

基于无人机多光谱遥感的大豆生长参数和产量估算

向友珍^{1,2} 安嘉琪^{1,2} 赵笑³ 金琳^{1,2} 李志军^{1,2} 张富仓^{1,2}

(1. 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;

2. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100; 3. 西北农林科技大学综合素质教育学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为适应现代农业发展对作物生长动态、连续、快速监测的要求,本文基于无人机多光谱遥感技术,以西北地区大豆作为研究对象,分别筛选出与大豆叶面积指数(Leaf area index, LAI)、地上部生物量和产量相关性较好的5个植被指数,采用支持向量机(Support vector machine, SVM)、随机森林(Random forest, RF)和反向神经网络(Back propagation neural network, BPNN)分别构建了大豆LAI、地上部生物量和产量的估计模型,并对模型进行了验证。结果表明,基于RF模型构建的大豆LAI和地上部生物量预测模型的精度显著高于SVM与BP模型,LAI估计模型验证集的 R^2 为0.801, RMSE为 $0.675\text{ m}^2/\text{m}^2$, MRE为18.684%;地上部生物量估算模型验证集的 R^2 为0.745, RMSE为 $1\,548.140\text{ kg}/\text{hm}^2$, MRE为18.770。而在产量的估算模型构建中,在大豆开花期(R4)基于RF模型构建的大豆产量预测模型的精度最高,验证集的 R^2 为0.818, RMSE为 $287.539\text{ kg}/\text{hm}^2$, MRE为7.128。本研究结果可以为无人机多光谱遥感在作物监测方面的应用提供理论依据,为作物产量的快速估算提供应用参考。

关键词: 大豆; 多光谱; 植被指数; 叶面积指数; 地上部生物量; 产量

中图分类号: S252

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)08-0230-10

OSID:



Soybean Growth Parameters and Yield Estimation Based on UAV Multispectral Remote Sensing

XIANG Youzhen^{1,2} AN Jiaqi^{1,2} ZHAO Xiao³ JIN Lin^{1,2} LI Zhijun^{1,2} ZHANG Fucang^{1,2}

(1. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. School of Quality Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to meet the requirements of modern agriculture for dynamic, continuous, and rapid monitoring of crop growth, soybean was used as the research object based on UAV multispectral remote sensing technology in northwest China, and five vegetation indices were selected with the best correlation to soybean leaf area index (LAI), above-ground biomass and yield, and support vector machine (SVM), random forest (RF) and back propagation neural network (BPNN) were used to construct models for estimating soybean LAI, above-ground biomass and yield, respectively. RF and BPNN were used to construct and validate the models for estimating soybean LAI, aboveground biomass and yield, respectively. The results showed that the accuracy of soybean LAI and above-ground biomass prediction models constructed based on the RF model was significantly higher than that of SVM and BP models, with R^2 of 0.801, RMSE of $0.675\text{ m}^2/\text{m}^2$, and MRE of 18.684% for the validation set of LAI estimation model; R^2 of 0.745, RMSE of $1\,548.140\text{ kg}/\text{hm}^2$, and MRE of 18.770. In the estimation model construction of yield, the soybean yield prediction model constructed based on RF model in soybean flowering period (R4) had the highest accuracy with R^2 of 0.818, RMSE of $287.539\text{ kg}/\text{hm}^2$ and MRE of 7.128 in the validation set. The research results can provide a theoretical basis for the application of UAV multispectral remote sensing in crop monitoring and provide a rapid estimation of crop yield application reference.

Key words: soybean; multispectral; vegetation index; leaf area index; above-ground biomass; grain yield

0 引言

大豆是人类和动物饮食中显著的蛋白质和脂肪酸来源^[1],对于众多亚洲国家,大豆对其饮食文化的影响有着十分重要的作用^[2]。因此,确保大豆的高质量和高效率生产具有重要意义。

叶面积指数(Leaf area index, LAI)和地上部生物量是作物冠层结构的重要参数,不仅可为作物生长提供动态信息,还决定作物生物物理过程^[3-4],同时作为重要的输入参数,在作物生长模型与决策支持系统中发挥着十分重要的作用^[5]。通过对 LAI 和地上部生物量实测值的分析,能够进行作物生长监测和产量预测,也可以进行田间水肥管理^[6-8]。因此,快速、准确地测定地上部分的 LAI 和地上部生物量具有相当重要的意义。当前获取作物 LAI 和地上部生物量的方法有两种,分别是直接测量法和间接测量法。其中前者的精确度较后者更高,但是直接测量法需要对作物进行破坏性采样,不仅费时费力并且所取样本不一定具有代表性,因此该方法有一定的局限性;与之不同的是,间接测量法是将作物光谱信息与田间实测数据相结合并通过模型对作物生长指标进行估算的方法,且具有快速、高效等特点。无人机多光谱遥感操作简易、灵活性高并且成本较低,这些特点都使其成为近年来进行精准农业研究的一项重要工具以及获取作物冠层参数的重要手段^[9-10]。邵国敏等^[11]通过配备 Red Edge 多光谱相机的六旋翼无人机,对不同灌溉条件下的玉米 LAI 进行了估算,发现在不同的灌溉条件下不同的模型对于估算玉米 LAI 的效果各不相同,其中在充分灌溉条件下,效果最好的是植被指数的多元线性回归模型,而在水分胁迫条件下,表现更好的则是植被指数的随机森林(Random forest, RF)模型。刘涛等^[12]通过得到不同飞行高度的多光谱数据来估计小麦冠层 LAI,得到采用偏最小二乘回归技术反演小麦 LAI 的精度最高。黄林生等^[13]通过使用配备 MicaSense Red EdgeTM3 光谱相机的 DJI M600 Pro 六旋翼高性能无人机,对水稻 LAI 进行了估算,提出结合光谱特征、纹理指数和植物覆盖度等多个指标的估算模型具有最佳精度。

作物产量与人民生活水平和国家粮食安全息息相关^[14],及时准确地预测粮食产量对农业管理、粮食政策制定、农业保险和农业用水效率评估具有重要的意义。目前,主要通过经验模型、半经验模型和物理模型 3 种方法来进行遥感估产^[15-17]。而无人机遥感可获得比卫星和地面遥感更高的时间分辨率、空间分辨率和光谱分辨率影像^[18-20],已成为农

业遥感数据的重要途径^[21]。无人机遥感的应用对于发展智慧农业、精准农业具有重要的影响。目前,对作物产量的估算已有部分研究。余坤勇等^[22]根据光谱数据,利用不同的光谱指数进行玉米产量的预测;STEPANOV 等^[23]在利用无人机遥感数据进行估产的研究中对不同的光谱指数进行讨论,发现归一化差异植被指数可以更好地用于产量估算。王鹏新等^[24]在估算小麦产量时用最小二乘法结合无人机高光谱数据与不同植被指数,发现最优估算指数为 EVI2(无蓝带增强植被指数)。

过往的研究大多只通过单一植被指数或光谱反射率分析反演估算的 LAI、地上部生物量或者产量,通过不同植被指数的组合作为输入变量进行建模的较少。此外,在利用无人机多光谱数据预测西北地区大豆产量的研究较少。因此本文以西北地区大豆为研究对象,通过无人机获取大豆的田间多光谱数据,分析各生育期植被指数、LAI、地上部生物量和产量之间的关系,采用 RF、反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)和支持向量机(Support vector machine, SVM)3 种机器学习方法建立定量模型。并讨论不同机器学习方法对大豆 LAI、地上部生物量和产量估算模型精度的影响以及不同生育期的光谱信息对产量估算模型的精度影响,以期为更加准确、快速地获取大豆的生长指标和产量预测提供理论参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验于 2021 年 6—9 月在西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室节水灌溉试验站(34°20′N,108°24′E,海拔 521 m)进行(图 1)。该地区气候类型为暖温带季风半湿润气候,是典型的半湿润偏(易)旱区。根据当地气象资料显示降水年际间差异较大(1995—2020 年),平均降水量为 561 mm,其中全年的降雨主要发生在 7—9 月,平均占年降水量的一半以上(约 55.5%)。试验区土壤为重壤土,0~100 cm 土层的田间持水率(质量分数,下同)为 23%~25%,凋萎含水率为 8.5%,平均土壤干容密度为 1.58 g/cm³。

1.2 试验设计

本试验设置 4 种覆盖类型:平作秸秆覆盖(SM)、垄覆地膜沟覆秸秆(SFM)、垄覆地膜沟无覆盖(FM)和平作无覆盖方式。设置 5 个施氮量:0 kg/hm²(N0)、30 kg/hm²(N1)、60 kg/hm²(N2)、90 kg/hm²(N3)和 120 kg/hm²(N4),共计 20 个处理。

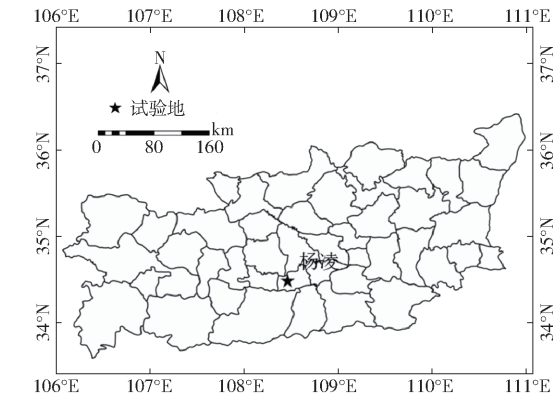


图1 研究区概况

Fig.1 Study area

设置7个种植密度： 1.5×10^5 株/hm²（R0）、 2.0×10^5 株/hm²（R1）、 2.5×10^5 株/hm²（R2）、 3.0×10^5 株/hm²（R3）、 3.5×10^5 株/hm²（R4）、 4.0×10^5 株/hm²（R5）和 4.5×10^5 株/hm²（R6），共计7个处理。

设置各处理小区时采用随机排列原则，并设置2个重复，共54个小区，小区面积为2.4 m×6 m=14.4 m²，试验区周围布设2 m保护带。每个小区磷肥和钾肥保持一致，均为30 kg/hm²。在2021年6月18日按行距50 cm、株距约10 cm人工点播大豆，其他田间生产管理（施药、除草等）均与当地保持一致。于9月30日收获大豆，并回收地膜。大豆全生育期为苗期（2021年6月18—25日）、分枝期（2021年6月26日—7月18日）、开花结荚期（2021年7月19日—8月17日）、鼓粒期（2021年8月18日—9月10日）与成熟期（2021年9月11—30日）。其中分枝期大豆正处于营养生长阶段，是决定整个生育期植株健壮与否、分枝与开花多少的关键时期^[25]；结荚期是大豆生长最旺盛的时期，营养生长与生殖生长并进，是生物量积累的关键时期^[26]；鼓粒期是大豆产量和品质形成的重要生育时期，大豆在鼓粒期进行蛋白质和脂肪的储藏^[27]。而苗期和成熟期大豆各项生长参数变化不大，因此，本研究选择分枝期、结荚期和鼓粒期3个生育期获取无人机影像数据。

1.3 无人机影像数据获取与处理

无人机遥感影像获取时间为2021年7月25日（四节期，V4）、2021年8月20日（结荚期，R4）和2021年9月5日（鼓粒期，R6）。采用大疆精灵4多光谱版一体化无人机（Phantom4-M，P4M）获取大豆冠层多光谱影像数据。该设备集成1个可见光传感器通道和5个多光谱传感器通道（蓝光、绿光、红光、红边和近红外），每次拍摄可获得6幅影像。且每幅影像具有 2.0×10^6 像素，最高飞行速度14 m/s，最

大续航时间27 min，搭配有TimeSync时间同步系统，可获得厘米级定位精度，此外P4M顶部集成光强传感器，可捕捉太阳辐照度数据用于影像的光照补偿，排除环境光对数据的干扰，提高不同时段采集数据的准确度与一致性。试验利用DJI Terra软件进行无人机航线规划，航向和旁向重叠率均为80%，影像分辨率分别为1.6 cm/像素。使用Pix4D mapper软件进行影像拼接，可获得不同飞行高度下的RGB和单波段正射影像。将5个波段的多光谱正射影像导入ENVI软件进行波段合成，使用快速辐射校正工具将像素DN值转换为反射率。

1.4 地面实测数据获取

在无人机多光谱数据影像采集的当天进行大豆LAI和地上部生物量的数据采集。

LAI测定方法：使用美国LI-COR LAI-2200C型植物冠层分析仪测定。在54个试验小区内各随机进行6次大豆LAI数据采集，以其均值作为各试验小区的实测值。

地上部生物量测定方法：在每个小区选取6株能代表该小区长势的大豆进行破坏性取样，在105℃杀青30 min，随后75℃干燥后使用电子天平称量大豆总质量。最终将测量结果换算成单位面积的干物质量。

产量测定方法：在大豆成熟后，选取每个小区的中间4行测量其产量，并进行考种工作（随机选择10株），籽粒产量按含水率13%计^[28]。

1.5 光谱指数构建与选择

根据植被的光谱吸收特性，将遥感影像不同波段反射率之间进行线性或非线性组合形成的无量纲指标参数称为植被光谱指数。该指数是对地表植被状况简单、有效的经验度量，同时能够体现植被在可见光、近红外波段反射与土壤背景之间的差异^[10]。植被的LAI、地上部生物量和产量等指标与差异化植被指数（DVI）、比值植被指数（RVI）、归一化植被指数（NDVI）、增强型植被指数（EVI）和土壤调剂植被指数（SAVI）等经验植被指数密切相关。因此，选取15种植被光谱指数构建模型，表达式如表1所示。

1.6 模型构建与精度检验

基于田间试验共获取162组LAI和地上部生物量样本及54组产量样本和三生育期的光谱数据样本（共162组）。对162组LAI和地上部生物量样本进行从小到大排序，同时也将54组产量样本进行从小到大排序，在这些样本中随机选取2/3的样本作为建模集，剩余1/3的样本作为验证集。表2为建模集和验证集的样本数量及产量的统计特征。

表 1 经验植被指数及计算公式

Tab.1 Empirical vegetation spectral indexes and calculation formulas

植被指数	表达式	文献序号
差值植被指数 (DVI)	$R_{NIR} - R_{RED}$	[29]
比值植被指数 (RVI)	R_{NIR}/R_{RED}	[30]
三角植被指数 (TVI)	$0.5[120(R_{NIR} - R_G)] - 200(R_{RED} - R_G)$	[31]
优化植被指数 (Vlopt)	$1.45(R_{NIR}^2 + 1)/(R_{RED} + 0.45)$	[32]
草地叶绿素含量估测植被指数 (GCI)	$R_{NIR}/R_G - 1$	[33]
红边叶绿素指数 (CIRE)	$R_{NIR}/R_{RE} - 1$	[34]
陆地叶绿素指数 (MTCI)	$(R_{NIR} - R_{RE})/(R_{RE} - R_{RED})$	[32]
归一化红边插值 (NDRE)	$(R_{NIR} - R_{RE})/(R_{NIR} + R_{RE})$	[32]
改良的三角植被指数 (MTVI)	$1.2[1.2(R_{NIR} - R_G) - 2.5(R_{RED} - R_G)]$	[32]
归一化植被指数 (NDVI)	$(R_{NIR} - R_{RED})/(R_{NIR} + R_{RED})$	[35]
增强型植被指数 (EVI)	$2.5(R_{NIR} - R_{RED})/(R_{NIR} + 6.0R_{RED} - 7.5R_B + 1)$	[36]
土壤调整植被指数 (SAVI)	$(1 + 0.5)(R_{NIR} - R_{RED})/(R_{NIR} + R_{RED} + 0.5)$	[37]
优化土壤调节植被指数 (OSAVI)	$(1 + 0.16)(R_{NIR} - R_{RED})/(R_{NIR} + R_{RED} + 0.16)$	[26]
绿色优化土壤调节植被指数 (GOSAVI)	$(1 + 0.16)(R_{NIR} - R_G)/(R_{NIR} + R_G + 0.16)$	[32]
绿度归一化植被指数 (GNDVI)	$(R_{NIR} - R_G)/(R_{NIR} + R_G)$	[38]

注： R_{RED} 、 R_G 、 R_B 、 R_{NIR} 、 R_{RE} 分别表示红波段反射率、绿波段反射率、蓝波段反射率、近红外波段反射率和红边波段反射率。

表 2 大豆 LAI、地上部生物量和产量描述性统计
Tab.2 Descriptive statistics for leaf area index, above-ground biomass and yield of soybean

参数	LAI/($\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$)		地上部生物量/ ($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)		大豆产量/ ($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)	
	建模集	验证集	建模集	验证集	建模集	验证集
最大值	7.1	6.5	9 754.6	13 284.0	4 219.7	4 209.5
最小值	1.2	0.9	1 496.9	2 186.5	2 429.6	2 284.7
平均值	3.6	3.6	4 265.4	6 260.9	3 289.8	3 258.4
标准差	1.5	1.4	1 950.5	2 564.0	477.7	599.3
变异系数/%	42.0	38.7	45.7	41.0	14.5	18.4

基于计算得到的 15 种光谱指数,分析全生育期光谱指数与 LAI、地上部生物量的相关性,筛选出相关系数(R)最高的 5 个植被指数,作为模型的输入变量。采用 SVM、RF、BPNN 进行建模,对大豆的 LAI 和地上部生物量进行回归预测。同理,将各生育期的光谱指数与产量数据进行相关性分析,在各生育期筛选出与产量相关系数(R)最高的 5 个植被指数,作为模型的输入变量。采用 SVM、RF、BPNN 进行建模,对大豆的产量进行回归预测。

1.7 模型方法和评价指标

支持向量机模型的核函数类型设置为“poly”,根据最小交叉验证误差原则分别确定参数惩罚系数 C 和 γ 为 20 和 0.02;在 RF 模型的构建中,经过参数优化和多次训练后,LAI 模型和地上生物量模型中的决策树数均设置为 600。反向神经网络模型隐

蔽层传递函数设置为“TANSIG”,基于数值优化理论的 Levenbeger – Marquardt (Train – LM) 算法被用作网络训练函数,经过多次训练,确定中间层的神经元数量为 15 个^[39]。

采用均方根误差 (RMSE)、决定系数 (R^2) 与平均相对误差 (MRE) 对模型拟合结果进行评价^[37],模型的预测精度与决定系数 (R^2) 成正相关;RMSE 与 MRE 越小,说明模型的性能更稳定,预测结果也更为集中。

2 结果与分析

2.1 植被指数与 LAI 和地上部生物量相关性分析

利用数据集中实测的 LAI 值分别与 15 个植被指数进行相关性分析,计算结果如表 3 所示。其中,RVI 的相关系数最高,为 0.706;由大到小排序分别筛选出 5 个植被指数作为 LAI 估算模型的输入,分别为 RVI、NDVI、GNDVI、NDRE 和 CIRE。地上部生物量分别与 15 个植被指数的相关性分析结果如表 3 所示,OSAVI 与地上部生物量的相关系数最高,为 0.676,同理,选择 OSAVI、SAVI、GOSAVI、EVI 和 MTCI 作为地上部生物量估算模型的输入。

2.2 不同生育期植被指数与产量相关性分析

各生育期 15 组植被指数与产量的相关性分析结果如表 4 所示,其中 Vlopt 在 V4 期与产量相关性最佳,相关系数高达 0.813;而在 R4 和 R6 生育期与

表 3 植被指数与 LAI 和地上部生物量相关系数计算结果

Tab.3 Calculation of correlation coefficients between vegetation index and leaf area index and above-ground biomass

植被指数	DVI	RVI	TVI	Vlopt	GCI	CIRE	MTCI	NDRE	MTVI	NDVI	EVI	GOSAVI	SAVI	OSAVI	GNDVI
LAI	0.589	0.706	0.610	0.620	0.644	0.638	0.593	0.649	0.600	0.675	0.505	0.447	0.480	0.479	0.666
地上部生物量	0.630	0.585	0.622	0.610	0.631	0.636	0.639	0.637	0.626	0.529	0.671	0.673	0.676	0.676	0.619

表 4 植被指数与产量相关系数

Tab. 4 Correlation coefficient between vegetation index and yield

生育时期	DVI	RVI	TVI	Vlopt	GCI	CIRE	MTCI	NDRE	MTVI	NDVI	EVI	GOSAVI	SAVI	OSAVI	GNDVI
V4	0.762	0.792	0.764	0.813	0.770	0.653	0.512	0.720	0.764	0.752	0.582	0.561	0.677	0.677	0.755
R4	0.706	0.802	0.685	0.778	0.840	0.849	0.836	0.848	0.696	0.769	0.230	0.348	0.305	0.301	0.826
R6	0.766	0.797	0.741	0.807	0.826	0.827	0.811	0.827	0.754	0.722	0.758	0.811	0.725	0.723	0.811

产量相关性最佳的植被指数为 CIRE,相关系数分别为 0.849 和 0.827。与 LAI 和地上部生物量筛选植被指数的方法同理,在 V4 选取植被指数 Vlopt、RVI、GCI、TVI 和 MTVI 作为该生育期的产量估算模型的输入;选取植被指数 CIRE、NDRE、GCI、MTCI 和 GNDVI 作为 R4 的产量估算模型的输入;选取植被指数 NDRE、CIRE、GCI、MTCI 和 GNDVI 作为 R6 的产量估算模型的输入。

2.3 大豆 LAI 和地上部生物量估算模型构建

以 2.1 节筛选出的植被指数组合作为自变量,以大豆 LAI 作为响应变量,分别采用 SVM、RF、BPNN 构建大豆全生育期 LAI 估算模型,从 R^2 、

RMSE、MRE 3 方面综合评定模型精度,不同建模方法对于大豆叶面积的预测结果如图 2 所示。结果表明:基于 SVM 构建的大豆 LAI 估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.506 和 0.593, RMSE 分别为 $1.054\text{ m}^2/\text{m}^2$ 和 $1.006\text{ m}^2/\text{m}^2$, MRE 分别为 26.454% 和 23.563%; 基于 RF 构建的大豆 LAI 估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.783 和 0.801, RMSE 分别为 $0.713\text{ m}^2/\text{m}^2$ 和 $0.675\text{ m}^2/\text{m}^2$, MRE 分别为 17.693% 和 18.684%; 基于 BPNN 构建的大豆 LAI 估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.588 和 0.708, RMSE 分别为 $0.961\text{ m}^2/\text{m}^2$ 和 $0.756\text{ m}^2/\text{m}^2$, MRE 分别为 23.564% 和 19.741%。

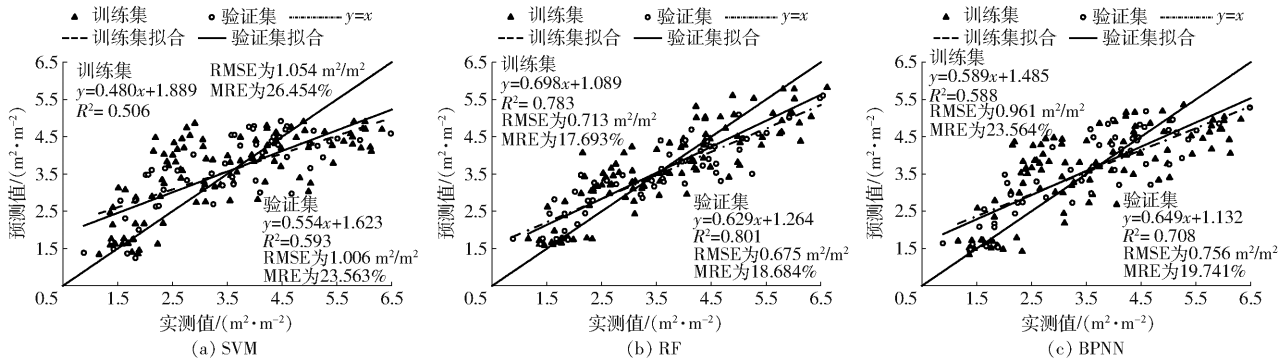


图 2 基于 SVM、RF 和 BPNN 的大豆 LAI 估算模型

Fig. 2 Estimation model of soybean LAI based on reverse SVM, RF and BPNN

同理,不同建模方法对于大豆地上部生物量的预测结果如图 3 所示。结果表明:基于 SVM 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.481 和 0.451, RMSE 分别为 $2\,296.584\text{ kg}/\text{hm}^2$ 和 $2\,213.534\text{ kg}/\text{hm}^2$, MRE 分别为 28.880% 和 26.649%; 基于 RF 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.765 和 0.744,

RMSE 分别为 $1\,550.173\text{ kg}/\text{hm}^2$ 和 $1\,548.140\text{ kg}/\text{hm}^2$, MRE 分别为 21.673% 和 18.769%; 基于 BPNN 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.557 和 0.536, RMSE 分别为 $2\,096.711\text{ kg}/\text{hm}^2$ 和 $1\,973.511\text{ kg}/\text{hm}^2$, MRE 分别为 27.127% 和 25.642%。

2.4 大豆产量估算模型构建

以 2.2 节筛选出的各生育期植被指数组合作为

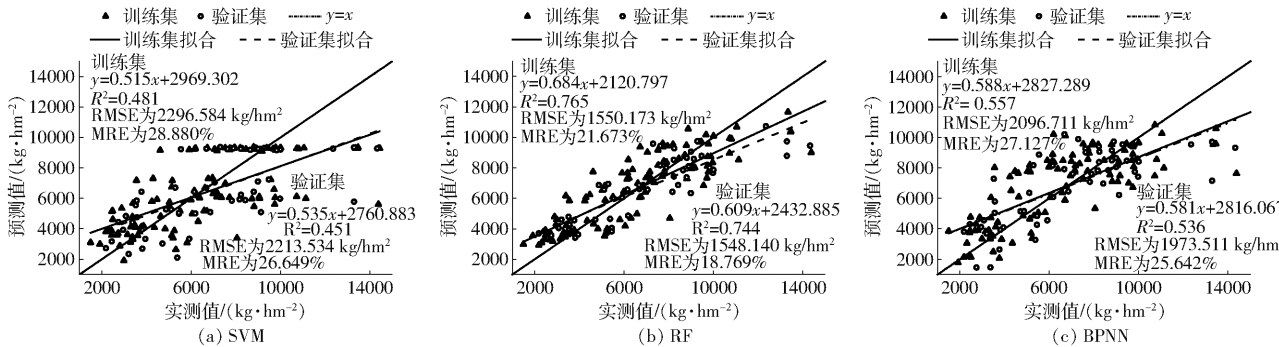


图 3 基于 SVM、RF 和 BPNN 的大豆地上部生物量估算模型

Fig. 3 Estimation models of soybean above-ground biomass based on reverse SVM, RF and BPNN

输入变量，以大豆产量作为响应变量，分别采用 SVM、RF、BPNN 构建大豆各生育期产量估算模型，从 R^2 、RMSE、MRE 3 方面综合评定模型精度，不同建模方法对于大豆产量的预测结果如图 4 所示。

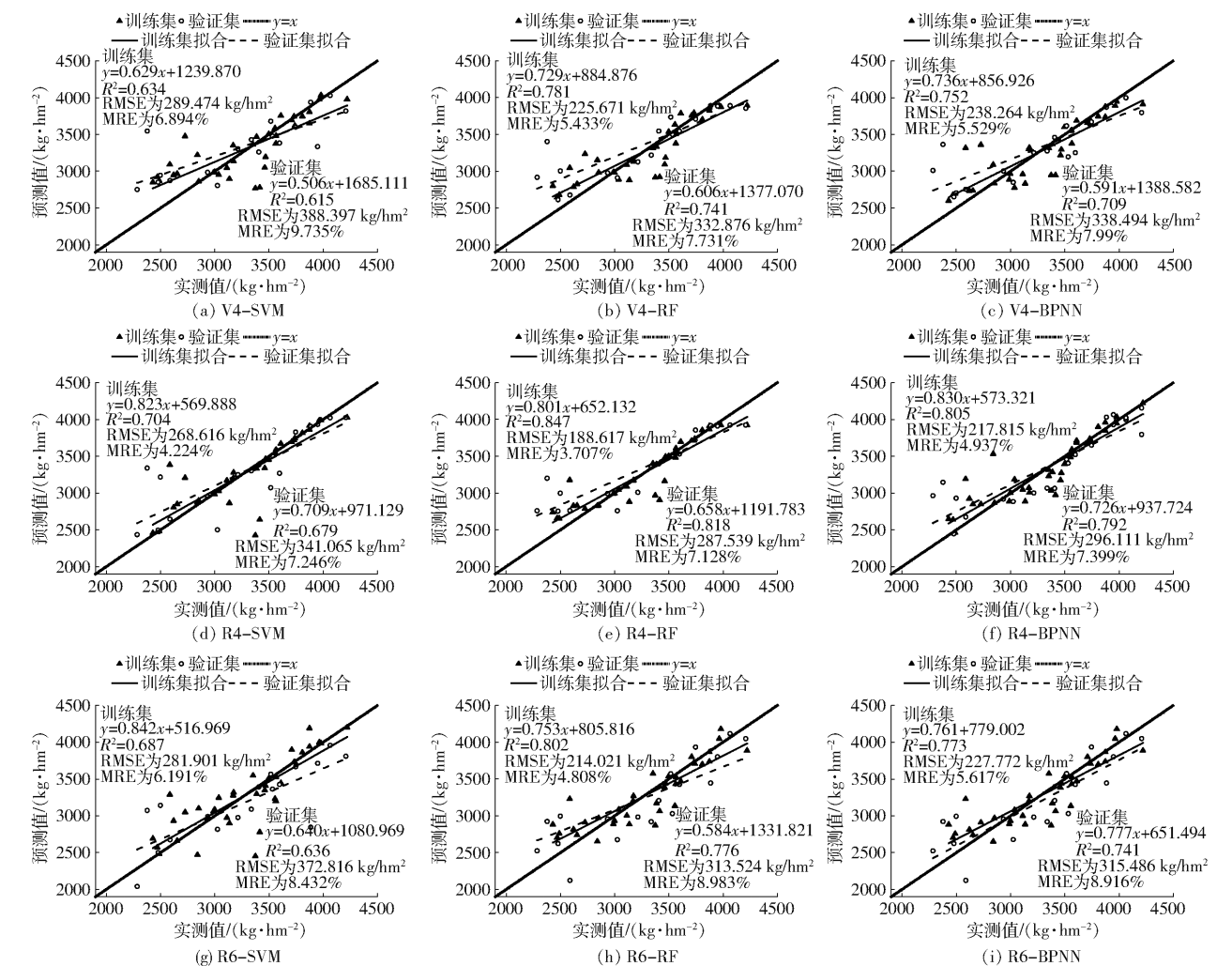


图 4 基于 SVM、RF 和 BPNN 的大豆产量估算模型

Fig. 4 Estimation models of soybean grain yield based on reverse SVM, RF and BPNN

结果表明：在 V4 生育期，基于 SVM 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.634 和 0.615，RMSE 分别为 289.474、388.397 kg/hm²，MRE 分别为 6.894% 和 9.735%；基于 RF 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集 R^2 分别为 0.781 和 0.741，RMSE 分别为 225.671、332.876 kg/hm²，MRE 分别为 5.433% 和 7.731%；基于 BPNN 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.752 和 0.709，RMSE 分别为 238.264 kg/hm² 和 338.495 kg/hm²，MRE 分别为 5.529% 和 7.990%。

在 R4 生育期，基于 SVM 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.704 和 0.679，RMSE 分别为 268.616、341.065 kg/hm²，MRE 分别为 4.224% 和 7.246%；基于 RF 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.847 和 0.818，RMSE 分别为 188.617、

287.539 kg/hm²，MRE 分别为 3.707% 和 7.128%；基于 BPNN 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.805 和 0.792，RMSE 分别为 271.815、296.111 kg/hm²，MRE 分别为 4.937% 和 7.399%。

在 R6 生育期，基于 SVM 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.687 和 0.636，RMSE 分别为 281.901、372.816 kg/hm²，MRE 分别为 6.191% 和 8.432%；基于 RF 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集 R^2 分别为 0.802 和 0.776，RMSE 分别为 214.021、313.524 kg/hm²，MRE 分别为 4.808% 和 8.983%；基于 BPNN 构建的大豆地上部生物量估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.773 和 0.741，RMSE 分别为 227.772、315.486 kg/hm²，MRE 分别为 5.617% 和 8.916%。

3 讨论

目前无人机多光谱遥感技术已经较为成熟，且

在作物生理生态及生化参数反演方面的应用也越来越广泛。当前使用无人机多光谱遥感技术对作物的生长生理指标的估算研究主要是通过计算植被指数并以此构建统计模型或机器学习模型,不同研究地域、植被种类和估算方法得到的研究结果基本相同^[40-43],但精度存在一定的差异。

本文通过对植被指数与目标参数的相关性分析,发现植被指数 GCI 与 LAI、地上部生物量和产量的相关性均较好,这可能是因为 GCI 对植物中叶绿素含量变化的响应比较敏感^[12]。叶绿素含量可以反映植被的生理状态,叶片的生长及生物量的积累需要叶绿素的驱动进而进行光合作用^[44],这直接导致叶绿素与 LAI、地上部生物量和产量的相关性均较高,所以通过 GCI 的变化能很好地实时监测大豆的长势。本研究还发现,随着生育期的推进,大部分植被指数与产量的相关性呈先增大后减小的趋势,同时,在输入变量和机器学习模型相同的情况下,R4 的产量预测模型精度更高,这可能是因为 R4 生长时期是作物生长最旺盛的时期,其 LAI、叶绿素含量和光合速率都达到峰值,而在 V4,由于大豆还处于营养生长阶段,作物体内叶绿素含量水平较低,光谱镜头对该信息的捕捉效果受限;同理,在 R6 随着叶片衰老和脱落同样导致作物体内叶绿素含量变低,这与陶惠林等^[45]的研究结果相似。

不同的建模方法显著影响监测模型的预测精度^[46]。本文通过筛选 15 种植被指数,同时使用 3 种机器学习方法构建大豆 LAI、地上部生物量和产量估测模型。经对比分析发现,基于 RF 模型的估测精度均高于 SVM 模型和 BPNN 模型,说明 RF 在估算大豆 LAI、地上部生物量和产量方面更有优势,这与陈晓凯等^[47]的研究结果相类似,主要原因是 RF 模型对自变量共线性问题敏感度较差,具有强抗

干扰性和抗过拟合能力,对噪声异常值容忍性高,且无需检验变量的正态性和独立性,可以有效地提高模型的精度^[48];而 SVM 模型的核心问题是确定核函数与惩罚因子,由于其抗干扰性较差,核函数与惩罚因子等参数选择受限,导致预测效果受限^[49];BPNN 模型的估计精度较 RF 模型低,可能是因为本研究中样本数较少导致泛化能力低造成的^[50]。因此,RF 模型可以作为大豆 LAI、地上生物量和产量建模的首选方法。

此外,本研究结果还发现在进行大豆 LAI 与地上部生物量估算时,在运用同一种建模方法时,前者的估算模型精度均高于后者,这一结果与文献^[51-52]的研究结果一致。造成这一现象的原因可能是 LAI 与生物量相比更为直观,是作物重要的形态参数。目前,基于经验植被指数建立作物生长估算模型和产量估算研究中仍有一些问题有待解决,如不同区域、相同区域不同作物、甚至相同区域相同作物但不同时期的不同植被指数的相关系数变化及模型反演精度可能有所不同。除此之外,本研究后期也可以尝试使用波段更多的高光谱仪进行光谱信息的采集,以避免多光谱受部分光谱信息缺失的不利影响。

4 结 论

- (1)光谱指数 GCI 与大豆 LAI、地上部生物量和产量的相关性均较好,通过 GCI 的变化能实时监测大豆的长势。
- (2)基于 RF 模型构建的大豆 LAI 和地上部生物量预测模型的精度显著高于 SVM 与 BPNN 模型。
- (3)在 R4 生育期,基于 RF 模型构建的大豆产量预测模型的精度最高,故在 R4 生育期使用 RF 模型能最准确地估算产量。

参 考 文 献

[1] LUKINA E,STONE M,RAUN W. Estimating vegetation coverage in wheat using digital images[J]. Journal of Plant Nutrition, 1999,22(2):341-350.

[2] ZHOU P, LABUIA T P. Effect of water content on glass transition and protein aggregation of whey protein powders during short-term storage[J]. Food Biophysics,2007,2(2):108-116.

[3] 邵田田. 玉米叶绿素和 LAI 的高光谱遥感模型研究[D]. 长春:中国科学院研究生院(东北地理与农业生态研究所),2012.

SHAO Tiantian. Study on chlorophyll and LAI of corn based on hyperspectral remote sensing model[D]. Changchun: Graduate School of Chinese Academy of Sciences (Northeast Institute of Geography and Agroecology),2012. (in Chinese)

[4] 李凤秀,张柏,宋开山,等. 玉米叶面积指数与高光谱植被指数关系研究[J]. 遥感技术与应用,2007,26(5):586-592.

LI Fengxiu, ZHANG Bai, SONG Kaishan, et al. Research and analysis of the correlation between hyperspectral vegetation index and leaf area index[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2007,26(5):586-592. (in Chinese)

[5] 刘晓臣,范闻捷,田庆久,等. 不同叶面积指数反演方法比较研究[J]. 北京大学学报(自然科学版),2008,44(5):827-834.

LIU Xiaochen, FAN Wenjie, TIAN Qingjiu, et al. Comparative analysis among different methods of leaf area index inversion [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2008,44(5):827-834. (in Chinese)

- [6] 李岚涛,李静,明金,等.冬油菜叶面积指数高光谱监测最佳波宽与有效波段研究[J].农业机械学报,2018,49(2):156–165.
LI Lantao,LI Jing,MING Jin,et al. Selection optimization of hyperspectral bandwidth and effective wavelength for predicting leaf area index in winter oilseed rape[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(2):156–165. (in Chinese)
- [7] 谢巧云,黄文江,梁栋,等.最小二乘支持向量机方法对冬小麦叶面积指数反演的普适性研究[J].光谱学与光谱分析,2014,34(2):489–493.
XIE Qiaoyun,HUANG Wenjiang,LIANG Dong,et al. Research on universality of least squares support vector machine method for estimation leaf area index of winter wheat[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014,34(2):489–493. (in Chinese)
- [8] ZHANG J J,CHENG T,GUO W,et al. Leaf area index estimation model for UAV image hyperspectral data based on wavelength variable selection and machine learning methods[J]. Plant Methods, 2021,17(1):49.
- [9] 吴项乾,曹林,申鑫,等.基于无人机激光雷达的银杏人工林有效叶面积指数估测[J].林业科学,2020,56(1):74–86.
WU Xiangqian,CAO Lin,SHEN Xin,et al. Estimation of effective leaf area index using UAV-based LiDAR in *Ginkgo llantations* [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2020,56(1):74–86. (in Chinese)
- [10] 孙刚,黄文江,陈鹏飞,等.轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J].农业机械学报,2018,49(3):1–17.
SUN Gang,HUANG Wenjiang,CHEN Pengfei,et al. Advances in UAV-based multispectral remote sensing applications[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(3):1–17. (in Chinese)
- [11] 邵国敏,王亚杰,韩文霆.基于无人机多光谱遥感的夏玉米叶面积指数估算方法[J].智慧农业(中英文),2020,2(3):118–128.
SHAO Guomin,WANG Yajie,HAN Wenting. Estimation method of leaf area index for summer maize using UAV-based multispectral remote sensing[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(3):118–128. (in Chinese)
- [12] 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)
- [13] 黄林生,江静,黄文江,等.Sentinel-2影像和BP神经网络结合的小麦条锈病监测方法[J].农业工程学报,2019,35(17):178–185.
HUANG Linsheng,JIANG Jing,HUANG Wenjiang,et al. Wheat yellow rust monitoring method based on Sentinel-2 image and BPNN model[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(17):178–185. (in Chinese)
- [14] 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)
- [15] 赵春江.农业遥感研究与应用进展[J].农业机械学报,2014,45(12):277–293.
ZHAO Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(12):277–293. (in Chinese)
- [16] 关海鸰,许少华,谭峰.基于遗传模糊神经网络的植物病斑区域图像分割模型[J].农业机械学报,2010,41(11):163–167.
GUAN Haiou,XU Shaohua,TAN Feng. Image segmentation model of plant lesion based on genetic algorithm and fuzzy neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(11):163–167. (in Chinese)
- [17] 王立舒.基于Dempster-Shafer理论的大豆病害信息诊断模型[J].农机化研究,2010,32(8):50–52,78.
- [18] 关海鸰,黄燕.大豆病斑智能识别无损预处理及其特征提取方法的研究[J].河北农业大学学报,2010,33(5):123–127.
GUAN Haiou,HUANG Yan. Study on the method of non-loss pre-processing and feature extraction for intelligent recognition of soybean diseased spots[J]. Journal of Agricultural University of Hebei,2010,33(5):123–127. (in Chinese)
- [19] 张东彦.基于高光谱成像技术的作物叶绿素信息诊断机理及方法研究[D].杭州:浙江大学,2012.
ZHANG Dongyan. Diagnosis mechanism and methods of crop chlorophyll information based on hyperspectral imaging technology [D]. Hangzhou:Zhejiang University,2012. (in Chinese)
- [20] 李红,张凯,陈超,等.基于高光谱成像技术的生菜冠层含水率检测[J].农业机械学报,2021,52(2):211–217,274.
LI Hong,ZHANG Kai,CHEN Chao,et al. Detection of moisture content in lettuce canopy based on hyperspectral imaging technique[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(2):211–217,274. (in Chinese)
- [21] 唐华俊.农业遥感研究进展与展望[J].农学学报,2018,8(1):167–171.
TANG Huajun. Progress and prospect of agricultural remote sensing research[J]. Journal of Agriculture,2018,8(1):167–171. (in Chinese)
- [22] 余坤勇,姚雄,邱祈荣,等.基于随机森林模型的山体滑坡空间预测研究[J].农业机械学报,2016,47(10):338–345.
YU Kunyong,YAO Xiong,QIU Qirong,et al. Landslide spatial prediction based on random forest model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(10):338–345. (in Chinese)
- [23] STEPANOV A,DUBROVIN K,SOROKIN A. Function fitting for modeling seasonal normalized difference vegetation index time series and early forecasting of soybean yield[J]. The Crop Journal,2022,10(5):1452–1459.

- [24] 王鹏新, 荷兰, 李俐, 等. 基于时间序列叶面积指数傅里叶变换的作物种植区域提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(21): 207–215.
WANG Pengxin, XUN Lan, LI Li, et al. Extraction of planting areas of main crops based on Fourier transformed characteristics of time series leaf area index products[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(21): 207–215. (in Chinese)
- [25] 路凡. 夏大豆分枝期田间管理技术[J]. 河南农业, 2011(13): 31.
LU Fan. Field management techniques for summer soybean branching period[J]. Henan Agriculture, 2011(13): 31. (in Chinese)
- [26] 王军, 姜芸. 基于无人机多光谱遥感的大豆叶面积指数反演[J]. 中国农学通报, 2021, 37(19): 134–142.
WANG Jun, JIANG Yun. Inversion of soybean leaf area index based on UAV multispectral remote sensing[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2021, 37(19): 134–142. (in Chinese)
- [27] 李方舟, 张海生, 杨婷婷, 等. 大豆鼓粒期叶片荧光参数与叶绿素含量的关系[J]. 核农学报, 2022, 36(12): 2519–2527.
LI Fangzhou, ZHANG Haisheng, YANG Tingting, et al. Relationship between fluorescence parameters and chlorophyll content in soybean leaves at pod filling stage[J]. Journal of Nuclear Agricultural Sciences, 2022, 36(12): 2519–2527. (in Chinese)
- [28] 王振华, 朱延凯, 张金珠, 等. 水氮调控对轻度盐化土滴灌棉花生理特性与产量的影响[J]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 296–308.
WANG Zhenhua, ZHU Yankai, ZHANG Jinzhu, et al. Effects of water and nitrogen fertilization on physiological characteristics and yield of cotton under drip irrigation in mildly salinized soil[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 296–308. (in Chinese)
- [29] 林卉, 梁亮, 张连蓬, 等. 基于支持向量机回归算法的小麦叶面积指数高光谱遥感反演[J]. 农业工程学报, 2013, 29(11): 139–146.
LIN Hui, LIANG Liang, ZHANG Lianpeng, et al. Wheat leaf area index inversion with hyperspectral remote sensing based on support vector regression algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(11): 139–146. (in Chinese)
- [30] 张兵. 高光谱图像处理与信息提取前沿[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1062–1090.
ZHANG Bing. Advancement of hyperspectral image processing and information extraction[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 1062–1090. (in Chinese)
- [31] 李斌, 高攀, 冯盼, 等. 基于可见近红外光谱的茄子叶绿素荧光参数 F_v/F_m 预测方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(9): 2834–2839.
LI Bin, GAO Pan, FENG Pan, et al. Prediction of eggplant leaf F_v/F_m based on vis NIR spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(9): 2834–2839. (in Chinese)
- [32] 马文玉. 基于 UAV 遥感的冬小麦氮素营养诊断[D]. 焦作: 河南理工大学, 2017.
MA Yuwen. Winter wheat nitrogen nutrition diagnosis based on the UAV remote sensing[D]. Jiaozuo: Henan Polytechnic University, 2017. (in Chinese)
- [33] 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)
- [34] 李晓, 冯伟, 曾晓春. 叶绿素荧光分析技术及应用进展[J]. 西北植物学报, 2006, 26(10): 2186–2196.
LI Xiao, FENG Wei, ZENG Xiaochun. Advances in chlorophyll fluorescence analysis and its uses[J]. Acta Botanica Boreali Occidentalia Sinica, 2006, 26(10): 2186–2196. (in Chinese)
- [35] 郑有飞, Olfert O, Brandt S, 等. 高光谱遥感在农作物长势监测中的应用[J]. 气象与环境科学, 2007(1): 10–16.
ZHENG Youfei, OLFERT O, BRANDT S, et al. Monitoring growth vigour of crop using hyperspectral remote sensing data[J]. Meteorological and Environmental Sciences, 2007(1): 10–16. (in Chinese)
- [36] 林玉英, 胡喜生, 邱荣祖, 等. 基于 Landsat 影像的 NDVI 对植被与影响因子交互耦合的响应[J]. 农业机械学报, 2018, 49(10): 212–219.
LIN Yuying, HU Xisheng, QIU Rongzu, et al. Responses of Landsat-based NDVI to interaction of vegetation and influencing factors[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 212–219. (in Chinese)
- [37] 高林, 杨贵军, 王宝山, 等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. 中国生态农业学报, 2015, 23(7): 868–876.
GAO Lin, YANG Guijun, WANG Baoshan, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(7): 868–876. (in Chinese)
- [38] 肖武, 陈佳乐, 笄宏志, 等. 基于无人机影像的采煤沉陷区玉米生物量反演与分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 169–180.
XIAO Wu, CHEN Jiale, DA Hongzhi, et al. Inversion and analysis of maize biomass in coal mining subsidence area based on UAV images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 169–180. (in Chinese)
- [39] 吴超阳, 牛 Zheng, 王 Jindi, 等. Predicting leaf area index in wheat using angular vegetation indices derived from in situ canopy measurements[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2010, 36(4): 301–312.
- [40] FANG Shenghui, TANG Wenchao, PENG Yi, et al. Remote estimation of vegetation fraction and flower fraction in oilseed rape with unmanned aerial vehicle data[J]. Remote Sensing, 2016, 8(5): 416.
- [41] 刘昌华, 王哲, 陈志超, 等. 基于无人机遥感影像的冬小麦氮素监测[J]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 207–214.

- LIU Changhua, WANG Zhe, CHEN Zhichao, et al. Nitrogen monitoring of winter wheat based on unmanned aerial vehicle remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 207 – 214. (in Chinese)
- [42] 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)
- [43] 田军仓, 杨振峰, 冯克鹏, 等. 基于无人机多光谱影像的番茄冠层 SPAD 预测研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 178 – 188.
- TIAN Juncang, YANG Zhenfeng, FENG Kepeng, et al. Prediction of tomato canopy SPAD based on UAV multispectral image [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 178 – 188. (in Chinese)
- [44] 郭金金, 张富仓, 王海东, 等. 不同施氮量下缓释氮肥与尿素掺混对玉米生长与氮素吸收利用的影响[J]. 中国农业科学, 2017, 50(20): 3930 – 3943.
- GUO Jinjin, ZHANG Fucang, WANG Haidong, et al. Effects of slow-release nitrogen fertilizer and urea blending on maize growth and nitrogen uptake under different nitrogen application rates[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2017, 50(20): 3930 – 3943. (in Chinese)
- [45] 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): 146 – 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): 146 – 155. (in Chinese)
- [46] 夏天, 吴文斌, 周清波, 等. 冬小麦叶面积指数高光谱遥感反演方法对比[J]. 农业工程学报, 2013, 29(3): 139 – 147.
- XIA Tian, WU Wenbin, ZHOU Qingbo, et al. Comparison of two inversion methods for winter wheat leaf area index based on hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(3): 139 – 147. (in Chinese)
- [47] 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 Yuna, 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)
- [48] 张淑杰, 张玉书, 纪瑞鹏, 等. 水分胁迫对玉米生长发育及产量形成的影响研究[J]. 中国农学通报, 2011, 27(12): 68 – 72.
- ZHANG Shujie, ZHANG Yushu, JI Ruipeng, et al. Influences of water stress on growth and development of maize and yield[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2011, 27(12): 68 – 72. (in Chinese)
- [49] 张建华, 冀荣华, 袁雪, 等. 基于径向基支持向量机的棉花虫害识别[J]. 农业机械学报, 2011, 42(8): 178 – 183.
- ZHANG Jianhua, JI Ronghua, YUAN Xue, et al. Recognition of pest damage for cotton leaf based on RBF – SVM algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(8): 178 – 183. (in Chinese)
- [50] 崔日鲜, 刘亚东, 付金东. 基于可见光光谱和 BP 人工神经网络的冬小麦生物量估算研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(9): 2596 – 2601.
- CUI Rixian, LIU Yadong, FU Jindong. Estimation of winter wheat biomass using visible spectral and BP based artificial neural networks[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(9): 2596 – 2601. (in Chinese)
- [51] 侯学会, 牛铮, 黄妮, 等. 小麦生物量和真实叶面积指数的高光谱遥感估算模型[J]. 国土资源遥感, 2012(4): 30 – 35.
- HOU Xuehui, NIU Zheng, HUANG Ni, et al. The hyperspectral remote sensing estimation models of total biomass and true LAI of wheat[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2012(4): 30 – 35. (in Chinese)
- [52] 纪景纯, 刘建立, 牛玉洁, 等. 基于全波段高光谱的冬小麦生长参数估算方法比较[J]. 作物杂志, 2020(6): 180 – 188.
- JI Jingchun, LIU Jianli, NIU Yujie, et al. Comparison of estimation methods for growth parameters of winter wheat based on full-band hyperspectral data[J]. Crops, 2020(6): 180 – 188. (in Chinese)