

基于特征降维和机器学习的覆膜冬小麦 LAI 遥感反演

谷晓博 程智楷 周智辉 常甜 李汶龙 杜娅丹
(西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为进一步提升无人机遥感快速监测覆膜条件下冬小麦叶面积指数(Leaf area index, LAI)的能力,以垄沟覆膜冬小麦为研究对象,利用无人机搭载五通道多光谱传感器获取 2021—2022 年冬小麦出苗期、越冬期、返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期的遥感影像数据,使用监督分类剔除背景并计算 50 种可见光和近红外植被指数,采用主成分分析、相关系数法、决策树排序和遗传算法进行特征降维,结合偏最小二乘、岭回归、支持向量机、随机森林、梯度上升和人工神经网络 6 种机器学习算法建立不同输入特征变量下的覆膜冬小麦 LAI 反演模型,并进行精度评价。结果表明,剔除覆膜背景使冬小麦冠层反射率更接近真实值,提高反演精度。采用适宜的特征降维方法结合机器学习算法能够提高覆膜冬小麦 LAI 的反演精度和稳定性,对比特征降维前的反演精度,主成分分析和相关系数法无法优化反演效果,决策树排序只适用于基于树模型的随机森林和梯度上升算法,遗传算法优化效果明显,遗传算法-人工神经网络模型反演效果达到最优(决定系数为 0.80,均方根误差为 1.10,平均绝对值误差为 0.69,偏差为 1.25%)。研究结果可为无人机遥感监测覆膜冬小麦生长状况提供理论参考。

关键词: 冬小麦; 无人机多光谱; 特征降维; 机器学习; 覆膜; 植被指数

中图分类号: S127; TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)06-0148-10 OSID: 

Remote Sensing Inversion of Leaf Area Index of Mulched Winter Wheat Based on Feature Downscaling and Machine Learning

GU Xiaobo CHENG Zhikai ZHOU Zhihui CHANG Tian LI Wenlong DU Yadan
(Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas,
Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: To further improve the ability of UAV remote sensing to rapidly monitor the leaf area index (LAI) of winter wheat under mulching conditions, a UAV with a five-channel multispectral sensor was used to acquire remote sensing image data of winter wheat during the emergence, overwintering, rejuvenation, plucking, tasseling and filling stages from 2021 to 2022, using supervised classification to remove background and calculate 50 visible and near-infrared vegetation indices. The LAI inversion models of mulched winter wheat with different input feature variables were developed and evaluated in terms of accuracy by using six machine learning algorithms: partial least squares, ridge regression, support vector machine, random forest, extreme gradient boosting and artificial neural network. The results showed that removing the mulched background would make the reflectance of winter wheat canopy closer to the real value and improve the inversion accuracy. The inversion accuracy and stability of mulched winter wheat LAI can be improved by using a suitable feature reduction method combined with machine learning algorithm, and the inversion accuracy before feature reduction cannot be optimized by principal component analysis and correlation coefficient method, and the decision tree ranking was only applicable to random forest and extreme gradient boosting algorithm based on tree model, and the optimization effect of genetic algorithm was obvious, genetic algorithm-artificial neural network model inversion effect reached the optimal (R^2 was 0.80, RMSE was 1.10, MAE was 0.69, and deviation was 1.25%). The research results can provide theoretical reference for UAV remote sensing to monitor the growth condition of mulched winter wheat.

Key words: winter wheat; UAV multispectral; feature downscaling; machine learning; mulching; vegetation index

收稿日期: 2022-10-09 修回日期: 2022-10-29

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1900700)和国家自然科学基金项目(51979235)

作者简介: 谷晓博(1989—),男,教授,博士生导师,主要从事农业节水理论与技术研究,E-mail: guxiaobo@nwfau.edu.cn

0 引言

叶面积指数 (Leaf area index, LAI) 决定了作物对太阳辐射能量的拦截率,与作物生产力及产量密切相关,快速、准确评估作物 LAI 可为精准农业的建设、管理和调控提供科学依据^[1-2]。传统实地测量 LAI 的方法具有破坏性,并且缺乏实时性和空间分布准确性^[3]。相较于卫星遥感,低空无人机遥感具有较高空间分辨率;同时,操作简单,成本较低,更加适合农田尺度的作物信息采集^[4]。目前无人机搭载的传感器主要包括可见光^[5-6]、多光谱^[7-8]、高光谱^[9-10]和热红外相机^[11-12]等。尽管传感器种类繁多,但相比而言,可见光波段所含与作物相关信息量较少^[13]。高光谱影像过多的波段会造成信息冗余,数据量过大对计算机性能要求过高,其高昂的价格也不适用于普通大田作物监测^[14]。热红外遥感在冠层温度的提取上仍有很大困难^[15]。多光谱影像不仅在可见光基础上增加了红边和近红外波段,并且操作流程简单,成本低。

地膜覆盖技术能增温保墒,有效提高作物产量和水分利用效率,且成本较低。中国是世界上地膜用量最多、覆盖面积最大的国家^[16],地膜用量从 1991 年的 3×10^5 t 大幅增加到 2017 年的 1.47×10^6 t,地膜覆盖面积已达到 1.84×10^7 hm²,之后缓慢回落,2019 年仍达到 1.38×10^6 t,总覆盖面积 1.76×10^7 hm²,约占农作物总播种面积的 10.7%^[17],准确监测覆膜冬小麦生长状况有利于调整施肥策略,发展绿色可持续的精准农业。地膜和土壤背景与冬小麦冠层光谱特性有较大不同^[18],覆膜会对无人机遥感监测作物长势造成干扰,但目前研究主要集中在背景干扰项较少的情况下进行,关于无人机遥感对地膜覆盖下作物生长状况监测的研究还鲜有报道。

利用统计学方法,建立实测作物生长参数和遥感植被指数 (Vegetation indices, VIs) 之间的拟合回归模型是预测作物 LAI 的常用手段。近年来随着计算机领域的发展,许多先进的机器学习算法被用来建立 LAI - VIs 反演模型,监测作物生长状况。例如,支持向量机、随机森林、梯度上升和人工神经网络等^[2,8,11]预测作物 LAI 的效果良好,相较于传统统计模型,这些算法能够深度挖掘作物生长信息和遥感数据之间的联系,对于机器学习模型而言,输入特征维度数量会影响模型预测精度和泛化能力^[19],但大多研究未考虑植被指数的筛选或采用单一的简单特征降维方法^[20-22]。随着植被指数种类的不断增多,如何快速选择在不同生长环境等多因素干扰下

对模型训练有利的特征变量有待进一步研究。

本研究以无人机多光谱遥感数据为基础,对出苗期、越冬期、返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期覆膜冬小麦 LAI 进行监测,利用监督分类剔除背景,使用相关系数法、主成分分析、决策树排序和遗传算法 4 种特征降维方法筛选植被指数,得到最优特征子集,并耦合偏最小二乘、岭回归、支持向量机、随机森林、梯度上升和人工神经网络 6 种机器学习算法建立覆膜冬小麦 LAI 反演模型 (LAI - VIs),以期为西北地区覆膜冬小麦田间管理提供科学依据和技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验设计

研究区 (图 1) 位于陕西省杨凌区西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室 (34°17'38"N, 108°04'08"E, 海拔 521 m)。该区属于温带大陆性气候,多年平均气温 12.9℃,年平均降水量 602 mm (主要集中于 7—9 月),蒸发量 1 510 mm。研究区内地势平坦,种植方式以玉米和小麦轮作为主。冬小麦在 2021 年 10 月 18 日播种,2022 年 6 月 7 日收获,种植品种为“小偃 22”。为增强反演模型在异质性农田上的普适性,本研究在 40 m × 20 m 的垄沟覆膜冬小麦种植区域内,选择 30 个面积均为 4 m × 4 m 的冬小麦样区进行研究。

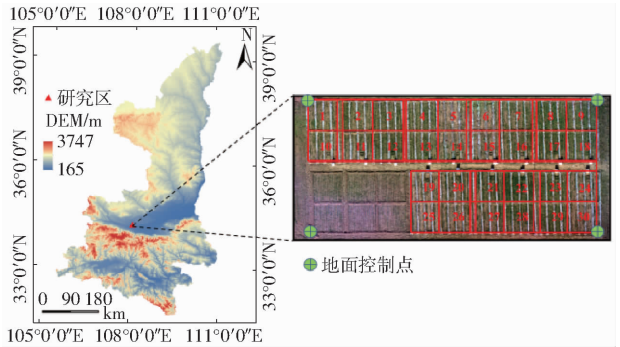


图 1 研究区位置和小麦田无人机影像
Fig. 1 Location of study area and UAV image of wheat field

1.2 数据获取

1.2.1 地面实测数据

在冬小麦出苗期 (2021 年 11 月 23 日)、越冬期 (2022 年 1 月 13 日)、返青期 (2022 年 3 月 6 日)、拔节期 (2022 年 3 月 30 日)、抽穗期 (2022 年 4 月 20 日) 和灌浆期 (2022 年 5 月 11 日) 进行地面采样。每个样区选取 10 株长势均匀且具有代表性的冬小麦,利用长宽系数法计算单株叶面积,即二者乘积之和和乘以折算系数 (0.75),最后根据单位面积株数求得该小区冬小麦 LAI,计算式为

$$LAI=0.75\rho\frac{\sum_{i=1}^m\sum_{j=1}^n(L_{ij}B_{ij})}{m}\tag{1}$$

式中 ρ ——单位面积株数, cm^{-2}
 m ——测定株数
 n ——第 i 株冬小麦的总叶片数
 L_{ij} 、 B_{ij} ——每片叶片完全展开时的最大叶长和叶宽, cm

1. 2. 2 无人机遥感数据获取及预处理

使用大疆精灵 4 多光谱版一体化无人机于每次地面采样试验同期获取冬小麦冠层多光谱影像数据。该无人机配有 6 个 2.9 英寸影像传感器, 其中 1 个彩色传感器用于常规可见光成像, 5 个用于多光谱成像的单色传感器: 蓝 ((450 ± 16) nm)、绿 ((560 ± 16) nm)、红 ((650 ± 16) nm)、红边 ((730 ± 16) nm) 和近红外 ((840 ± 26) nm), 单个传感器有效像素可达到 208 万。考虑无人机电池飞行时间和测区面积以及计算机性能因素, 设计飞行高度 20 m, 航向重叠率 80%, 旁向重叠率 80%, 多光谱相机镜头垂直向下正射作物冠层, 数据采集选取晴朗无云或少云无风的天气, 具体飞行时间和气象信息见表 1。为生成准确的作物反射率信息, 共设置 4 个地面控制点位于小麦田四角(图 1), 将获得的无人机影像和控制点的坐标数据导入 Pix4Dmapper 软件对遥感图像进行拼接和控制点的手动配准校正, 然后利用 ENVI 软件合成 5 波段图像, 使用两块固定反射率校正板(反射率 25%、50%)进行辐射定标, 得到各波段地物反射率。

表 1 无人机飞行时间和气象信息

Tab.1 UAV flight time and weather information

飞行日期	飞行时间	飞行高度/m	风速/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	风向
2021 年 11 月 23 日	11:56—12:20	20	1.1	SSW
2022 年 1 月 13 日	11:50—12:16	20	2.6	E
2022 年 3 月 6 日	11:57—12:24	20	2.0	ESE
2022 年 3 月 30 日	11:43—12:08	20	1.7	WSW
2022 年 4 月 20 日	12:04—12:30	20	2.1	ESE
2022 年 5 月 11 日	12:02—12:25	20	1.7	SSE

注: E、SSW、ESE、WSW 和 SSE 表示东、南西南、东东南、西西南和南东南风向。

由于地膜和土壤背景与作物冠层光谱特性不同, 为防止混合像元对反演精度的影响, 使用基于支持向量机的监督分类对遥感影像进行地物分割, 通过目视解译手动划分地膜、土壤和冬小麦 3 种地物类型构成训练集, 设置核函数为径向基函数(Radial basis function, RBF), 剔除地膜和土壤背景后得到各小区冬小麦冠层平均反射率。并选择 50 种常用的

植被指数, 考虑到近红外波段相较于可见光波段蕴含更多的植被生长信息^[23], 共有可见光大气阻力指数(Visible atmospheric resistance index, VARI)、归一化差异绿度植被指数(Normalized difference greenness vegetation index, NDGI)、绿红植被指数(Green red vegetation index, GRVI)、归一化绿红差异指数(Normalized green red difference index, NGBDI)、过绿指数(Excess green, ExG)、可见光差异植被指数(Visible differential vegetation index, VDVI)、过红指数(Excess red, ExR) 共 7 种可见光植被指数^[24-26] 和最优植被指数(Optimal vegetation index, VIOPT)、增强型叶绿素植被指数(Transformed chlorophyll absorption in reflectance index, TCARI)、叶绿素吸收比植被指数(Modified chlorophyll absorption in reflectance index, MCARI)、结构不敏感色素指数(Structure insensitive pigment index, SIPI)、增强型归一化植被指数(Enhanced normalized difference vegetation index, ENDVI)、归一化绿指数(Normalized green index, NGI)、归一化红指数(Normalized red index, NRI)、比值增强植被指数(Ratio enhanced difference vegetation index, REDVI) 等 43 种包含近红外波段的植被指数^[27-32]。

1. 3 特征降维方法

特征降维包括特征提取和特征选择两种方式。特征提取是从已有特征中计算出新的特征集合, 例如主成分分析法和线性判别方法。特征选择是指从已有的特征中选择出多个有效特征, 构成最优特征子集, 通常分为过滤法(Filter)^[33]、嵌入法(Embedded)^[34]和包装法(Wrapper)^[35]。为分析各种特征降维方法对模型精度的影响, 本研究选择主成分分析^[36]、相关系数法^[30]、决策树排序^[37]和遗传算法^[24] 4 种特征降维方法对植被指数进行筛选。

1. 4 模型构建与精度验证

1. 4. 1 模型构建

选择 5 种常见且性能良好的机器学习算法进行建模分析, 分别为偏最小二乘法(Partial least squares, PLSR)、岭回归(Ridge regression, RR)、支持向量机(Support vector machine, SVM)、随机森林(Random forest, RF)、梯度上升(Extreme gradient boosting, XGBoost)和人工神经网络(Artificial neural network, ANN) 算法^[21-22, 27-28, 30], 以上模型均基于 Python 3.6 的 Scikit-learn 机器学习库构建。

1. 4. 2 精度验证

为了尽可能避免出现严重过拟合现象, 在模型训练过程中采用十折交叉验证(Cross-validation)的方法训练模型, 并结合网格搜索(Grid search)来获

取模型的重要参数。

采用决定系数 (Coefficient of determination, R^2)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 和平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) ^[23] 评价模型精度和误差, R^2 越接近 1, RMSE 和 MAE 越接近 0 表示预测值和实测值之间的误差越小, 模型反演精度越高。

2 结果与分析

2.1 LAI 统计特征

总体上,覆膜冬小麦 LAI 均值从出苗期至抽穗期随着生育期的推移而增大,在抽穗期达到峰值,为 5.36,而抽穗-灌浆期冬小麦 LAI 逐渐降低(图 2,图中不同小写字母表示处理间差异显著 ($P < 0.05$)). 经方差分析,除出苗期和越冬期外,各生育期冬小麦 LAI 之间均存在显著性差异 ($P < 0.05$)。覆膜冬小麦 LAI 数据总体样本、训练集和测试集划分结果如表 2 所示。共采集 180 个 LAI 样本,为使模型得到充分的学习和训练,并测试模型精度,参考先前研究^[23,38],按照比例 8:2 划分训练集 144 个,测试集 36 个, LAI 总体变化范围为 0.20 ~ 10.10,数据集 LAI 变异系数均不小于 0.90,说明实测冬小麦 LAI 变异性较强,能够为模型精确反演提供数据基础。

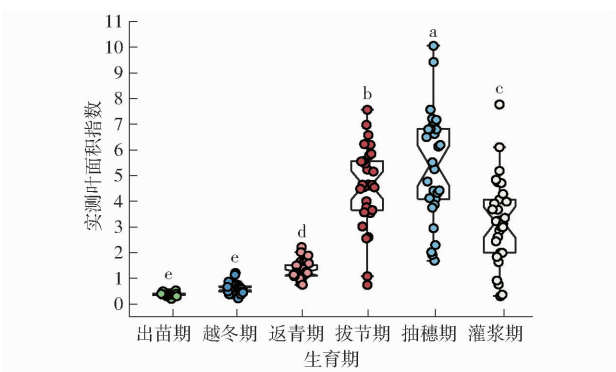


图 2 覆膜冬小麦不同生育期叶面积指数变化趋势

Fig. 2 Trend of leaf area index in winter wheat at different growth stages

表 2 数据集分割结果

Tab. 2 Data set segmentation results

样本类型	样本数量	LAI				
		最小值	最大值	均值	标准差	变异系数
训练集	144	0.20	9.43	2.54	2.27	0.90
测试集	36	0.30	10.10	2.71	2.50	0.93
总体样本	180	0.20	10.10	2.57	2.31	0.90

2.2 剔除背景前后波段反射率变化

基于支持向量机的监督分类剔除地膜和土壤背景后,重新提取作物冠层光谱反射率和未剔除前反射率进行对比。从图 3 可以看出,在剔除背景前后,

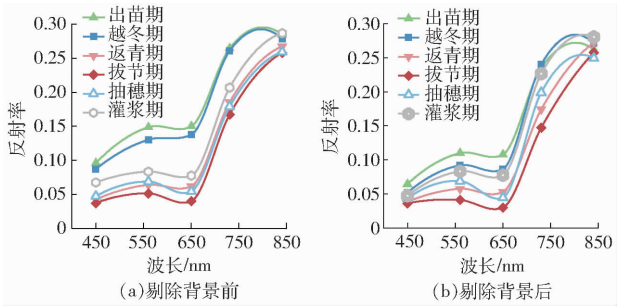


图 3 不同生育期波段反射率曲线

Fig. 3 Band reflectance curves at different growth stages

反射率均随波长增加呈先增后降,最后明显升高的趋势,在可见光区域呈现“绿峰红谷”现象,近红外波段 730 nm 和 840 nm 的冬小麦冠层反射率则明显高于可见光波段。随着生育期的推移,从出苗期至拔节期,冬小麦反射率总体呈逐渐降低趋势,而拔节期至灌浆期,则呈逐渐上升趋势。

对比图 3a、3b 发现,剔除背景使冬小麦在出苗期和越冬期冠层反射率降低,尤其是在可见光区域,变化范围分别从 0.09 ~ 0.15 和 0.08 ~ 0.14 下降至 0.06 ~ 0.11 和 0.05 ~ 0.09,是因为裸露的土壤和地膜背景对可见光的反射率均比作物冠层反射率高,在剔除地膜和土壤背景后造成冠层光谱反射率下降。越冬期后,剔除背景前后反射率变化范围和趋势近似相同,表明在高植被覆盖度下,地膜和土壤背景对光谱反射率的影响较小。

2.3 LAI 反演模型精度评价

2.3.1 特征降维结果

通过主成分分析从 50 种植被指数中提取出新的主成分特征,计算得到各主成分方差贡献率(表 3),选取累计方差贡献率大于 80% 的主成分作为输入特征变量,故选择累计方差贡献率为 88.39% 的主成分 1、2 进行 LAI 反演。

表 3 主成分分析方差贡献率

Tab. 3 Principal component analysis variance

	contribution rate				%
主成分	主成分 1	主成分 2	主成分 3	主成分 4	主成分 5
方差贡献率	79.49	8.90	6.03	2.11	1.87
累计方差贡献率	79.49	88.39	94.42	96.53	98.40

计算 50 种植被指数和 LAI 的相关系数,绘制相关系数热图(图 4)。从图 4 可以看出,大多数植被指数与 LAI 具有正相关性,其中 VIOPT 与 LAI 相关性最强,相关系数达到 0.68,选择相关系数不小于 0.5 的植被指数作为输入特征变量。GRVI、NGBDI、ExR、VDVI、EXG、TCARI、MCARI、SIPI、ENDVI、NGI、NRI 11 种植被指数与 LAI 相关系数小于 0.5,这些

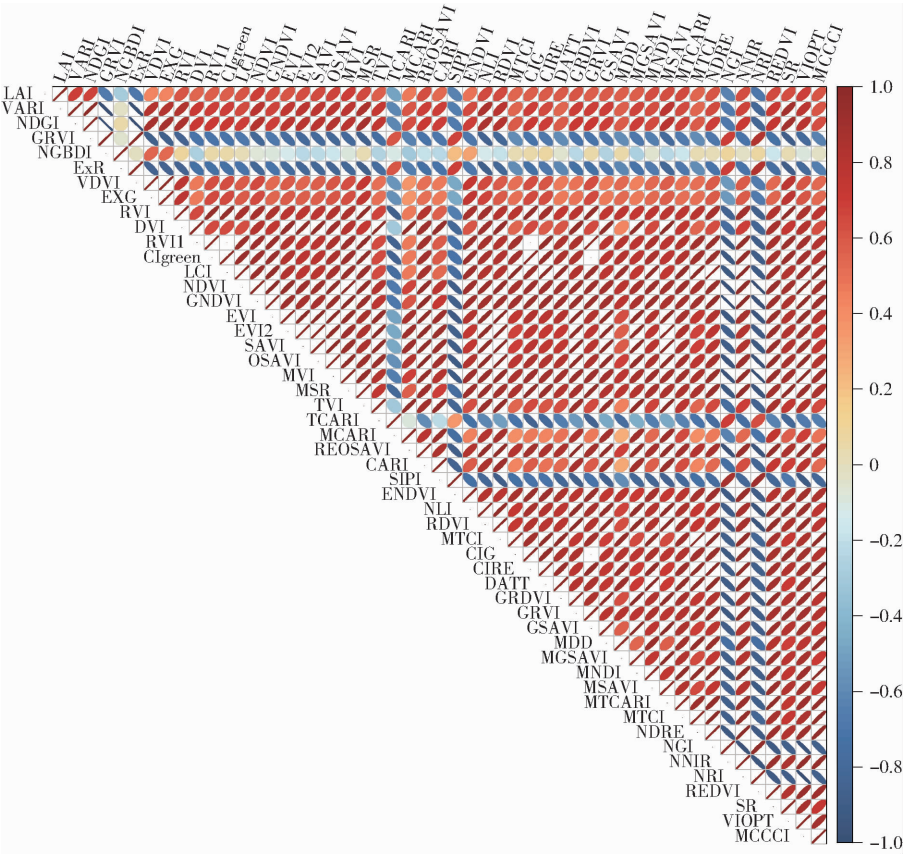


图 4 植被指数与叶面积指数相关系数热图

Fig. 4 Heat map of correlation coefficients between vegetation index and leaf area index

多为可见光植被指数,说明可见光波段与冬小麦 LAI 的相关性不如近红外波段。

考虑到决策树采用 Bagging 的随机放回取样方法,模型运行的结果往往不一致,为得到更加具有代表性的结果,设置决策树模型运行 50 次,选择累计重要性大于 50% 的 9 个植被指数作为输入变量,并对特征重要性进行排序(图 5)。从图 5 可以看出,特征重要性均值最高的植被指数为 SIPI,达 7.42%,最低为 REDVI,达 4.22%,说明各植被指数对于模型重要度的占比较为均匀,并不存在特征重要性占比明显高于其他变量的植被指数。

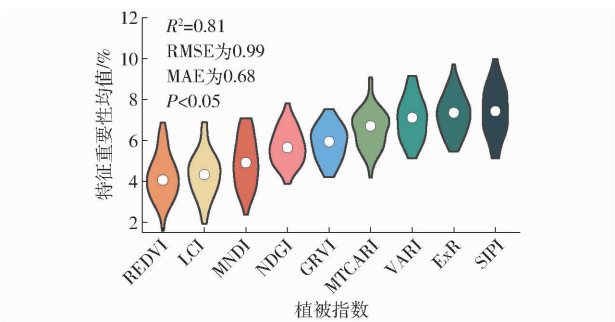


图 5 植被指数特征重要性排序

Fig. 5 Rank of feature importance of vegetation index characteristics

遗传算法在特征选择中可以对不同的模型选择

出最优特征子集,其筛选结果如图 6 所示。从图 6 可以看出,RF、XGBoost 和 ANN 分别选择 7、10、13 种植被指数,数量普遍多于 PLSR、RR、SVM 统计模型。4 种机器学习算法均选择 VIOPT 指数,结合图 4 可知,该指数与 LAI 相关系数达到 0.68,在 50 种植被指数中与 LAI 相关性最强,进一步说明 VIOPT 是 LAI 反演模型构建的关键特征变量。

2.3.2 LAI 估算模型反演效果

将 50 种植被指数和主成分分析、相关系数法、决策树排序、遗传算法 4 种特征降维方法筛选后的结果分别作为输入特征变量,实测 LAI 为因变量,耦合 PLSR、RR、SVM、RF、XGBoost 和 ANN 6 种常用的机器学习算法构建覆膜冬小麦 LAI 反演模型,记录训练集和测试集的精度,并计算偏差($|R_a^2/R_b^2 - 1| \times 100\%$, R_a^2 、 R_b^2 分别为训练集、测试集 R^2)以判断模型稳定性,偏差越大则模型稳定性越差(表 4)。

特征降维前,RF 在训练集($R^2 = 0.92$, RMSE 为 0.62, MAE 为 0.40)和测试集($R^2 = 0.73$, RMSE 为 1.28, MAE 为 0.81)上得分最高,其次为 XGBoost 和 ANN,在训练集和测试集上 R^2 均高于 0.71,而 PLSR、RR、SVM 3 种统计方法 R^2 最大值为 0.69。PLSR、RR、SVM 在训练集和测试集上偏差分别为 5.88%、1.45% 和 1.52%,RF、XGBoost 偏差则高达

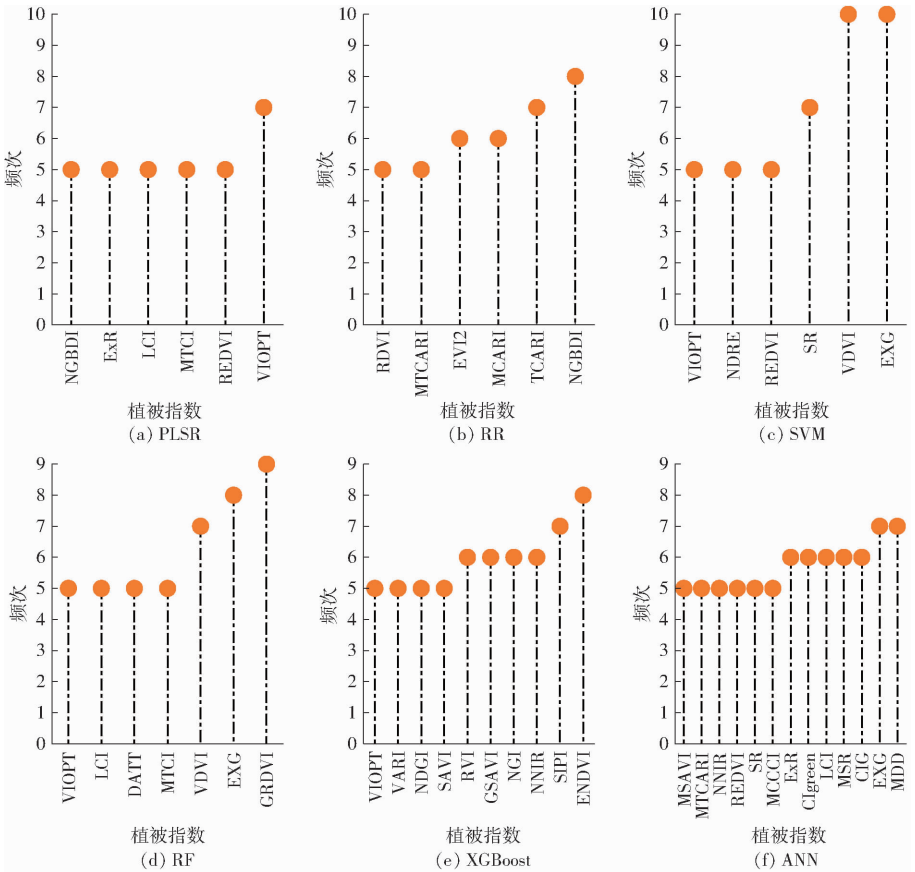


图 6 不同反演算法结合遗传算法筛选结果

Fig. 6 Different inversion algorithms combined with genetic algorithms used to screen results

表 4 覆膜冬小麦 LAI 反演精度评价

Tab. 4 Evaluation of LAI inversion accuracy of winter wheat covered with film		R^2		RMSE		MAE		偏差/%
特征降维	模型类别	训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集	
特征降维前	PLSR	0.64	0.68	1.36	1.41	0.99	0.95	5.88
	RR	0.68	0.69	1.28	1.36	0.90	0.91	1.45
	SVM	0.67	0.66	1.32	1.44	0.85	0.87	1.52
	RF	0.92	0.73	0.62	1.28	0.40	0.81	26.03
	XGBoost	0.90	0.72	0.71	1.30	0.43	0.84	25.00
	ANN	0.73	0.71	1.19	1.32	0.80	0.87	2.82
主成分分析	PLSR	0.42	0.41	1.72	1.90	1.29	1.34	2.44
	RR	0.42	0.41	1.72	1.90	1.29	1.36	2.44
	SVM	0.56	0.57	1.51	1.63	0.98	1.05	1.75
	RF	0.68	0.59	1.28	1.58	0.89	1.09	15.25
	XGBoost	0.57	0.57	1.48	1.62	1.06	1.12	0
	ANN	0.53	0.53	1.55	1.69	1.08	1.11	0
相关系数法	PLSR	0.68	0.63	1.28	1.49	0.91	1.08	7.94
	RR	0.65	0.70	1.33	1.36	0.97	0.93	7.14
	SVM	0.65	0.69	1.35	1.37	0.85	0.87	5.80
	RF	0.73	0.65	1.17	1.46	0.81	0.93	12.31
	XGBoost	0.82	0.67	0.95	1.42	0.66	0.92	22.39
	ANN	0.65	0.69	1.33	1.37	0.94	0.92	5.80
决策树排序	PLSR	0.62	0.66	1.39	1.44	1.07	1.05	6.06
	RR	0.62	0.68	1.40	1.40	1.06	1.00	8.82
	SVM	0.60	0.61	1.44	1.54	0.91	0.94	1.64
	RF	0.85	0.73	0.89	1.29	0.57	0.82	16.44
	XGBoost	0.77	0.74	1.10	1.28	0.75	0.81	4.05
	ANN	0.73	0.69	1.17	1.38	0.80	0.93	5.80
遗传算法	PLSR	0.47	0.48	1.65	1.79	1.23	1.22	2.08
	RR	0.54	0.53	1.54	1.69	1.08	1.11	1.89
	SVM	0.55	0.58	1.51	1.61	0.98	0.98	5.17
	RF	0.70	0.61	1.24	1.53	0.87	0.98	14.75
	XGBoost	0.79	0.74	1.05	1.26	0.73	0.80	6.76
	ANN	0.81	0.80	1.00	1.10	0.66	0.69	1.25

26.03% 和 25.00%，表明传统统计模型稳定性更好,复杂机器学习算法预测能力强,但稳定性较差。

特征降维后,主成分分析和相关系数法优化效果较差,主成分分析后的 PLSR 和 RR 在训练集和测试集上的 R^2 甚至低于 0.50,相关系数法筛选后除 XGBoost 外,其余 5 种模型偏差均有所增加,稳定性下降。基于决策树特征重要性排序后的植被指数构建 LAI 反演模型,发现 PLSR、RR 和 SVM 反演精度略有下降,但增强了 RF 和 XGBoost 两种基于树模型机器学习算法的稳定性,相较于特征降维前偏差降低 9.59、20.95 个百分点。而遗传算法 + ANN 模型训练集精度 $R^2 = 0.81$,RMSE 为 1.00,MAE 为 0.66,测试集精度 $R^2 = 0.80$,RMSE 为 1.10,MAE 为 0.69,偏差仅为 1.25%,说明其反演精度高且稳定

性良好,为覆膜条件下冬小麦 LAI 最优反演模型。

对比遗传算法和不同机器学习的耦合反演效果可以看出(图 7),相较于特征降维前,PLSR、RR 和 SVM 3 种统计方法反演效果较差,甚至误预测出部分负值,训练集和测试集的反演精度 R^2 均低于 0.60,RF、XGBoost 和 ANN 的反演效果得到明显改善,尤其是 XGBoost 和 ANN 模型达到了最佳状态。对比决策树排序 + RF 反演精度,遗传算法 + RF 模型训练集从 $R^2 = 0.92$,RMSE 为 0.62,MAE 为 0.40 下降至 $R^2 = 0.70$,RMSE 为 1.24,MAE 为 0.87,测试集从 $R^2 = 0.73$,RMSE 为 1.28,MAE 为 0.81 下降至 $R^2 = 0.61$,RMSE 为 1.53,MAE 为 0.98,说明决策树排序更适用于 RF 这种基于树模型的机器学习算法。

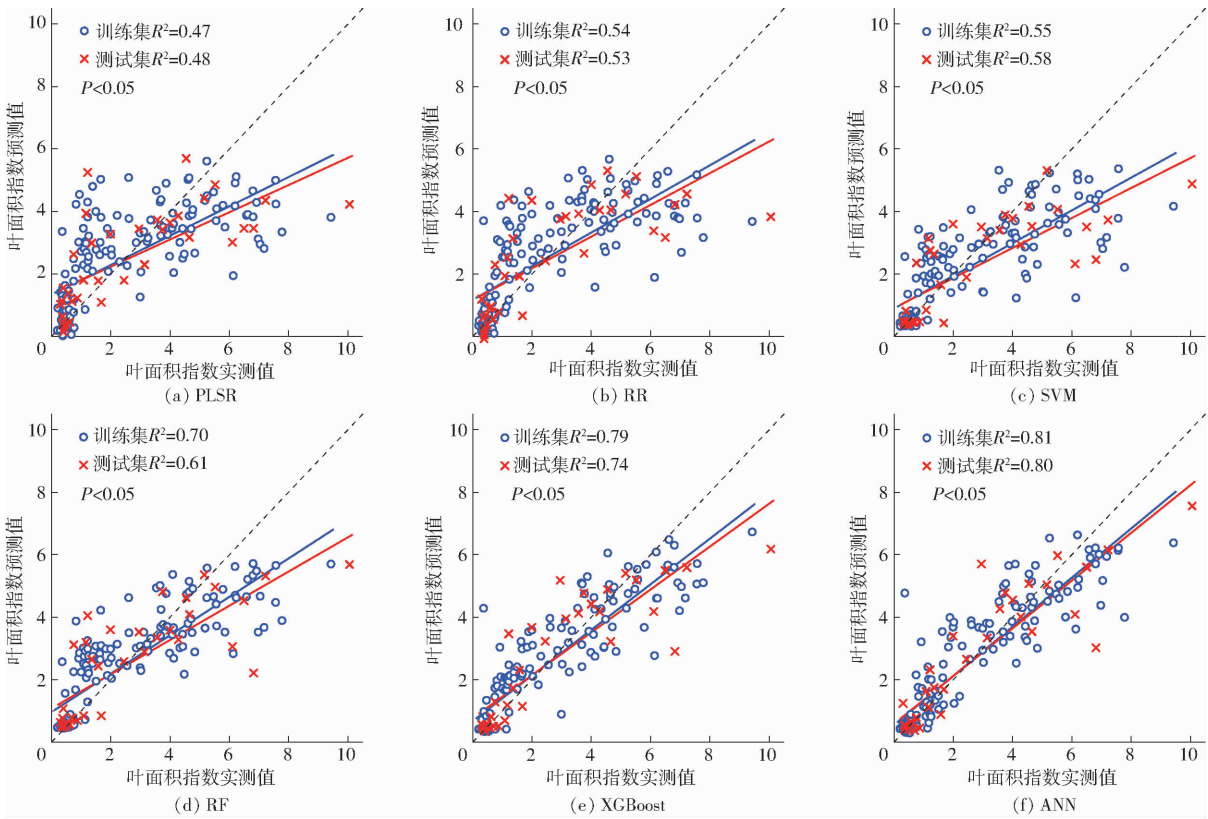


图 7 遗传算法筛选后覆膜冬小麦叶面积指数反演效果

Fig. 7 Inversion effect of leaf area index of winter wheat screened by genetic algorithm

3 讨论

本研究利用无人机多光谱遥感数据反演覆膜冬小麦 LAI,在剔除背景后基于 4 种特征降维方法和 6 种机器学习算法建立了 24 个覆膜冬小麦 LAI 反演模型,分析不同组合的反演精度,发现不同输入特征变量和算法对反演效果影响较大。

3.1 剔除背景前后各波段反射率变化

本研究剔除背景前后冬小麦冠层反射率总体呈“高-低-高”现象,从出苗期至拔节期,冬小麦反射

率总体呈逐渐降低趋势,而拔节期至灌浆期呈逐渐上升趋势。与前人研究对比可发现,在小麦营养生长阶段,LAI 和叶绿素含量增加,作物光合能力增强,对可见光的吸收能力增强,冠层反射率降低,一般至抽穗期达到最小值^[39]。灌浆期冬小麦养分和干物质由营养器官向籽粒转运,LAI 和单位面积叶绿素含量降低,可见光反射率升高^[40],且小麦穗粒和麦秆的多重散射会提高近红外波段反射率^[41],但在图 3b 剔除背景后灌浆期近红外波段反射率仍低于出苗期,原因可能为:①抽穗-灌浆期试验区域杨

柳絮较多,部分附着在麦穗或叶片上,影响了小麦群体的反射率。②本研究中无人机获取数据的飞行高度为 20 m,分析无人机影像数据后确定无人机可用于覆膜冬小麦 LAI 遥感监测;但参考前人研究^[28,42]并结合试验区杨柳絮干扰,可推测 20 m 不是反演覆膜冬小麦 LAI 的最佳无人机飞行高度,在后续研究中需针对性设计试验并寻找最佳的飞行高度,以利于覆膜冬小麦 LAI 反演。此外,本研究通过监督分类剔除土壤和地膜背景后,出苗-越冬期波段反射率较剔除前下降,主要由于试验采取垄沟覆膜的种植方式,地膜和土壤背景对光谱反射率的影响主要在生长前期,在越冬期后,冬小麦冠层覆盖度提高,背景对波段反射率的影响逐渐减小,这也进一步证实了在作物生长前期,采用无人机遥感监测作物生长状况剔除背景的必要性。

3.2 不同特征降维和机器学习模型差异

对比特征降维前 LAI 反演效果可知,主成分分析能提高模型稳定性,但降低了反演精度,原因是主成分分析假设特征变量方差越大则信息量越大,排除方差和信息量小的无关噪声特征以提升稳定性,但完全不考虑因变量的影响,会导致部分方差较小但对模型反演影响较大的特征被排除,造成模型精度欠佳^[36]。相关系数法只能表征两变量间的线性相关程度,植被指数和 LAI 之间的关系是复杂非线性的,且部分植被指数间的强相关性(图 4)会造成模型精度降低。决策树筛选只适用于基于树模型的 RF 和 XGBoost 算法,能有效提高模型泛化能力,对其他机器学习算法无优化作用。遗传算法作为一种进化算法能有效改善 RF、XGBoost 和 ANN 模型反演效果,遗传算法优化后的 ANN 模型也成为覆膜条件下冬小麦 LAI 最优反演模型。此外,4 种机器学习算法的遗传算法筛选结果中都包含 VIOPT 指数,主要是由于 VIOPT 指数考虑光照条件、土壤背景和测量平台振动引起的测量噪声等多因素对反演效果的干扰^[43],能有效克服混合像元对冬小麦冠层反射率的影响,在覆膜冬小麦 LAI 估算中具有巨大潜力。

VIOPT 的高频次出现也表明遗传算法具有良好的全局搜索能力和稳定性,对于多种机器学习算法均能筛选出对模型构建极为重要的植被指数。

对比 6 种反演模型的反演效果可知,在特征降维后呈现 RF、XGBoost 和 ANN 反演精度更高的现象,这与 NARMILAN 等^[30]的研究结果一致,表明先进的机器学习算法能有效提高遥感反演精度。PLSR、RR 和 SVM 偏差更小,虽然其具有较高的稳定性,但受限於模型预测能力,特征降维不能提高这 3 种方法的 LAI 反演精度。此外,不少学者在作物 LAI 遥感监测的研究中引入了机器学习方法来构建模型^[20,28,38],并取得了较好的反演效果,但大多未考虑特征变量的选择或使用简单的阈值法筛选植被指数,并对不同的模型均使用同一种方法选择出的植被指数作为输入特征。本研究采用特征降维和机器学习的耦合算法是对已有研究的进一步优化,更加提升了无人机多光谱反演作物生长状况模型的预测能力和精度。

本研究仅使用“小偃 22”冬小麦一年的数据,且无不覆膜的冬小麦样区作为对照,未来应考虑不同品种冬小麦在覆膜条件下 LAI 的反演效果,并增加不覆膜样区进一步验证剔除背景对模型反演的重要性。无人机飞行高度也会影响冠层反射率提取精度,还应设置不同飞行高度,探究覆膜冬小麦 LAI 遥感反演的无人机最佳飞行高度。

4 结论

- (1)覆膜冬小麦 LAI 遥感反演中剔除生长前期地膜和土壤背景能使冠层反射率降低,更接近真实值,有利于模型反演精度的提升。
- (2)主成分分析和相关系数法无法提高覆膜冬小麦 LAI 模型的反演效果,决策树筛选适用于基于树模型的 RF 和 XGBoost 算法,能有效提高模型泛化能力,遗传算法对 XGBoost 和 ANN 优化效果明显,最优反演模型为遗传算法优化的 ANN,测试集 R^2 为 0.80, RMSE 为 1.10, MAE 为 0.69,偏差仅有 1.25%。

参 考 文 献

[1] 韩文霆,邵国敏,马代健,等. 大田玉米作物系数无人机多光谱遥感估算方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(7): 134-143.
HAN Wenting, SHAO Guomin, MA Daijian, et al. Estimating method of crop coefficient of maize based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(7): 134-143. (in Chinese)

[2] YAMAGUCHI T, TANAKA Y, IMACHI Y, et al. Feasibility of combining deep learning and RGB images obtained by unmanned aerial vehicle for leaf area index estimation in rice[J]. Remote Sensing, 2020, 13(1): 84.

[3] 魏鹏飞,徐新刚,李中元,等. 基于无人机多光谱影像的夏玉米叶片氮含量遥感估测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(8): 126-133, 335.
WEI Pengfei, XU Xin'gang, LI Zhongyuan, et al. Remote sensing estimation of nitrogen content in summer maize leaves based on multispectral images of UAV[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(8): 126-133, 335. (in Chinese)

[4] SHAO Guomin, HAN Wenting, ZHANG Huihui, et al. Mapping maize crop coefficient K_c using random forest algorithm based

- on leaf area index and UAV-based multispectral vegetation indices[J]. *Agricultural Water Management*, 2021, 252: 106906.
- [5] DU Mengmeng, NOGUCHI N. Monitoring of wheat growth status and mapping of wheat yield's within-field spatial variations using color images acquired from UAV-camera system[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(3): 289.
- [6] 马浚诚, 刘红杰, 郑飞翔, 等. 基于可见光图像和卷积神经网络的冬小麦苗期长势参数估算[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(5): 183–189.
- MA Juncheng, LIU Hongjie, ZHENG Feixiang, et al. Estimating growth related traits of winter wheat at seedling stages based on RGB images and convolutional neural network[J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(5): 183–189. (in Chinese)
- [7] 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)
- [8] 刘涛, 张寰, 王志业, 等. 利用无人机多光谱估算小麦叶面积指数和叶绿素含量[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(19): 65–72.
- LIU Tao, ZHANG Huan, WANG Zhiye, et al. Estimation of the leaf area index and chlorophyll content of wheat using UAV multi-spectrum images[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(19): 65–72. (in Chinese)
- [9] 孙永华, 张冬冬, 田杰, 等. 基于高光谱的湿地植被冠层叶绿素反演研究[J]. *河北师范大学学报(自然科学版)*, 2018, 42(2): 157–164.
- SUN Yonghua, ZHANG Dongdong, TIAN Jie, et al. Inversion of vegetation canopy chlorophyll in wetland based on hyperspectral data[J]. *Journal of Hebei Normal University(Natural Science)*, 2018, 42(2): 157–164. (in Chinese)
- [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.
- CHEN Xiaokai, LI Fenling, WANG Yu'na, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(22): 40–49. (in Chinese)
- [11] 胡振方, 张录达, 王珏璇, 等. BP 神经网络在使用红外热像仪技术预测冬小麦产量中的应用[J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 33(6): 1587–1592.
- HU Zhenfang, ZHANG Luda, WANG Yuxuan, et al. Application of BP neural network in predicting winter wheat yield based on thermography technology[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(6): 1587–1592. (in Chinese)
- [12] 兰铭, 费帅鹏, 禹小龙, 等. 多光谱与热红外数据融合在冬小麦产量估测中的应用[J]. *麦类作物学报*, 2021, 41(12): 1564–1572.
- LAN Ming, FEI Shuaipeng, YU Xiaolong, et al. Application of multispectral and thermal infrared data fusion in estimation of winter wheat yield[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2021, 41(12): 1564–1572. (in Chinese)
- [13] FU Y, YANG G, WANG J, et al. Winter wheat biomass estimation based on spectral indices, band depth analysis and partial least squares regression using hyperspectral measurements[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 100: 51–59.
- [14] 田婷, 张青, 张海东. 无人机遥感在作物监测中的应用研究进展[J]. *作物杂志*, 2020(5): 1–8.
- TIAN Ting, ZHANG Qing, ZHANG Haidong. Application research progress of unmanned aerial vehicle remote sensing in crop monitoring[J]. *Crops*, 2020(5): 1–8. (in Chinese)
- [15] 韩文霆, 张立元, 牛亚晓, 等. 无人机遥感技术在精量灌溉中应用的研究进展[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 1–14.
- HAN Wenting, ZHANG Liyuan, NIU Yaxiao, et al. Review on UAV remote sensing application in precision irrigation[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 1–14. (in Chinese)
- [16] DARYANTO S, WANG L, JACINTHE P A. Can ridge-furrow plastic mulching replace irrigation in dryland wheat and maize cropping systems? [J]. *Agricultural Water Management*, 2017, 190: 1–5.
- [17] 张金瑞, 任思洋, 戴吉照, 等. 地膜对农业生产的影响及其污染控制[J]. *中国农业科学*, 2022, 55(20): 3983–3996.
- ZHANG Jinhua, REN Siyang, DAI Jizhao, et al. Influence of plastic film on agricultural production and its pollution control [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2022, 55(20): 3983–3996. (in Chinese)
- [18] 姚志华, 陈俊英, 张智韬, 等. 覆膜对无人机多光谱遥感反演土壤含盐量精度的影响[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(19): 89–97.
- YAO Zhihua, CHEN Junying, ZHANG Zhitao, et al. Effect of plastic film mulching on soil salinity inversion by using UAV multispectral remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(19): 89–97. (in Chinese)
- [19] 陈建坤, 牟凤云, 张用川, 等. 基于多机器学习模型的逐小时 PM2.5 浓度预测对比[J]. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 2022, 46(5): 152–160.
- CHEN Jiankun, MOU Fengyun, ZHANG Yongchuan, et al. Comparative analysis of hourly PM2.5 prediction based on multiple machine learning models[J]. *Journal of Nanjing Forestry University(Natural Sciences Edition)*, 2022, 46(5): 152–160. (in Chinese)
- [20] 王来刚, 徐建华, 贺佳, 等. 基于无人机遥感的玉米叶面积指数与产量估算[J]. *玉米科学*, 2020, 28(6): 88–93.
- WANG Laigang, XU Jianhua, HE Jia, et al. Estimating leaf area index and yield of maize based on remote sensing by unmanned aerial[J]. *Journal of Maize Sciences*, 2020, 28(6): 88–93. (in Chinese)
- [21] 张智韬, 谭丞轩, 许崇豪, 等. 基于无人机多光谱遥感的玉米根域土壤含水率研究[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(7):

- 246 – 257.
- ZHANG Zhitao, TAN Chengxuan, XU Chonghao, et al. Retrieving soil moisture content in field maize root zone based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 246 – 257. (in Chinese)
- [22] 张智韬, 台翔, 杨宁, 等. 不同植被覆盖度下无人机多光谱遥感土壤含盐量反演[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 220 – 230.
- ZHANG Zhitao, TAI Xiang, YANG Ning, et al. UAV multispectral remote sensing soil salinity inversion based on different vegetation coverage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 220 – 230. (in Chinese)
- [23] WANG F, YANG M, MA L, et al. Estimation of above-ground biomass of winter wheat based on consumer-grade multi-spectral UAV[J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1251.
- [24] 乔浪, 张智勇, 陈龙胜, 等. 基于无人机图像的玉米冠层叶绿素含量检测与分布研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 182 – 186, 194.
- QIAO Lang, ZHANG Zhiyong, CHEN Longsheng, et al. Chlorophyll content detection and distribution research of maize canopy based on UAV image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 182 – 186, 194. (in Chinese)
- [25] 徐云飞, 程琦, 魏祥平, 等. 变异系数法结合优化神经网络的无人机冬小麦长势监测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(20): 71 – 80.
- XU Yunfei, CHENG Qi, WEI Xiangping, et al. Monitoring of winter wheat growth under UAV using variation coefficient method and optimized neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(20): 71 – 80. (in Chinese)
- [26] JANNOURA R, BRINKMANN K, UTEAU D, et al. Monitoring of crop biomass using true colour aerial photographs taken from a remote controlled hexacopter[J]. Biosystems Engineering, 2015, 129: 341 – 351.
- [27] 史博太, 常庆瑞, 崔小涛, 等. 基于 Sentinel-2 多光谱数据和机器学习算法的冬小麦 LAI 遥感估算[J]. 麦类作物学报, 2021, 41(6): 752 – 761.
- SHI Botai, CHANG Qingrui, CUI Xiaotao, et al. LAI estimation of winter wheat based on Sentinel-2 multispectral data and machine learning algorithm[J]. Journal of Triticeae Crops, 2021, 41(6): 752 – 761. (in Chinese)
- [28] 张宏鸣, 侯贵河, 孙志同, 等. 基于 XGBoost – Shapley 的玉米不同生育期 LAI 遥感估算[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 208 – 216, 225.
- ZHANG Hongming, HOU Guihe, SUN Zhitong, et al. Remote sensing estimation of maize leaf area index at different growth periods based on XGBoost – Shapley algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 208 – 216, 225. (in Chinese)
- [29] XUE J, SU B. Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications[J]. Journal of Sensors, 2017(1): 1 – 17.
- [30] NARMILAN A, GONZALEZ F, SALGADOE A S A, et al. Predicting canopy chlorophyll content in sugarcane crops using machine learning algorithms and spectral vegetation indices derived from UAV multispectral imagery[J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1140.
- [31] EITEL J U H, VIERLING L A, LITVAK M E, et al. Broadband, red-edge information from satellites improves early stress detection in a new Mexico conifer woodland[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3640 – 3646.
- [32] LEE H, WANG J, LEBLON B. Using linear regression, random forests, and support vector machine with unmanned aerial vehicle multispectral images to predict canopy nitrogen weight in corn[J]. Remote Sensing, 2020, 12(13): 2071.
- [33] 李智广, 付枫, 孙鑫, 等. 基于联盟博弈的 Filter 特征选择算法[J]. 计算机工程, 2013, 39(4): 230 – 233.
- LI Zhiguang, FU Feng, SUN Xin, et al. Filter feature selection algorithm based on coalitional game[J]. Computer Engineering, 2013, 39(4): 230 – 233. (in Chinese)
- [34] 张阳, 王小宇. 基于 Word2Vec 词嵌入和高维生物基因选择遗传算法的文本特征选择方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(11): 3151 – 3155.
- ZHANG Yang, WANG Xiaoning. Text feature selection method based on Word2Vec word embedding and genetic algorithm for biomarker selection in high-dimensional omics[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(11): 3151 – 3155. (in Chinese)
- [35] CHAPPELOW J, BLOCH B N, ROFSKY N, et al. Elastic registration of multimodal prostate MRI and histology via multiattribute combined mutual information[J]. Medical Physics, 2011, 38(4): 2005 – 2018.
- [36] 王鹏新, 陈弛, 张树誉, 等. 基于 LAI 和 VTCI 及 Copula 函数的冬小麦单产估测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 255 – 263.
- WANG Pengxin, CHEN Chi, ZHANG Shuyu, et al. Winter wheat yield estimation based on Copula function and remotely sensed LAI and VTCI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 255 – 263. (in Chinese)

- characteristics and plant height[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 202–208, 294. (in Chinese)
- [16] 张建, 谢田晋, 杨万能, 等. 近地遥感技术在大田作物株高测量中的研究现状与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2021(3): 1–15.
- ZHANG Jian, XIE Tianjin, YANG Wanneng, et al. Research status and prospect of near-ground remote sensing technology in plant height measurement of field crops[J]. Smart Agriculture, 2021(3): 1–15. (in Chinese)
- [17] 谢田晋. 基于无人机遥感的作物高度获取方法评估[D]. 武汉: 华中农业大学, 2021.
- XIE Tianjin. Evaluation of crop height acquisition method based on UAV remote sensing[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2021. (in Chinese)
- [18] OEHME L H, REINEKE A J, WEISS T M, et al. Remote sensing of maize plant height at different growth stages using UAV-based digital surface models (DSM)[J]. Agronomy, 2022, 12(4): 958.
- [19] HAN X, THOMASSON J A, BAGNALL G C, et al. Measurement and calibration of plant-height from fixed-wing UAV images[J]. Sensors, 2018, 18(12): 4092.
- [20] MONDAL S, DUTTA S, CRESPO-HERRERA L, et al. Fifty years of semi-dwarf spring wheat breeding at CIMMYT: grain yield progress in optimum, drought and heat stress environments[J]. Field Crops Research, 2020, 250: 107757.
- [21] KIM S, KIM T K, YOON S, et al. Quantifying the importance of day length in process-based models for the prediction of temperate spring flowering phenology[J]. Science of the Total Environment, 2022, 843: 156780.
- [22] QIAN-QIAN M A, YONG H E, MENG-TING Z, et al. Responses of winter wheat phenology to accumulated temperature during growing periods in northern China wheat belt[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2018, 39(4): 233.
- [23] CHARALAMPOPOULOS I. Agrometeorological conditions and agroclimatic trends for the maize and wheat crops in the Balkan region[J]. Atmosphere, 2021, 12(6): 671.
- [24] DEMIR N, SÖNMEZ N K, AKAR T, et al. Automated measurement of plant height of wheat genotypes using a DSM derived from UAV imagery[J]. Multidisciplinary Digital Publishing Institute Proceedings, 2018, 2(7): 350.
- [25] VILJANEN N, HONKAVAARA E, NÄSI R, et al. A novel machine learning method for estimating biomass of grass swards using a photogrammetric canopy height model, images and vegetation indices captured by a drone[J]. Agriculture, 2018, 8(5): 70.
- [26] TEODORO P E, TEODORO L P R, BAIO F H R, et al. Predicting days to maturity, plant height, and grain yield in soybean: a machine and deep learning approach using multispectral data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(22): 4632.
- [27] OSCO L P, JUNIOR J M, RAMOS A P M, et al. Leaf nitrogen concentration and plant height prediction for maize using UAV-based multispectral imagery and machine learning techniques[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3237.
- [28] BORGES M V V, OLIVEIRA G J, BATISTA T S, et al. High-throughput phenotyping of two plant-size traits of eucalyptus species using neural networks[J]. Journal of Forestry Research, 2022, 33(2): 591–599.

(上接第 157 页)

- [37] 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.
- ZHANG Dongyan, HAN Xuanxuan, LIN Fenfang, et al. Estimation of winter wheat leaf area index using multi-source UAV image feature fusion[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(9): 171–179. (in Chinese)
- [38] CHENG M, JIAO X, LIU Y, et al. Estimation of soil moisture content under high maize canopy coverage from UAV multimodal data and machine learning[J]. Agricultural Water Management, 2022, 264: 107530.
- [39] 陶惠林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机成像高光谱影像的冬小麦 LAI 估测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 176–187.
- TAO Huilin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Monitoring of winter wheat growth based on UAV hyperspectral growth index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 176–187. (in Chinese)
- [40] 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 remoter sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(22): 113–120. (in Chinese)
- [41] ZHANG Y, HUI J, QIN Q, et al. Transfer-learning-based approach for leaf chlorophyll content estimation of winter wheat from hyperspectral data[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 267: 112724.
- [42] 贾丹, 陈鹏飞. 低空无人机影像分辨率对冬小麦氮浓度反演的影响[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 164–169.
- JIA Dan, CHEN Pengfei. Effect of low-altitude UAV image resolution on inversion of winter wheat nitrogen concentration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 164–169. (in Chinese)
- [43] REYNIERS M, WALVOORT D J J, DE B J. A linear model to predict with a multi-spectral radiometer the amount of nitrogen in winter wheat[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(19): 4159–4179.