

基于无人机遥感植被指数优选的覆膜冬小麦估产研究

韦春宇 杜娅丹 程智楷 周智辉 谷晓博

(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: 为进一步提高无人机遥感估产的精度, 本研究以 2021—2022 年的覆膜冬小麦为研究对象, 对返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期的多光谱影像进行覆膜背景剔除, 并优选最佳遥感窗口期, 基于最优植被指数构建覆膜冬小麦估产模型。结果表明, 利用支持向量机监督分类法剔除覆膜背景后冠层反射率更接近真实值, 抽穗期和灌浆期的估产精度更高。将不同生育期的植被指数与产量进行相关性分析发现, 最佳遥感窗口期为抽穗期。基于逐步回归和全子集回归法优选最优植被指数时发现, 基于逐步回归法筛选变量为 MCARI、MSR、EVI2、NDRE、VARI、NDGI、NGBDI、ExG 时产量反演模型精度最高。此外, 利用偏最小二乘法、人工神经网络和随机森林 3 种机器学习法构建的产量反演模型中, 基于逐步回归法的随机森林模型的反演精度最高, R^2 为 0.82, RMSE 为 0.84 t/hm²。该研究可为提高遥感估产精度、实现农业生产精细化管理提供技术支持。

关键词: 覆膜冬小麦; 植被指数; 产量估计; 无人机遥感; 特征选择; 机器学习

中图分类号: S127; TP79

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)04-0146-09

OSID:



Yield Estimation of Mulched Winter Wheat Based on UAV Remote Sensing Optimized by Vegetation Index

WEI Chunyu DU Yadan CHENG Zhikai ZHOU Zhihui GU Xiaobo

(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: In order to further improve the accuracy of UAV remote sensing yield estimation, taking the mulched winter wheat from 2021 to 2022 as the research object, the coating background of the multispectral images at the greening stage, jointing stage, ear pumping stage and filling stage was removed, and the best remote sensing window period was selected, and a mulched winter wheat yield estimation model was constructed based on the optimal vegetation index. The results showed that the canopy reflectivity was closer to the true value after removing the coating background by the support vector machine supervised classification method, and the yield estimation accuracy of the ear stage and the grouting stage was higher. The correlation analysis between vegetation index and yield at different growth stages showed that the best remote sensing window period was the ear extraction period. When the optimal vegetation index was selected based on stepwise regression and full subset regression, it was found that the yield inversion model had the highest accuracy when the screening variables were MCARI, MSR, EVI2, NDRE, VARI, NDGI, NGBDI, ExG based on stepwise regression. In addition, among the yield inversion models constructed by three machine learning methods, partial least squares, artificial neural network and random forest, the random forest model based on stepwise regression method had the highest inversion accuracy, with an R^2 of 0.82 and an RMSE of 0.84 t/hm². The research result can provide technical support for improving the accuracy of remote sensing yield estimation and realizing the fine management of agricultural production.

Key words: mulched winter wheat; vegetation index; yield estimation; UAV remote sensing; feature selection; machine learning

收稿日期: 2023-09-09 修回日期: 2023-12-08

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1900700)和陕西省重点研发计划项目(2022NY-114)

作者简介: 韦春宇(2001—), 女, 硕士生, 主要从事农业遥感与应用研究, E-mail: weichunyu1066@nwfau.edu.cn

通信作者: 杜娅丹(1991—), 女, 副教授, 主要从事农业水肥资源高效利用研究, E-mail: yadandu@nwsuaf.edu.cn

0 引言

冬小麦是西北旱区重要的粮食作物之一^[1]。西北旱区播种面积约 23 000 km², 占全国冬小麦种植面积的 10.5%。因此, 冬小麦产量预测对西北旱区农田管理有着重要的指导作用^[2]。然而传统的作物测产方式费时费力^[3], 亟需一种简便、可靠、精确的冬小麦估产方法。

目前, 基于遥感技术进行产量估测一直是精准农业的一个重要研究方向^[4]。大量研究表明, 不同遥感窗口期对作物估产精度影响显著。朱婉雪等^[5]优选出抽穗灌浆期为冬小麦的遥感估产最佳时期, 申洋洋等^[6]也在冬小麦估产的研究中发现抽穗期的遥感估产精度最高。上述研究通过选择遥感估产最佳窗口期提高了估产精度, 但都是基于无覆膜背景下进行的。大量研究发现覆膜具有增温保墒的作用, 通过改善土壤水热条件^[7], 可显著提高作物产量和水分利用效率^[8]。西北地区干旱少雨, 尤其在冬小麦生育期干旱频繁, 是限制西北地区冬小麦生产的主要因素^[9], 因此覆膜在西北旱区农业生产中被广泛应用。然而, 地膜与冬小麦冠层光谱特性的差异显著^[10], 严重影响了遥感估产的准确性, 但已有的估产研究主要集中在无覆膜背景条件下进行, 关于覆膜背景效应对遥感估产的影响鲜有报道。

随着研究不断深入, 机器学习算法被广泛用于作物估产。陶惠林等^[11]基于高光谱遥感数据, 利用偏最小二乘法 (Partial least squares, PLSR) 来估测冬小麦产量, 其精度优于单参数线性回归法。MAIMAITIJANG 等^[12]通过随机森林 (Random forests, RF)、神经网络 (Artificial neural network, ANN)、偏最小二乘法和支持向量机法 (Support vector machines, SVM) 建模并融合光谱数据、冠层结构和热成像等多模态信息, 提高了大豆产量预测模型精度。然而对于机器学习算法而言, 输入变量中常包含许多冗余信息导致模型性能降低, 因此需要通过特征选择来优选植被指数^[13]。SONG 等^[14]通过 LASSO 回归法对光谱、植被指数和叶性状进行特征筛选, 发现优选植被指数显著提高了 SVM 和 RF 光合能力预测模型精度。张智韬等^[15]采用全子集回归法筛选光谱指数后, ANN 和 SVM 模型表现出简单、高效、灵敏度强的性能并提升了含盐量估测模型精度。特征选择是简化模型复杂性的必要步骤, 因此, 通过确定最优植被指数提高机器学习模型估产能力值得进一步探究。

本文以覆膜冬小麦的多光谱遥感影像为基础, 采用监督分类法剔除覆膜背景, 基于相关分析法确

定冬小麦遥感估产的最佳窗口期, 利用逐步回归法和全子集回归法对 16 种植被指数进行优选, 结合偏最小二乘法、随机森林和人工神经网络 3 种机器学习算法构建产量反演模型, 以期确定覆膜冬小麦估产的最优模型, 为覆膜冬小麦规模化高效生产和智慧管理提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验设计

试验区位于西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 地处陕西关中平原中部的杨凌区 (34°17'N, 108°04'E), 地势平坦, 海拔 521 m, 年平均降水量 602 mm, 年均气温 12.9℃, 属暖温带半湿润半干旱气候区, 种植作物以冬小麦和夏玉米为主。冬小麦在 2021 年 10 月中下旬播种, 次年 6 月收获。本研究在 40 m×20 m 的垄沟覆膜冬小麦种植区域内, 选择 30 个面积为 4 m×4 m 的冬小麦样区进行研究, 如图 1 所示。

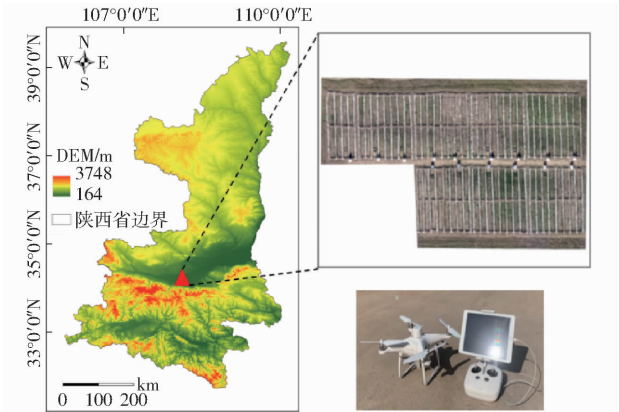


图 1 研究区概况及大疆 P4M 型无人机遥感平台

Fig. 1 Schematic of study area and P4M UAV

1.2 数据获取与处理

1.2.1 产量测定

于冬小麦成熟期在每小区中间选取单行 4 m 长的小麦植株, 晾晒脱粒后称量, 并对穗长、穗行数、穗粒数、穗粒质量和千粒质量进行测定。

1.2.2 遥感数据

试验采用大疆 P4M 型无人机遥感平台, 数据采集选择天气晴朗无风的日期, 具体为 2022 年 3 月 6 日、3 月 30 日、4 月 20 日和 5 月 11 日, 对应冬小麦返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期。无人机飞行高度为 20 m, 航向和旁向重叠率均为 80%。多光谱相机镜头垂直向下, 采集不同波长范围内的冬小麦冠层光谱影像, 5 种波段中心波长分别为 450 nm (蓝光波段)、560 nm (绿光波段)、650 nm (红光波段)、730 nm (红边波段) 和 840 nm (近红外波段)。采用软件 Pix4Dmapper 对获取的多光谱影像进行拼接及

处理,导入软件 ENVI 5.3 将各波段影像合成,利用固定反射率校正板进行辐射定标,并提取冬小麦样区的平均反射率计算 16 种冠层植被指数^[16-21],分别为:归一化植被指数(NDVI)、绿色归一化植被指数(GNDVI)、土壤调整植被指数(SAVI)、优化土壤调整植被指数(OSAVI)、改进叶绿素吸收指数(MCARI)、改进比值指数(MSR)、增强型植被指数(EVI)、无蓝光波段增强型植被指数(EVI2)、归一化红边指数(NDRE)、可见光大气阻力指数(VARI)、归一化差异绿度植被指数(NDGI)、绿红植被指数(GRVI)、归一化绿红差异指数(NGBDI)、过红指数(ExR)、可见光差异植被指数(VDVI)、过绿指数(ExG)。

1.3 研究方法

1.3.1 最佳植被指数筛选方法

逐步回归法是一种自变量选择方法,当变量满足偏回归平方和的检验显著这一条件时则引入该变量^[22],通过 R 4.2.2 的 MASS 包来执行。全子集回归法是通过自变量与自变量之间的所有组合方式,分别与因变量进行拟合分析,最终得到各种组合变量的拟合模型^[23],采用 R 4.2.2 的 leaps 包进行分析,基于 AIC(Akaike information criterion)值最小原则得到特征选择结果,其公式为

$$A = -2L + 2(K + 1) \tag{1}$$

其中
$$L = -\frac{n}{2}\ln(2\pi) - \frac{n}{2}\ln\left(\frac{s}{2}\right) - \frac{n}{2} \tag{2}$$

式中 n ——样本数量 K ——参数个数
 s ——残差平方和 A ——AIC 值

1.3.2 机器学习算法

覆膜冬小麦产量数据共计 45 个,按照比例 8:2 划分数据集。本研究基于 Python 3.6 选择偏最小二乘法^[24]和人工神经网络^[25],基于 R 4.2.2 选择随机森林^[26],3 个常见且性能良好的机器学习算法进行建模分析。

1.3.3 模型精度评价

利用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)评价模型表现。评判模型效果理想的标准是 R^2 越趋近于 1,RMSE 越趋近于 0,此时预测值和实测值间的误差越小。

2 结果与分析

2.1 背景效应对遥感估产的影响

基于支持向量机监督分类剔除背景前后,反射率曲线整体呈现出“高-低-高”的趋势,如图 2 所示。冬小麦反射率随着波长增加,在绿光波段形成小波峰,在蓝光和红光波段形成吸收谷,而在红边和

近红外波陡然增至一个较大的峰值,其中红边和近红外波段反射率大于可见光波段的反射率。随着生育期推移,从返青期至抽穗期,冬小麦反射率逐渐下降,而拔节期至灌浆期则呈逐渐上升的趋势。剔除背景后,冬小麦反射率下降幅度在可见光范围尤为显著。

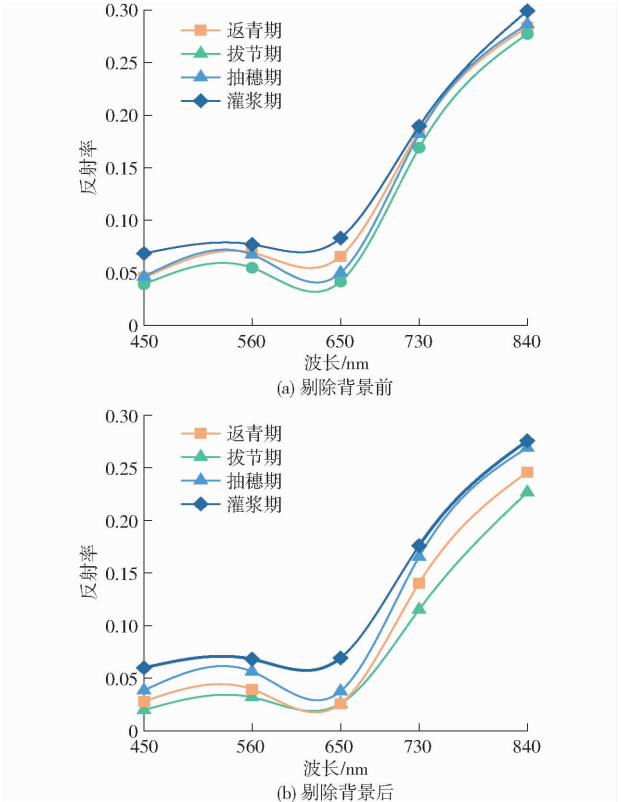


图 2 不同生育期反射率曲线

Fig. 2 Reflectance curves at different stages

利用最小二乘法构建估产模型,并对比分析剔除背景像元对估产精度的影响发现(图 3),背景剔除后冬小麦返青期的 NDVI、GNDVI、MSR 及可见光波段植被指数的估产精度提高 10% 以上,拔节期除 VDVI 和 ExG 之外的植被指数均提高 10% ~ 285%,但返青期和拔节期的估产精度整体偏低。抽穗期和灌浆期植被指数的估产效果较为理想,抽穗期的 MSR 和灌浆期的 SAVI 估产精度较背景剔除前分别提高了 18% 和 14%。对比抽穗期和灌浆期不同植被指数的估产效果发现,抽穗期中可见光波段植被指数的估产精度虽较背景剔除前有大幅提升但其均低于 0.31,而近红外波段植被指数不仅得到优化且估产精度在 0.47 ~ 0.50 范围内变化。在灌浆期,除 GNDVI 在背景剔除后估产精度无变化,其余近红外波段植被指估产精度均提高到 0.41 ~ 0.49,显著高于可见光波段植被指数的估产精度。综上所述,背景剔除后 4 个生育期的估产效果均有不同程度的优化,其中抽穗期和灌浆期的估产效果优于返青期和拔节期,且近红外波段植被指数的估产精度高于可

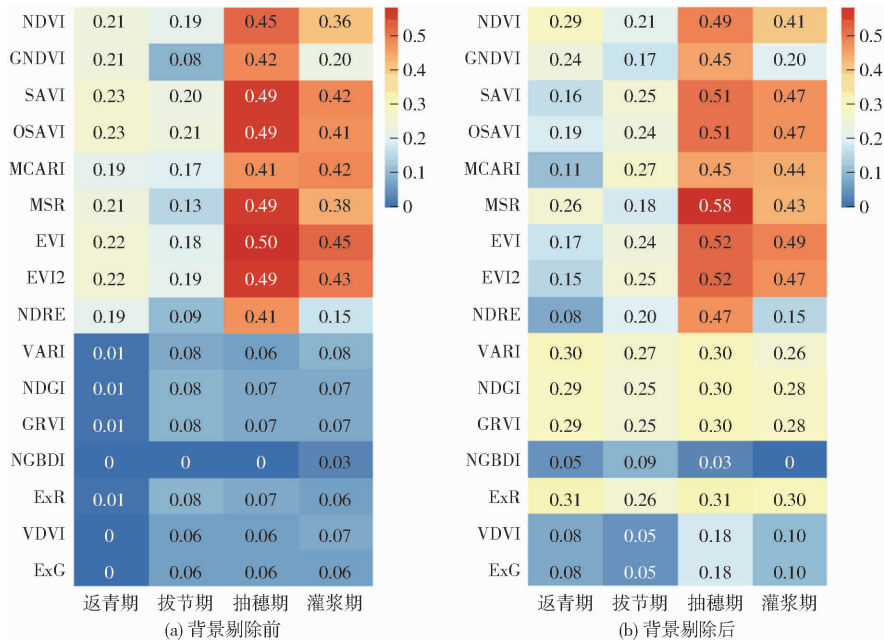


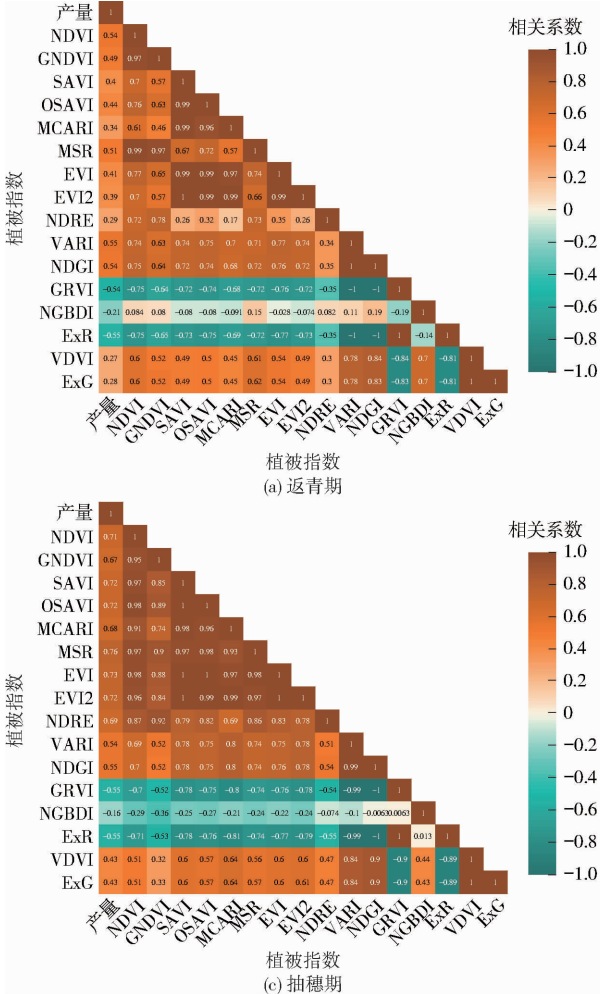
图 3 背景剔除前后估产精度对比

Fig. 3 Comparison of estimation accuracy before and after background exclusion

见光波段植被指数。

2.2 遥感估产最佳窗口期

分别将返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期的植被



指数与产量进行相关分析发现(图 4),各植被指数与产量间的相关系数在返青期和拔节期均低于 0.55,而在抽穗期与灌浆期整体较高,相关系数最高

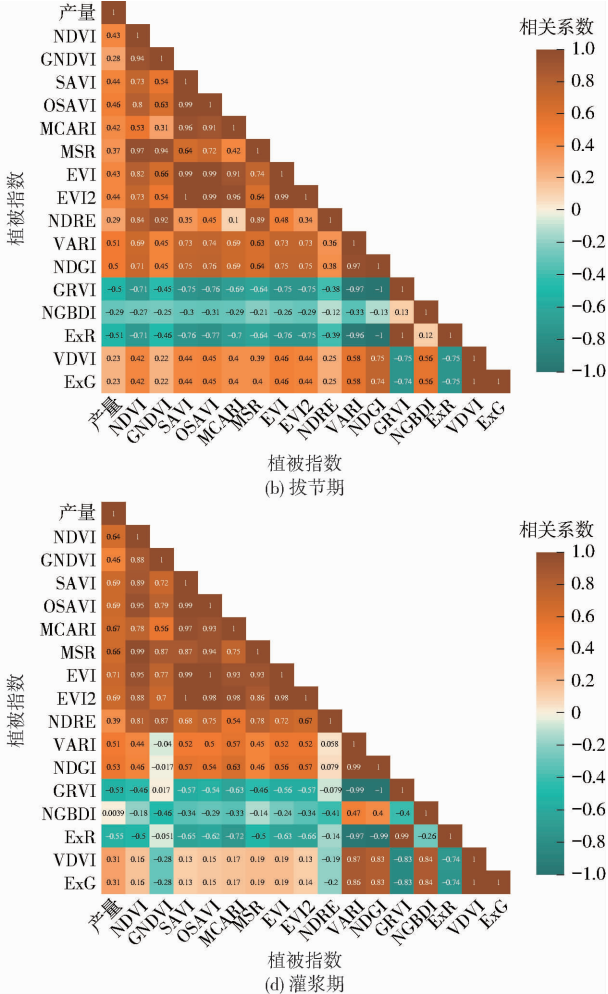


图 4 不同生育期植被指数与产量相关性分析

Fig. 4 Analysis of correlation between vegetation indices and yield at different stages

可达 0.76 和 0.71。其中抽穗期的 MSR 相关系数最高达 0.76,包含着更多与产量相关的信息;而 NGBDI 在 4 个生育期中均呈现较低的相关性。进一步分析发现,在抽穗期近红外波段植被指数与产量呈高度相关,相关系数大于 0.69,而可见光波段植被指数与产量的相关性普遍较低,相关系数在 0.16~0.55 之间变化。灌浆期植被指数与产量的相关性和抽穗期的表现趋势基本一致。

为进一步对比抽穗期和灌浆期的估产效果,分别将其基于近红外波段植被指数的预测产量与实测产量进行分析发现(图 5),不同植被指数间的估产

精度均存在显著差异。抽穗期预测精度最高的植被指数为 MSR,其 R^2 为 0.58;而在灌浆期为 EVI,其 R^2 为 0.49,但其较抽穗期 EVI 的预测精度降低 6.12%。综合整体回归效果发现,抽穗期预测与实测产量间的回归更接近 1:1,而灌浆期 GNDVI 和 NDRE 的预测效果明显较差。此外,基于抽穗期和灌浆期模型预测产量为 6 000 kg/hm² 到 8 000 kg/hm²,当实测产量低于 6 000 kg/hm² 时,抽穗期和灌浆期的模型均出现高估现象;当实测产量高于 8 000 kg/hm² 时,均出现低估现象。因此,优选无人机遥感估产的最佳窗口期为抽穗期。

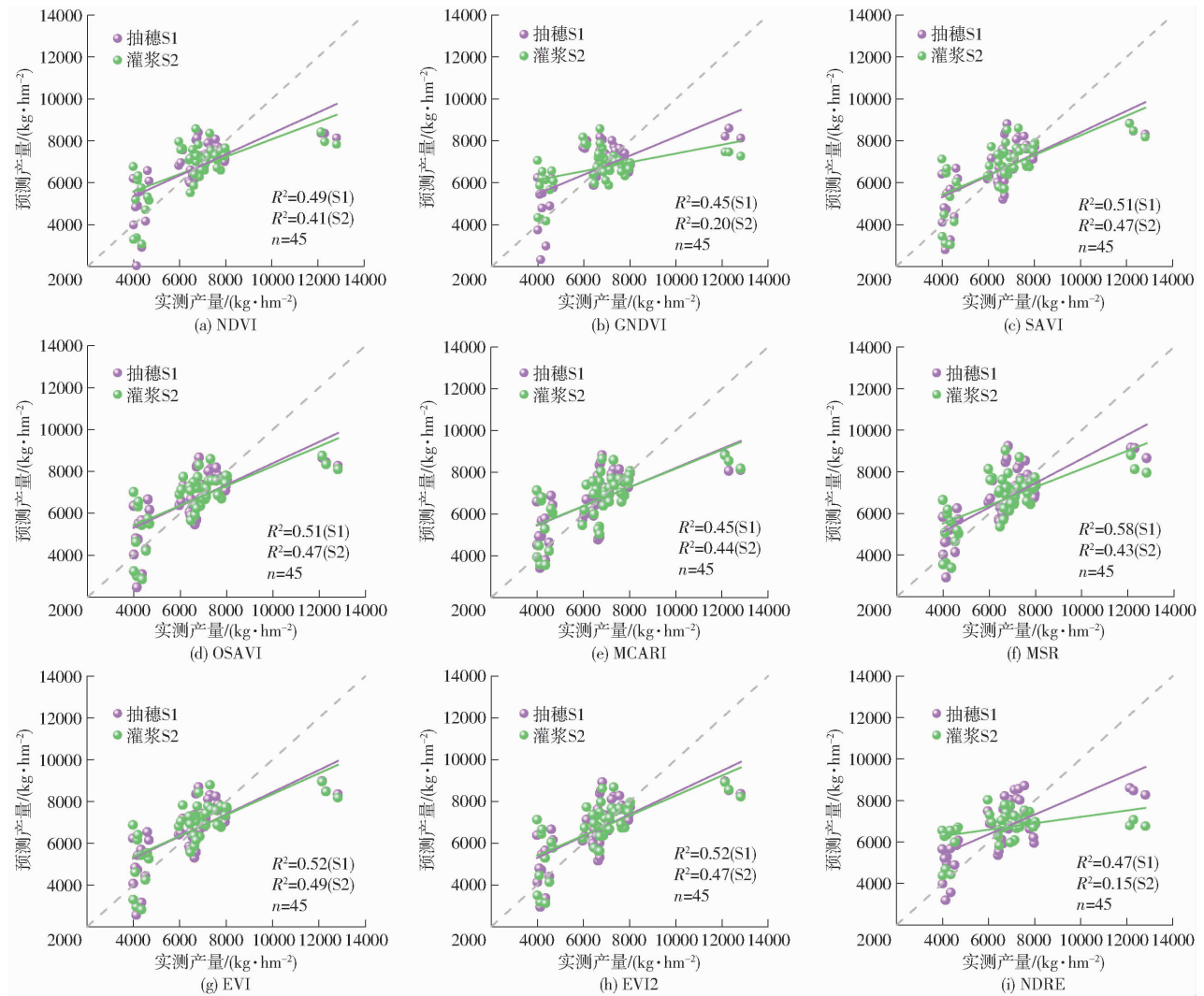


图 5 抽穗期和灌浆期近红外波段植被指数预测产量与实测产量回归分析

Fig. 5 Regression analysis of predicted and measured yields of near-infrared band vegetation indices at heading and filling stages

2.3 遥感估产模型构建

2.3.1 特征选择

利用逐步回归法筛选抽穗期与冬小麦产量呈显著相关的植被指数(表 1)。结果表明,在模型 1、2、3 中,虽然筛选得出的变量对样本空间的解释能力达到 69% 以上,但均存在个别变量与产量之间相关性不显著的情况。在模型 4 中,共选 8 个变量

(MCARI、MSR、EVI2、NDRE、VARI、NDGI、NGBDI、ExG),此时模型能够解释样本空间的 69%,且产量与各因子间均呈显著正相关关系($P < 0.05$),因此将模型 4 作为构建估产模型的数据集。

根据全子集回归法对抽穗期的 16 个植被指数进行筛选发现(图 6,表 2),有 4 个筛选模型 R^2 为 0.6。进一步分析发现,模型 1(筛选结果为 OSAVI、

MSR、EVI、VARI、NGBDI、ExR、ExG、GRVI) 和模型 2 (筛选结果为 NDVI、MSR、VARI、NGBDI、ExR、ExG、GRVI) 的 AIC 最低,因此选择预测精度较高且 AIC 最低的筛选结果作为反演模型的变量。

表 1 产量与植被指数间的逐步回归分析
Tab.1 Stepwise regression analysis of yield and vegetation indices

变量	产量预测模型			
	1	2	3	4
MCARI	0.020	0.031	0.036	0.021
MSR	0.011	0.020	0.020	0.011
EVI2	0.044	0.036	0.040	0.022
NDRE	0.144	0.058	0.073	0.050
VARI	0.020	0.045	0.032	0.023
NDGI	0.039	0.091	0.034	0.027
NGBDI	0.013	0.026	0.038	0.037
ExG	0.006	0.012	0.018	0.031
VDVI	0.059	0.143	0.253	
ExR	0.194	0.333		
EVI	0.217			
R^2	0.70	0.69	0.69	0.69

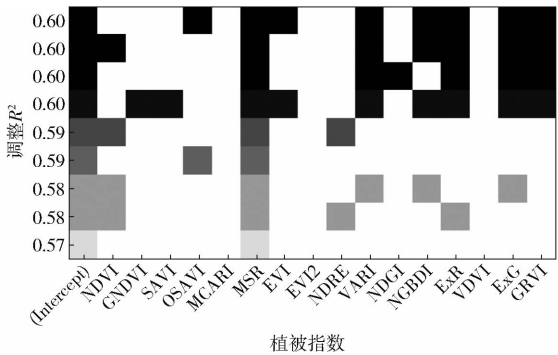


图 6 产量与植被指数全子集回归分析
Fig.6 Full subset regression analysis of yield and vegetation indices

表 2 全子集回归分析评价指标
Tab.2 Evaluation metrics for full subset regression analysis

模型序号	变量	R^2	赤池信息 化准则 AIC
1	OSAVI、MSR、EVI、VARI、NGBDI、 ExR、ExG、GRVI	0.60	782.61
2	NDVI、MSR、VARI、NGBDI、ExR、 ExG、GRVI	0.60	782.80
3	MSR、VARI、NDGI、ExR、ExG、 GRVI	0.60	783.02
4	GNDVI、SAVI、MSR、EVI、VARI、 NGBDI、ExR、ExG、GRVI	0.60	784.86

2.3.2 模型精度评价

因最佳遥感估产期为抽穗期,故只对抽穗期进行分析。将逐步回归法和全子集回归法筛选的植被

指数作为变量,分别利用 PLSR、ANN 和 RF 3 种机器学习算法构建覆膜冬小麦的估产模型(表 3)。结果发现,当植被指数不进行特征选择时,ANN 和 RF 模型的反演精度高于 PLSR 模型。特征选择后 2 个模型的反演效果进一步提高,而 PLSR 模型在特征选择前后反演精度无变化,这主要是由于 PLSR 本身就具有一定的特征选择功能。采用逐步回归法筛选的变量 MCARI、MSR、EVI2、NDRE、VARI、NDGI、NGBDI、ExG 输入 RF 模型时,反演精度 R^2 为 0.82、RMSE 为 0.84 t/hm²,且验证集模型可靠性也有所提高,而该特征选择方法对优化 ANN 模型的反演效果并不显著。当采用全子集筛选变量为 NDVI、MSR、VARI、NGBDI、ExR、ExG、GRVI 时,ANN 模型 R^2 提高 17%,RMSE 降低 16%,该方法充分挖掘了 ANN 模型的估产反演能力。

表 3 基于不同特征选择的模型反演精度
Tab.3 Model inversion accuracy based on different feature selection

特征选择	模型	R^2		RMSE/(t·hm ⁻²)	
		训练集	验证集	训练集	验证集
无	PLSR	0.60	0.59	1.21	1.39
	ANN	0.62	0.62	1.17	1.34
	RF	0.78	0.74	0.91	1.13
逐步回归	PLSR	0.58	0.59	1.23	1.39
	ANN	0.65	0.64	1.13	1.31
	RF	0.82	0.81	0.84	0.95
全子集回归 1	PLSR	0.61	0.56	1.19	1.44
	ANN	0.63	0.60	1.19	1.44
	RF	0.78	0.80	0.90	0.99
全子集回归 2	PLSR	0.57	0.64	1.24	1.30
	ANN	0.73	0.69	0.98	1.20
	RF	0.79	0.88	0.81	0.90

ANN 模型反演精度仅在全子集回归 2 筛选结果中表现出理想的估产精度,其余特征选择条件下估产精度 R^2 均在 0.65 以下(图 7)。相比之下,RF 模型的估产效果在所有情况下都具有稳定性和可靠性,且估产精度 R^2 均在 0.78 以上。总体而言,RF 模型在大多数情况下表现优于 ANN 模型,其中基于逐步回归法的 RF 模型反演精度最高, R^2 为 0.82、RMSE 为 0.84 t/hm²。PLSR 模型 R^2 均不大于 0.61,反演精度偏低。

3 讨论

利用无人机多光谱遥感数据对覆膜冬小麦进行产量预测,在剔除背景后,基于最佳窗口期的数据构建了 2 种特征选择法与 3 种机器学习算法耦合的覆膜冬小麦估产模型,通过对比分析模型估产精度发

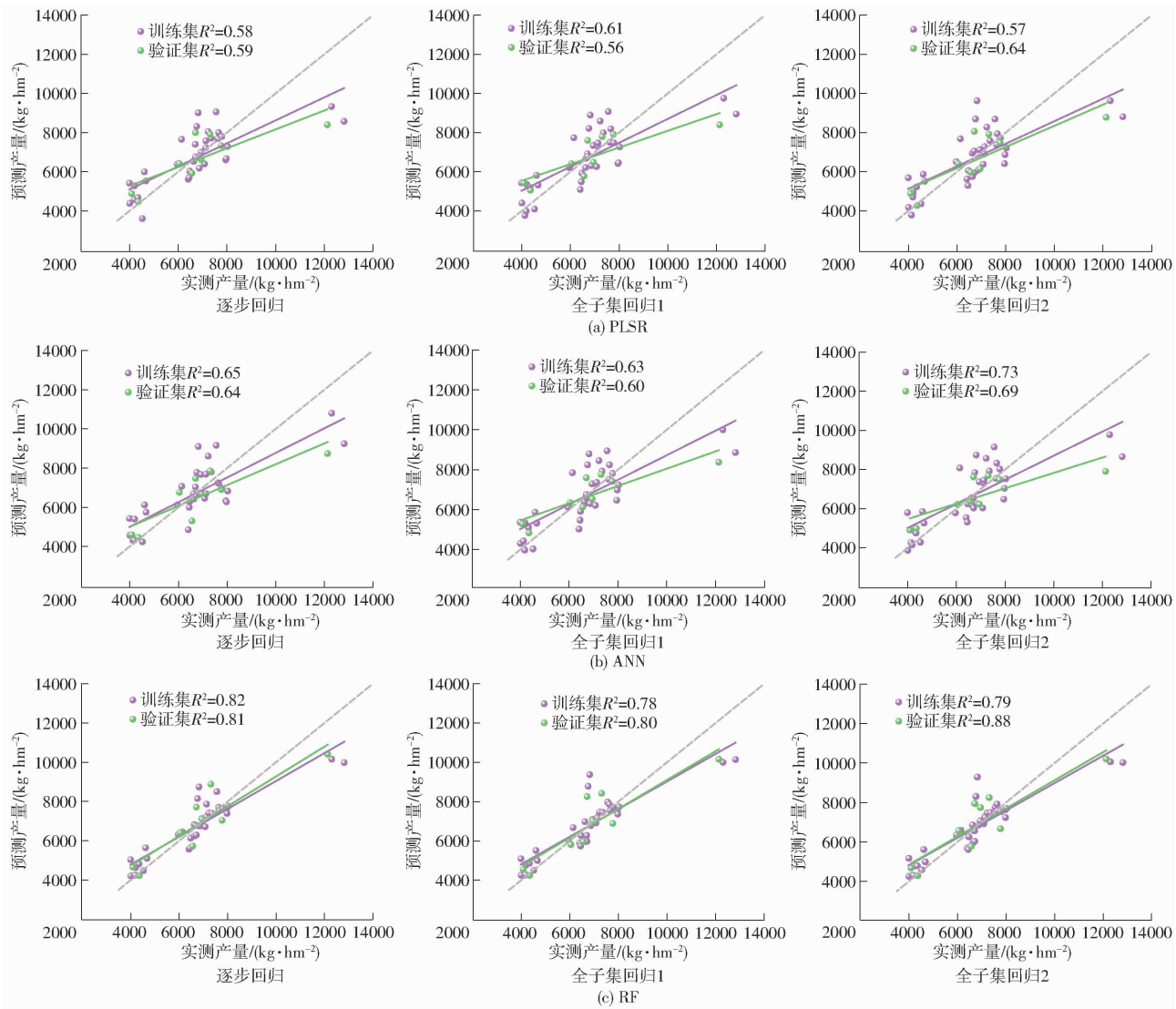


图7 基于不同机器学习算法的模型反演效果

Fig. 7 Effectiveness of model inversion based on different machine learning algorithm

现,基于逐步回归法的随机森林模型的反演精度最高, R^2 为0.82, RMSE为0.84 t/hm²。

3.1 剔除背景前后不同波段反射率差异

反射率曲线在剔除背景前后均呈现“高-低-高”的趋势(图2),这是由于在560 nm波长附近是叶绿素的强反射区,冬小麦反射率在此出现峰值^[27]。近红外波段反射率相对较高,主要受叶片内部结构的控制,同时冬小麦冠层的高散射使得近红外波段反射率升高,此外叶面积的增加同样会对该波段产生更高的反射率^[28]。在地膜和土壤的混合背景像元中,尽管覆膜土壤与裸露土壤在光谱曲线上表现出相似性,但二者的反射率存在显著差异。通常情况下,土壤反射率随着波长的增加而增加,然而白色地膜在可见光和近红外光谱范围内具有高反射性,因此覆膜土壤在可见光和近红外波段的反射率显著增高^[29-30]。采用监督分类法解译并剔除背景像元后,作物冠层反射率值整体下降,更接近真实

值,这与谷晓博等^[31]的研究结果一致。其中,剔除背景后抽穗期的遥感估产效果更好,这与不同生育期的波段敏感程度有关^[32],随着冬小麦的生长,抽穗期的波段敏感性逐渐增强,与产量的相关程度更密切。

3.2 不同生育期和植被指数对遥感估产的影响

将4个生育期植被指数与产量进行相关性分析得出,抽穗期的预测精度最高,这可能是由于抽穗期不仅是决定小麦粒质量的关键时期,也是最后确定每穗粒数的重要时期^[33],抽穗期具有更多的产量信息,那么所建立的回归模型可实现作物更早时期精准产量预测^[34]。因此,本研究得出抽穗期是冬小麦遥感估产的最佳窗口期,该研究结果在刘新杰等^[35]关于冬小麦估产的研究中得到进一步证实。

基于不同植被指数的估产精度存在显著差异。当产量高于8 000 kg/hm²时模型出现低估的现象(图5),这可能是由于植被指数较高时拟合容易出

现饱和,导致估产低于实产;而植被指数较低时,合理的冠层结构有利于植被的光合作用和干物质积累,此时估产模型也会倾向于低估^[5]。此外,研究显示在冬小麦估产中近红外波段植被指数较可见光波段植被指数表现出更高的估产精度。朱婉雪等^[5]对冬小麦估产的研究中也发现,绿、红、红边和近红外 4 个单一波段中近红外波段对冬小麦的估产精度最高;ORLANDO 等^[36]在研究中指出近红外波段对植被覆盖度更为敏感,因此认为近红外波段中蕴含着更多与作物相关的光谱信息,更有利于冬小麦估产。

3.3 不同特征选择法和估产模型差异

已有研究发现不同的特征选择法可以有效降低模型输入变量冗余的问题,全子集回归法在土壤盐分的反演中表现出简单、高效、灵敏度强的性能并提升了含盐量估测的模型精度^[15],逐步回归法在水稻鲜生物量估测中构建的最佳植被指数组合提高了估测精度^[37]。在本研究探讨的 3 种机器学习算法与 2 种特征选择法耦合的估产模型中,RF 耦合逐步回归法在冬小麦的估产研究中表现出更好的预测能力。RF 通常由多个决策树组成,其中深度较深的树会产生更为复杂的树结构,从而导致模型的解释性相对较低。逐步回归法在特征选择的过程中,仅保留与目标变量高度相关的特征,与 RF 结合有效降低了模型复杂性和过拟合风险,同时获得良好的预测能力。ANN 模型虽能够通过避免多重共线性和消除干扰因素而具有非线性回归的优势^[38],但估产效果

并不稳定,可能是由于样本数量较少造成的^[5]。相比之下,尽管 PLSR 技术可有效地解决自变量之间的多重共线性问题,但在模拟自变量与因变量间的关系时存在局限性,无法映射变量之间的高度非线性和复杂关系^[12]。在今后可以考虑扩充样本数据从而使模型得到充分的训练,提高稳定性和估产精度。本研究的估产模型存在受地域性局限的问题,未来可通过增加不同研究区进行验证从而提高模型的可迁移性。

4 结论

(1)背景剔除后得到的冠层反射率更接近真实值;抽穗期和灌浆期的估产效果优于返青期和拔节期,且近红外波段植被指数较可见光波段植被指数表现出更高的估产精度。

(2)抽穗期和灌浆期的近红外波段植被指数与产量呈高度相关;其中抽穗期的估产精度最高,为冬小麦遥感估产的最佳窗口期。

(3)基于逐步回归法筛选的变量 MCARI、MSR、EVI2、NDRE、VARI、NDGI、NGBDI、ExG 耦合 RF 模型反演效果最优,其决定系数为 0.82,均方根误差为 0.84 t/hm²。

(4)利用无人机平台获取覆膜冬小麦多光谱数据,基于植被指数优选建立产量反演模型,具有较好的预测精度,研究结果可为作物产量的遥感反演提供参考,为精准农业管理和决策提供技术支持。

参 考 文 献

[1] 王磊,樊廷录,闫妍,等. 不同覆盖栽培对旱作冬小麦土壤水分、产量和品质的影响[J]. 水土保持学报, 2023, 37(3): 248 – 257.
WANG Lei, FAN Tinglu, YAN Yan, et al. Effect of different mulch cultivation on soil moisture, yield and quality of dryland winter wheat[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2023, 37(3):248 – 257. (in Chinese)

[2] LONGFEI Z, RAN M, XING Y, et al. Improved yield prediction of ratoon rice using unmanned aerial vehicle-based multi-temporal feature method[J]. Rice Science, 2023, 30(3):247 – 256.

[3] GEIPEL J, LINK J, CLAUPEIN W. Combined spectral and spatial modeling of corn yield based on aerial images and crop surface models acquired with an unmanned aircraft system[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11):10335.

[4] DU M, NOGUCHI N. Multi-temporal monitoring of wheat growth through correlation analysis of satellite images, unmanned aerial vehicle images with ground variable[J]. IFAC-Papers On Line, 2016, 49(16):5 – 9.

[5] 朱婉雪,李仕冀,张旭博,等. 基于无人机遥感植被指数优选的田块尺度冬小麦估产[J]. 农业工程学报, 2018, 34(11):78 – 86.
ZHU Wanxue, LI Shiji, ZHANG Xubo, et al. Estimation of winter wheat yield using optimal vegetation indices from unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(11):78 – 86. (in Chinese)

[6] 申洋洋,陈志超,胡昊,等. 基于无人机多时相遥感影像的冬小麦产量估算[J]. 麦类作物学报, 2021, 41(10):1298 – 1306.
SHEN Yangyang, CHEN Zhichao, HU Hao, et al. Estimation of winter wheat yield based on UAV multi-temporal remote sensing image[J]. Journal of Triticeae Crops, 2021, 41(10):1298 – 1306. (in Chinese)

[7] 马雪琴,吴淑芳,郭妮妮. 农田覆膜对冬小麦土壤水热的影响[J]. 水土保持研究, 2018, 25(6):343 – 347.
MA Xueqin, WU Shufang, GUO Nini. Effects of film mulch on soil water content and temperature in winter wheat field[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2018, 25(6):343 – 347. (in Chinese)

[8] CHEN Y, LIU T, TIAN X, et al. Effects of plastic film combined with straw mulch on grain yield and water use efficiency of

- winter wheat in Loess Plateau[J]. Field Crops Research, 2015, 172:53–58.
- [9] YAN S, WU Y, FAN J, et al. Optimization of drip irrigation and fertilization regimes to enhance winter wheat grain yield by improving post-anthesis dry matter accumulation and translocation in northwest China[J]. Agricultural Water Management, 2022, 271:107782.
- [10] 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)
- [11] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦产量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7):147–155.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Winter wheat yield estimation based on UAV hyperspectral remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7):147–155. (in Chinese)
- [12] MAIMAITIJANG M, SAGAN V, SIDIKE P, et al. Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 237:111599.
- [13] 王李娟, 孔钰如, 杨小冬, 等. 基于特征优选随机森林算法的农耕地土地利用分类[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4):244–250.
WANG Lijuan, KONG Yuru, YANG Xiaodong, et al. Classification of land use in farming areas based on feature optimization random forest algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(4):244–250. (in Chinese)
- [14] SONG G, WANG Q. Coupling effective variable selection with machine learning techniques for better estimating leaf photosynthetic capacity in a tree species (*Fagus crenata* Blume) from hyperspectral reflectance[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2023, 338:109528.
- [15] 张智韬, 韩佳, 王新涛, 等. 基于全子集-分位数回归的土壤含盐量反演研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(10):143–152.
ZHANG Zhitao, HAN Jia, WANG Xintao, et al. Soil salinity inversion based on best subsets–quantile regression model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10):143–152. (in Chinese)
- [16] 严海军, 卓越, 李茂娜, 等. 基于机器学习和无人机多光谱遥感的苜蓿产量预测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(11):64–71.
YAN Haijun, ZHUO Yue, LI Maona, et al. Alfalfa yield prediction using machine learning and UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(11):64–71. (in Chinese)
- [17] HABOUDANE D. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(3):337–352.
- [18] XUE J, SU B. Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications[J]. Journal of Sensors, 2017, 2017:1–17.
- [19] GITELSON A A, MERZLYAK M N. Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(12):2691–2697.
- [20] 杨俊, 丁峰, 陈晨, 等. 小麦生物量及产量与无人机图像特征参数的相关性[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23):104–110.
YANG Jun, DING Feng, CHEN Chen, et al. Correlation of wheat biomass and yield with UAV image characteristic parameters[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23):104–110. (in Chinese)
- [21] 丁凡, 陈震, 李长春, 等. 不同施氮处理下无人机光谱感知冬小麦产量[J]. 灌溉排水学报, 2023, 42(1):24–30.
DING Fan, CHEN Zhen, LI Changchun, et al. Using unmanned aerial vehicle to evaluate the effect of nitrogen fertilization on winter wheat yield[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2023, 42(1):24–30. (in Chinese)
- [22] 许振宇, 李盈昌, 李明阳, 等. 基于 Sentinel-1A 和 Landsat 8 数据的区域森林生物量反演[J]. 中南林业科技大学学报, 2020, 40(11):147–155.
XU Zhenyu, LI Yingchang, LI Mingyang, et al. Forest biomass retrieval based on Sentinel-1A and Landsat 8 image[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2020, 40(11):147–155. (in Chinese)
- [23] BURNHAM K P, ANDERSON D R. Multimodel inference: understanding AIC and BIC in model selection[J]. Sociological Methods & Research, 2016, 33(2):261–304.
- [24] 谭昌伟, 罗明, 杨昕, 等. 运用 PLS 算法由 HJ-1A/1B 感影像估测区域小麦实际单产[J]. 农业工程学报, 2015, 31(15):161–166.
TAN Changwei, LUO Ming, YANG Xin, et al. Remote sensing estimation of wheat practical yield on regional scale using partial least squares regression algorithm based on HJ-1A/1B images[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(15):161–166. (in Chinese)
- [25] ZENG W, XU C, GANG Z, et al. Estimation of sunflower seed yield using partial least squares regression and artificial neural network models[J]. Pedosphere, 2018, 28(5):764–774.
- [26] SAKAMOTO T. Incorporating environmental variables into a MODIS-based crop yield estimation method for United States corn and soybeans through the use of a random forest regression algorithm[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 160:208–228.
- [27] 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.

Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107418.

[29] GAO F, SA J, WANG Z, et al. Cassava disease detection method based on EfficientNet[C] // 2021 7th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI). IEEE, 2021: 1 – 6.

[30] 杨佳昊,左昊轩,黄祺成,等. 基于 YOLO v5s 的作物叶片病害检测模型轻量化方法[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊 1):222 – 229.

YANG Jiahao, ZUO Haoxuan, HUANG Qicheng, et al. Lightweight method for crop leaf disease detection model based on YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(Supp. 1):222 – 229. (in Chinese)

[31] REN S, HE K, GIFSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137 – 1149.

[32] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980 – 2988.

[33] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C] // Computer Vision-ECCV, 2016: 21 – 37.

[34] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.

[35] GE Z, LIU S, WANG F, et al. Yolox: exceeding YOLO series in 2021[J]. arXiv preprint arXiv:2107.08430, 2021.

[36] HU G, WANG H, ZHANG Y, et al. Detection and severity analysis of tea leaf blight based on deep learning[J]. Computers & Electrical Engineering, 2021, 90: 107023.

[37] ZHAO W, LIU S, LI X, et al. Fast and accurate wheat grain quality detection based on improved YOLO v5[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107426.

~~~~~

( 上接第 154 页 )

[28] DONG T, LIU J, SHANG J, et al. Assessment of red-edge vegetation indices for crop leaf area index estimation[ J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 222:133 – 143.

[29] HASITUYA, CHEN Z, WANG L, et al. Monitoring plastic-mulched farmland by Landsat – 8 oli imagery using spectral and textural features[ J]. Remote Sensing, 2016, 8( 4):353.

[30] LA C D, TOM M, STAMM C, et al. Pixel-based mapping of open field and protected agriculture using constrained Sentinel – 2 data[ J]. ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2023, 8:100033.

[31] 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 )

[32] 陶惠林,冯海宽,杨贵军,等. 基于无人机数码影像和高光谱数据的冬小麦产量估算对比[ J]. 农业工程学报, 2019, 35( 23):111 – 118.

TAO Huilin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Comparison of winte wheat yields estimated with UAV digital image and hyperspectral data[ J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35( 23):111 – 118. ( in Chinese )

[33] 杨晓菲,张树军,唐敏. 播期和温度对冬小麦抽穗期的影响分析[ J]. 河南科学, 2021, 39( 6):929 – 933.

YANG Xiaofei, ZHANG Shujun, TANG Min. Correlation analysis of sowing date and temperature on heading date of winter wheat[ J]. Hennan Science, 2021, 39( 6):929 – 933. ( in Chinese )

[34] TUVDENDORJ B, WU B, ZENG H, et al. Determination of appropriate remote sensing indices for spring wheat yield estimation in Mongolia[ J]. Remote Sensing, 2019, 11( 21):2568.

[35] 刘新杰,魏云霞,焦全军,等. 基于时序定量遥感的冬小麦长势监测与估产研究[ J]. 遥感技术与应用, 2019, 34( 4):756 – 765.

LIU Xinjie, WEI Yunxia, JIAO Quanjun, et al. Growth monitoring and yield prediction of winter wheat based on time-series quantitative remote sensing data[ J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34( 4):756 – 765. ( in Chinese )

[36] ORLANDO S, MINACAPILLI M, SARNO M, et al. A low-cost multispectral imaging system for the characterisation of soil and small vegetation properties using visible and near-infrared reflectance[ J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202:107359.

[37] 董羊城,蔡炳祥,王福民,等. 基于最佳植被指数组合的水稻鲜生物量估测[ J]. 科技通报, 2019, 35( 6):59 – 65.

DONG Yangcheng, CAI Bingxiang, WANG Fumin, et al. Estimation of fresh biomass of rice based on optimum vegetation index[ J]. Bulletin of Science and Technology, 2019, 35( 6):59 – 65. ( in Chinese )

[38] FU Z, JIANG J, GAO Y, et al. Wheat growth monitoring and yield estimation based on multi-rotor unmanned aerial vehicle[ J]. Remote Sensing, 2020, 12( 3):508.