算法对森林地上生物量的机载 LiDAR 反演[J]. 东北林业大学学报,2023,51(5):106 - 112,129.
LI Yang, PENG Daoli, YUAN Yuna. Airborne LiDAR data inversion of forest aboveground biomass using XGBoost algorithm [J]. Journal of Northeast Forestry University,2023,51(5):106 - 112,129. (in Chinese)
[49] 杭艳红,苏欢,于滋洋,等. 结合无人机光谱与纹理特征和覆盖度的水稻叶面积指数估算[J]. 农业工程学报,2021,37(9):64 - 71
HANG Yanhong, SU Huan, YU Ziyang, et al. Estimation of rice leaf area index combining UAV spectrum, texture features and vegetation coverage[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 64 - 71. (in Chinese)
[50] 边明博,马彦鹏,樊意广,等. 融合无人机多源传感器的马铃薯叶绿素含量估算[J]. 农业机械学报,2023,54(8):240 - 248.
BIAN Mingbo, MA Yanpeng, FAN Yiguang, et al. Estimation of rice leaf area index combining UAV spectrum, texture features and vegetation coverage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(8):240 - 248. (in Chinese)
[51] 罗俊杰. 基于多源遥感数据的森林郁闭度反演[D]. 兰州:兰州交通大学,2023.
LUO Junjie. Forest depression inversion based on multi-source remote sensing data[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University,2023. (in Chinese)
[52] CASTRO-VALDECANTOS P, APOLO-APOLO O E, PEREZ-RUIZ M, et al. Leaf area index estimations by deep learning models using RGB images and data fusion in maize[J]. Precision Agriculture,2022,23(6):1949 - 1966.

(上接第 310 页)

[28] 张航. 苏打盐碱地振动深松部件试验研究[D]. 长春: 吉林农业大学, 2019.
ZHANG Hang. Experimental study on vibrating subsoiling components in soda saline alkali soil[D]. Changchun: Jilin Agricultural University, 2019. (in Chinese)
[29] AIKINS K A, UCGUL M, BARR J B, et al. Review of discrete element method simulations of soil tillage and furrow opening [J]. Agriculture, 2023,13(3):541.
[30] GBT 50123—2019　土工试验方法标准[S]. 2019.
[31] MAK J, CHEN Y, SADEK M A. Determining parameters of a discrete element model for soil-tool interaction[J]. Soil and Tillage Research, 2012,118:117 - 122.
[32] TEKESTE M Z, BALVANZ L R, HATFIELD J L, et al. Discrete element modeling of cultivator sweep-to-soil interaction: worn and hardened edges effects on soil-tool forces and soil flow[J]. Journal of Terramechanics, 2019,82:1 - 11.
[33] AHMAD F, QIU B, DING Q, et al. Discrete element method simulation of disc type furrow openers in paddy soil[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2020,13(4):103 - 110.
[34] 王学振, 岳斌, 高喜杰, 等. 深松铲不同翼铲安装高度时土壤扰动行为仿真与试验[J]. 农业机械学报, 2018,49(10):124 - 136.
WANG Xuezhen, YUE Bin, GAO Xijie, et al. Discrete element simulations and experiments of disturbance behavior as affected by mounting height of subsoiler's wing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10):124 - 136. (in Chinese)
[35] 丁启朔, 任骏, ADAM Belaleisa, 等. 湿粘水稻土深松过程离散元分析[J]. 农业机械学报, 2017,48(3):38 - 48.
DING Qishuo, REN Jun, ADAM Belaleisa, et al. DEM analysis of subsoiling process in wet clayey paddy soil[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(3):38 - 48. (in Chinese)
[36] T/CAMDA 17—2023 悬挂式耕整地机械田间作业功耗试验方法[S]. 2023.