

文章编号: 1005-0906(2025)06-0056-11

DOI: 10.13597/j.cnki.maize.science.20250608

基于机器学习和无人机多光谱影像的春玉米SPAD值估算反演研究

马世骄^{1,2}, 赵经华^{1,2}, 孟新梅³, 王金茂⁴, 刘 锋¹

(1. 新疆农业大学水利与土木工程学院, 乌鲁木齐 830052; 2. 新疆水利工程安全与水灾害防治重点实验室, 乌鲁木齐 830052;
3. 和布克赛尔县水利局, 新疆 塔城 834499; 4. 新疆兵团勘测设计院集团股份有限公司, 乌鲁木齐 830000)

摘要: 以克拉玛依市春玉米叶片的SPAD值作为研究对象, 利用无人机获取的多光谱遥感影像进行光谱反射率提取和植被指数的构建, 并与SPAD值作相关性分析。分别以光谱反射率和相关性显著的植被指数作为输入变量, 采用偏最小二乘法(PLS)、随机森林回归(RF)、萤火虫算法优化随机森林回归(FA-RF)、粒子群算法优化随机森林回归(PSO-RF)构建不同生长阶段的反演模型。结果表明, 对于传统的线性回归模型, 以光谱反射率为模型输入变量的模拟精度较优。对于机器学习模型, 以植被指数为模型输入变量的模拟精度较优。对比4种模型综合评价指标, 发现基于植被指数为输入变量的PSO-RF更适合反演春玉米不同时期的SPAD值, 其拔节期、抽雄期、灌浆期验证集的R²值为0.914、0.901、0.928, RPD为2.355、2.543、2.655。

关键词: 春玉米; SPAD值; 无人机; 多光谱影像; 机器学习模型

中图分类号: S513.01

文献标识码: A

Research on SPAD Estimation and Inversion of Spring Corn Based on Machine Learning and Unmanned Aerial Vehicle Multispectral Images

MA Shi-jiao^{1,2}, ZHAO Jing-hua^{1,2}, MENG Xin-mei³, WANG Jin-mao⁴, LIU Feng¹

(1. School of Water Resources and Civil Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052;
2. Key Laboratory of Water Conservancy Engineering Safety and Water Disaster Prevention and Control in Xinjiang, Urumqi 830052; 3. Water Resources Bureau of Hebukesaier County, Tacheng 834499; 4. Xinjiang Production and Construction Corps Survey and Design Institute Group Co., Ltd., Urumqi 830000, China)

Abstract: Using multispectral remote sensing images acquired by drones, spectral reflectance extraction and vegetation index construction were performed, followed by a correlation analysis with SPAD values. Spectral reflectance and vegetation indices with significant correlation were used as input variables to construct inversion models for different growth stages using Partial Least Squares(PLS), Random Forest Regression(RF), Firefly Algorithm-optimized Random Forest Regression(FA-RF), and Particle Swarm Optimization-optimized Random Forest Regression(PSO-RF). The results showed that for the traditional linear regression model, using band reflectance values as the model input variable yields better simulation accuracy. For the machine learning models, using vegetation indices as input variables provides better simulation accuracy. Comparing the comprehensive evaluation indicators of the four models, it was found that the PSO-RF model, with vegetation indices as input variables, is more suitable for inverting SPAD values of spring corn at different growth stages. The R² values for the joint validation sets during the jointing, tasseling, and filling stages were 0.914, 0.901, and 0.928, respectively, with RPD values of 2.355, 2.543, and 2.655.

Key words: Spring corn; SPAD; Drone; Multispectral imaging; Machine learning model

录用日期: 2024-06-25

基金项目: 国家自然基金项目(52169013)、新疆维吾尔自治区“十四五”重大专项(2020A01003-4)、自治区研究生科研创新项目(XJ2024G126)

作者简介: 马世骄(1998-), 男, 内蒙古赤峰人, 主要从事节水灌溉技术研究。E-mail: 2625267575@qq.com

赵经华为本文通信作者。E-mail: 105512275@qq.com

玉米是中国的重要粮食作物之一,保障玉米产量的增长对国家粮食安全、促进农村经济发展具有重要的战略意义^[1]。叶绿素是玉米生长的重要参数,叶绿素的含量对于植物的光合作用和生长健康有直接的影响^[2]。因此,及时、准确监测玉米叶绿素含量有助于精准掌握玉米的生长状况和营养状态,以保证玉米生长的健康和高效。

叶绿素相对含量(SPAD)是评估叶片中叶绿素相对丰度的一种指标^[3]。传统的叶绿素仪是一种常用测定叶绿素含量的方法,测定时需与植物叶片接触进行单点测量,在测定大尺度农田时费时费力易形成较大的误差,且同一植物叶片的SPAD值也会存在日变化差异,进一步加剧了测量的不确定性^[4]。近年来,遥感技术以无损、动态监测、瞬时成像等特点广泛应用于农业领域^[5]。由明明等^[6]利用地面便携式光谱仪的光谱数据,建立高光谱随机森林回归反演模型,估测出不同生长阶段油菜叶片的SPAD值。李粉玲等^[7]以高光谱反射率为数据源,模拟高分一号的光谱反射率,得出基于随机森林回归估算SPAD值模型的效果较优。王丽爱等^[8]通过分析环境减灾卫星HJ-1影像,研究不同生育期叶片SPAD值与植被指数的相关关系,构建了随机森林回归、支持向量机和BP神经网络反演模型。卫星遥感在面对大尺度农田监测时具有广覆盖、高频次、多时相等优势,但其遥感影像分辨率较低和时效性较差,导致反演效果很难满足农业精细化的标准^[9]。相较于卫星遥感监测,无人机成像具有灵敏度高、成本低、空间分辨率高等优势,可即时获取农情生长监测信息^[10]。前人基于无人机成像技术,采用多种模型对不同作物的SPAD值进行精度反演,并取得了较好的研究结果。牛庆林等^[11]利用无人机可见光和多光谱影像的植被指数相合,利用逐步回归和随机森林回归对SPAD值进行反演估算,研究结果表明,随机森林回归模型反演精度较高。田军仓等^[12]基于无人机多光谱传感器对宁夏地区不同垂直分布番茄冠层SPAD值进行反演,以不同生长阶段的SPAD值和9种植被指数作为模型输入变量,提出支持向量机为最佳预测模型。冯浩等^[13]利用大疆M600 Pro型多光谱相机采集关中地区夏玉米不同生长发育时期的多光谱影像,并对夏玉米SPAD值进行反演估算,通过模型精度验证提出随机森林回归的反演精度较好。

综合以上研究成果发现,在构建作物SPAD值空间分布时,只利用植被指数或光谱反射率反演估算SPAD值,而将两者用于不同生育期同一反演模型进行精度验证研究较少。此外,在利用无人机多

光谱数据预测春玉米叶片SPAD值在新疆少有报道。因此,本文以新疆克拉玛依市种植春玉米叶片的SPAD值为研究对象,通过无人机获取春玉米关键生育期(拔节期、抽雄期、灌浆期)遥感影像,并分析光谱反射率、植被指数和SPAD值之间的关系,采用偏最小二乘法、随机森林回归、基于萤火算法优化的随机森林回归、基于粒子群算法优化随机森林回归建立反演模型,探讨传统模型和机器学习模型的优劣,选取最佳反演模型估算SPAD值,为春玉米田间种植与管理提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

试验区位于克拉玛依市农业综合开发区东20 km处,地理坐标东经 $84^{\circ}49'26''\sim85^{\circ}21'39''$,北纬 $45^{\circ}21'33''\sim45^{\circ}40'17''$,海拔275 m。农业综合开发区西北抵准噶尔盆地西部界山加依尔山和成吉思汗山,南依天山北麓,东临古尔班通古特沙漠,区域地形自西南向东北倾斜,平均坡降为0.36%,属于典型的大陆性干旱荒漠气候,年平均气温为8.3 ℃,1月平均气温为-19.7 ℃,7月平均气温为24.9 ℃,极端最高气温为42.9 ℃,极端最低气温为-39 ℃;年降水量108.9 mm,平均蒸发量2 849.8 mm,年日照时数2 711 h,占可照时数的61%;太阳辐射量为553.4 KJ/cm²,无霜期180~220 d。试验地概况如图1所示。

1.2 试验设计

于2023年4月至9月在绿城农业公司进行玉米大田试验,试验供试玉米品种为新农008,种子埋深7 cm,采用40 cm+70 cm+40 cm的宽窄行种植模式,株距20 cm。地下滴灌带间距110 cm,滴头间距30 cm,毛管埋深35 cm。

滴头流量选取2.8 L/h。小区面积48 m²(6 m×8 m),灌水周期7 d。全生育期内施入尿素500 kg/hm²、磷酸一铵200 kg/hm²、硫酸钾130 kg/hm²。不施用基肥,肥料随地下滴灌灌水施入,尿素、磷酸一铵、硫酸钾均为纯量,在拔节期30%、抽雄期30%、灌浆期40%分别随灌水施入。选取灌水量作为变量因素,设置50%ET_c、75%ET_c、100%ET_c、125%ET_c、150%ET_c(W₁、W₂、W₃、W₄、W₅)5个处理,每个水平3次重复,共15个小区。玉米全生育期共灌水10次。试验小区种植模式如图2所示。

1.3 无人机多光谱遥感数据的获取与处理

多光谱遥感数据获取采用大疆精灵4多光谱版,配备NDVI分析功能,具有一体式多光谱成像系

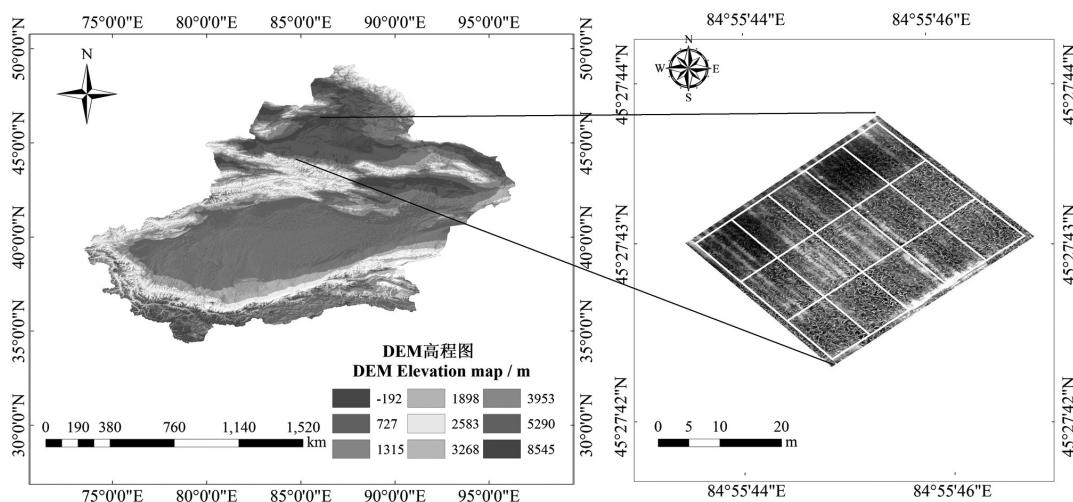


图1 研究区示意图

Fig.1 Schematic diagram of the study area

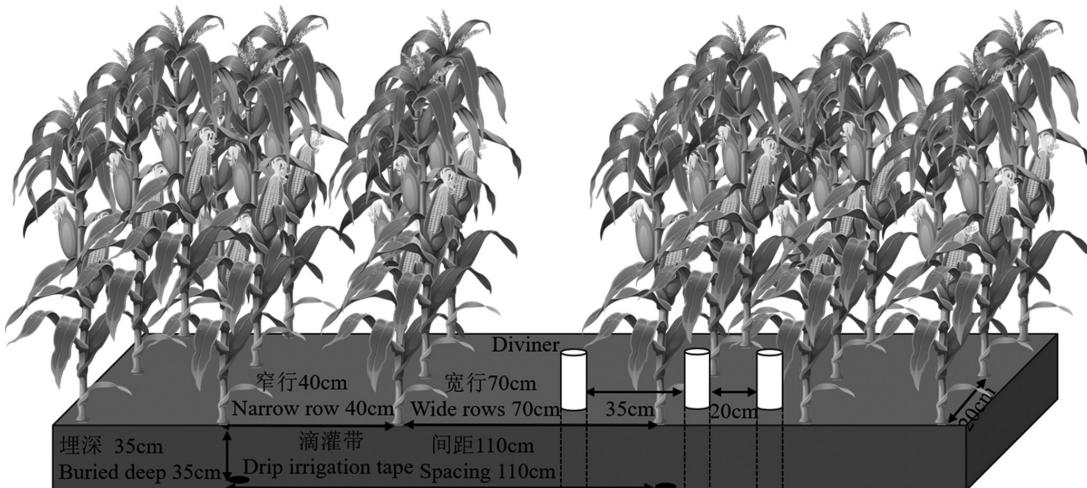


图2 灌溉小区试验布置

Fig.2 Experimental layout of irrigation plots

统,集成1个可见光相机及5个多光谱相机。相机分辨率为1.5 cm。5个208万像素单波段传感器分别为红光(波长650 nm, 波宽16 nm)、蓝光(波长450 nm, 波宽116 nm)、绿光(波长560 nm, 波宽16 nm)、红边(波长730, 波宽16 nm)、近红外(波长840 nm, 波宽26 nm)。分别于2023年6月10日(拔节期)、2023年7月31日(抽雄期)、2023年8月20日(灌浆期)进行田间影像拍摄。起飞时间选择11:00-12:00, 设定飞行高度为30 m, 航向重叠度为75%、旁向重叠度为75%。选择在无风的天气飞行, 在起飞前, 对灰板进行拍摄, 用于之后影像的校正。采用PIX 4D mapper对无人机影像进行拼接, 并利用灰板进行辐射校正, 拼接完成后, 使用指数计算器生成红光(Red)、蓝光(Blue)、红边(Reg)、近红外(NIR)、绿光(Green)5个波段影像。最后采用Arcgis10.7软件对5个波段影像的

反射率和植被指数进行提取。

1.4 植被指数的选取

本文基于前人研究叶绿素与植被指数的响应, 选取有明确物理意义的8种植被指数构建春玉米SPAD值反演模型^[13]。植被指数的计算公式如表1所示。

1.5 地面SPAD值实测数据获取

在各试验处理小区随机选择长势相近的玉米植株, 每个处理选取3株植株, 在抽穗期前选取玉米自上而下第7片完全展开叶, 抽穗期后选取棒三叶。从植株上选择健康、完整的叶片, 分别在叶尖、叶中和基部进行测量, 对每个处理的测定结果取均值。选择31个样本值作为建模集, 选择14个样本值作为验证集。不同生育期SPAD值样本如表2所示。

表1 植被指数
Table 1 Vegetation index

植被指数 Vegetation index	计算公式 Formula	文献序号 Reference number
归一化植被指数 NDVI	$NDVI = (R_{NIR} - R) / (R_{NIR} + R)$	[14]
红边叶绿素指数 CIRE	$CIRE = R_{NIR} / R_{Re} - 1$	[15]
土壤调节指数 OSAVI	$OSAVI = 1.16(R_{NIR} - R) / (R_{NIR} + R + 0.16)$	[16]
比值植被指数 RVI	$RVI = R_{NIR} / R$	[17]
绿色归一化植被指数 GNDVI	$GNDVI = (R_{NIR} - R_G) / (R_{NIR} + R_G)$	[18]
作物氮反射指数 NRI	$NRI = (R_G - R) / (R_G + R)$	[19]
归一化红边植被指数 NDRE	$NDRE = (R_{NIR} - R_{Re}) / (R_{NIR} + R_{Re})$	[20]
叶面叶绿素指数 LCI	$LCI = (R_{NIR} - R_{Re}) / (R_{NIR} + R)$	[21]

注: R_B 、 R 、 R_G 、 R_{Re} 、 R_{NIR} 分别为蓝光波段、红光波段、绿光波段、红边波段、近红外波段。

Note: R_B , R , R_G , R_{Re} , R_{NIR} refer to the blue band, red band, green band, red-edge band, and near-infrared band, respectively.

表2 SPAD值样本统计
Table 2 Characteristics of SPAD value samples

生长阶段 Growth stage	样本数 Sample size	范围 Range	平均值 Average value	标准差 Standard deviation	变异系数(%) Coefficient of variation
拔节期	45	39.4 ~ 57.9	48.65	3.35	6.87
抽雄期	45	45.0 ~ 65.3	51.12	3.87	7.57
灌浆期	45	48.3 ~ 72.2	60.14	5.78	9.61

1.6 模型构建与方法

1.6.1 偏最小二乘法

偏最小二乘法(Partial least squares, PLS)是一种统计建模方法,用于处理共线性和高维特征的数据集。将回归分析、主成分分析、相关性分析方法有效地结合起来,从而降低共线性的影响^[22]。

1.6.2 随机森林回归

随机森林回归(Random forest regression, RF)是一种机器学习算法。通过自助法(bootstrap)从原始训练集中随机抽样得到 n 个样本,使用每个样本集构建一个独立的决策树模型并进行预测,最后根据建模结果,通过投票得到最终的预测结果^[23]。经过试验反复验证和误差分析,选用 $n_{tree}=500$ 、 $m_{try}=5$ 构建模型。

1.6.3 萤火虫算法优化随机森林回归

萤火虫算法(Firefly algorithm, FA)是一种基于萤火虫闪烁行为的启发式算法,能够较好地应对多峰函数和非线性函数的优化问题,对参数寻优有较强的处理能力^[24]。FA-RF回归算法将数据集随机分为训练数据集和预测数据集,通过FA对RF进行参数调优,利用十倍交叉验证模型评估RF的性能,并选择最优化超参数,从而提升随机森林回归的预测

能力(图3)。

1.6.4 粒子群算法优化随机森林回归

粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)是通过目标函数评估粒子所处位置的适应度,不断更新粒子的位置和速度来实现全局优化。PSO-RF 回归算法通过优化随机森林回归的特征参数,皆在寻找全局最优解,以提升随机森林回归预测性能和泛化能力^[25]。

1.7 模型精度评价

为验证模型精度的准确性,采用决定系数(Coefficient of Determination, R^2)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、相对分析误差(Relative Analysis Error, RPD)作为模型评价指标。其中, R^2 值越大, RMSE 越小, 表示模型效果较好。RPD 将模型评价分为3个等级:当 $RPD < 1.4$ 时,认为模型无法对样本进行有效的预测;当 $1.4 \leq RPD < 2$ 时,表示模型效果一般,可以对样本进行粗略的预测;当 $RPD \geq 2$ 时,表示模型对样本有较好的预测效果^[26]。

2 结果与分析

2.1 光谱反射率与春玉米SPAD值相关性分析

对田间拍摄春玉米无人机遥感影像的5个光谱

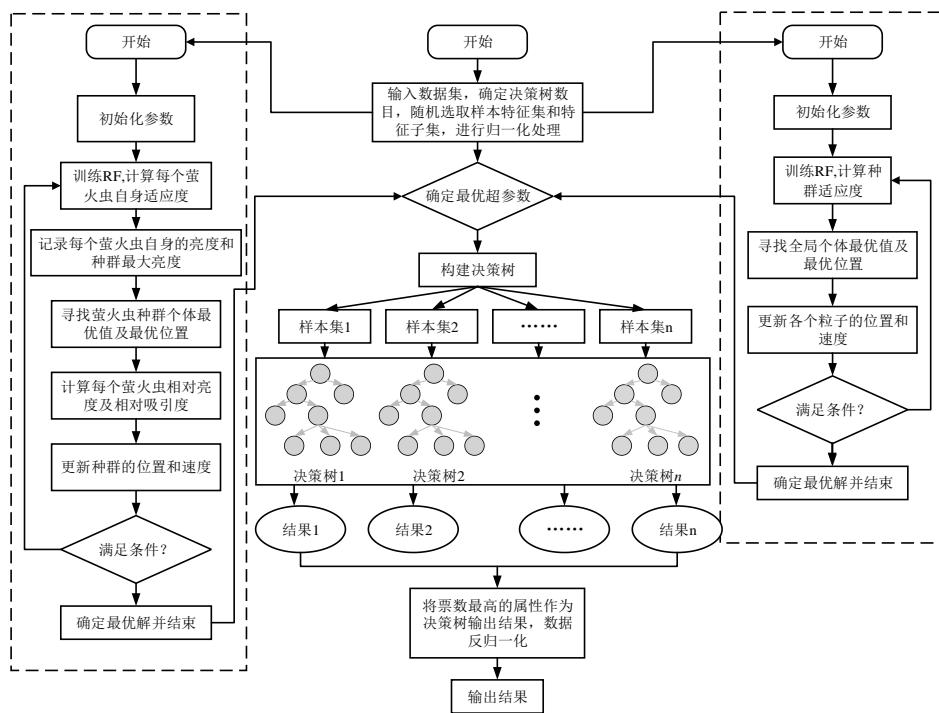


图3 基于萤火算法和粒子群算法优化随机森林回归算法流程图

Fig.3 Flowchart of optimizing RF based on FA and PSO

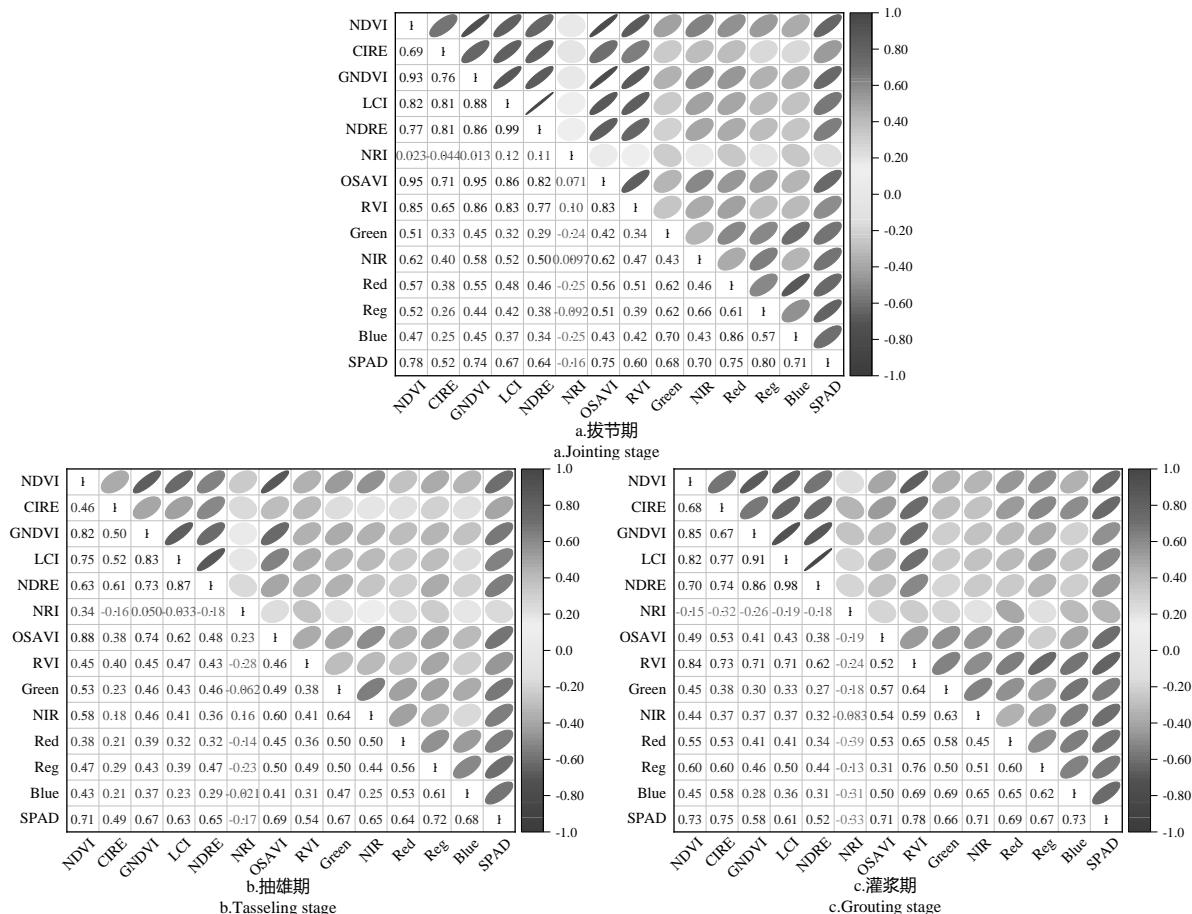


图4 不同生育期光谱反射率和植被指数与SPAD值的相关性分析

Fig.4 Correlation analysis between spectral indices and vegetation indices at different growth stages and SPAD

反射率进行提取分析,并结合地面实测SPAD值构成样本集,以确定相关性最佳的模型输入变量。结果如图4所示。

由图4可知,在3个生育期,Red、Blue、Reg、NIR、Green均与SPAD值在0.01水平上显著。其中在拔节期和抽雄期Reg与SPAD值的相关性较高,相关系数分别为0.80、0.72,其余光谱反射率的相关系数为0.64~0.75;在灌浆期Blue与SPAD值的相关性最高,相关系数为0.73。综合而言,5个光谱反射率与春玉米SPAD值均呈正相关,说明以光谱反射率反演估算春玉米SPAD值是可行的。

2.2 植被指数与春玉米SPAD值相关性分析

选择8个植被指数与春玉米SPAD值进行相关性分析,由图4可知,在拔节期,NDVI、CIRE、GNDVI、LCI、NDRE、OSAVI、RVI与SPAD值具有相对稳定的

相关性关系,相关系数为0.52~0.78;NRI与SPAD值的相关性系数为-0.16,关系不显著。在抽雄期,除了NRI以外,其余植被指数均与SPAD值在0.01水平上显著,其中与红、近红外波段构建的NDVI与SPAD值的相关性最高,相关系数为0.69。在灌浆期中,NRI仍与SPAD值的相关性较低,相关系数为-0.33,在0.05水平上显著;其余植被指数均与SPAD值在0.01水平上显著,其中与绿、红边波段构建的CIRE相关性最高,相关系数为0.75。综上所言,除NRI相关性较差,其余植被指数均与SPAD值存在显著稳定相关性关系。因此,选择NDVI、CIRE、GNDVI、LCI、NDRE、OSAVI、RVI 7种植被指数作为模型输入变量估算春玉米SPAD值。

2.3 基于光谱反射率春玉米SPAD值反演模型构建

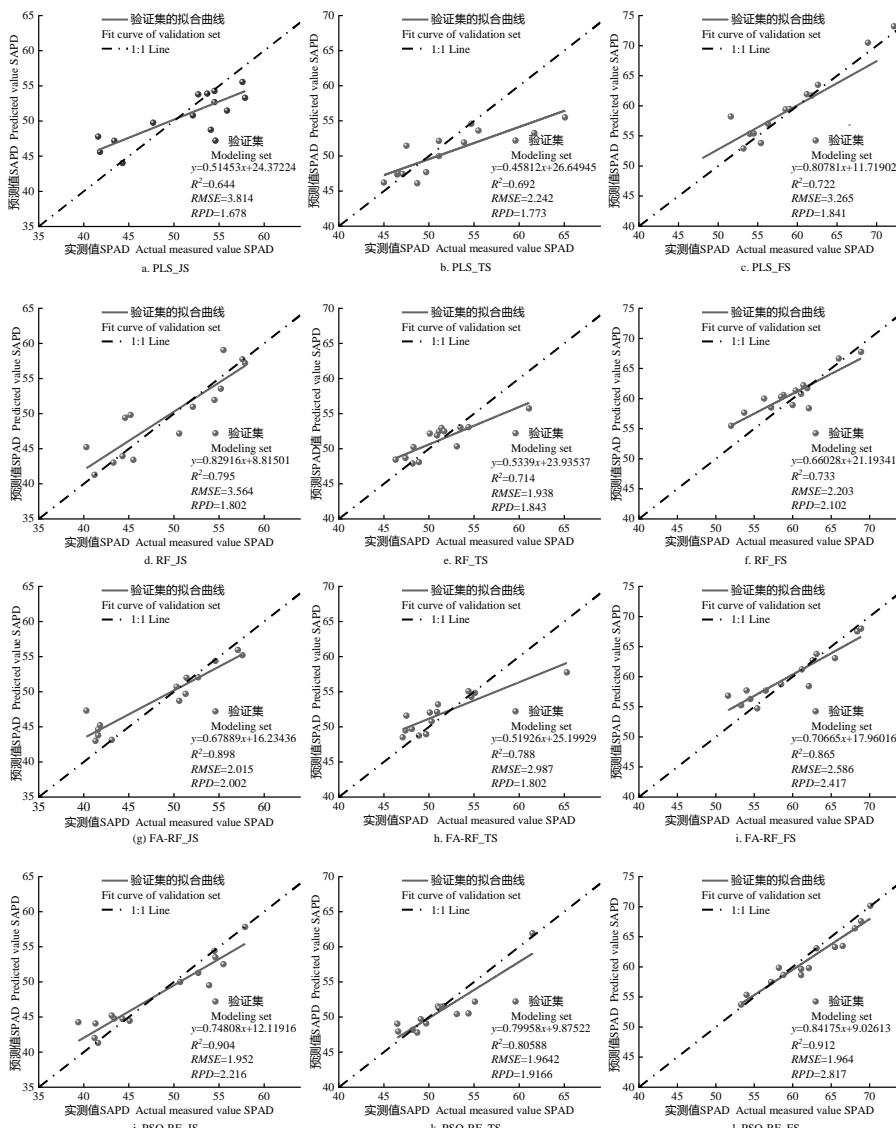


图5 光谱反射率与SPAD值反演模型

Fig.5 Spectral reflectance and SPAD inversion model

将5个光谱反射率的组合作为输入模型变量,利用PLS、RF、FA-RF、PSO-RF分别构建春玉米拔节期(JS)、抽雄期(TS)、灌浆期(FS)的SPAD值反演模型,结果如图5所示。

由图5可知,同一种建模方法反演不同时期的SPAD值互有差异,同一生育期不同建模方法的效果也各有异同。在拔节期,RF模型验证集的 R^2 值高于PLS模型, RMSE低于PLS模型; RF和PLS的RPD分别为1.802、1.678,两种模型在拔节期预测SPAD值效果能力一般。在抽雄期,PLS模型的验证集 R^2 值比RF低5.1%,RMSE高29.86%,RPD在1.76~2.00,两种模型均未达到精准预测的标准,只能对样本数据进行初步估测。在灌浆期,RF各项模型指标均高于PLS模型,且验证集的RPD为2.102,达到精准模拟预测的要求。因此,以光谱反射率为自变量的RF回归模型适合对春玉米灌浆期的SPAD值进行反演。

基于FA、PSO两种算法优化RF可以提高模型反演精度。相对于RF模型,FA-RF模型和PSO-RF模型在3个生长时期的模拟精度的表现更优异。在拔节期和灌浆期,PSO-RF模型的决定系数均高于FA-RF模型,均方根误差均低于FA-RF模型,两种优化后的模型验证集的RPD均大于2,说明优化后的模型能够较好的预测春玉米拔节期和灌浆期的SPAD值。相对于FA-RF模型,PSO-RF模型在抽雄期的模拟精度显著提升,但未满足抽雄期精准模拟预测的要求。因此,以光谱反射率为自变量PSO-RF和FA-RF回归模型适合春玉米拔节期和灌浆期的SPAD值反演。

2.4 基于植被指数春玉米SPAD值反演模型构建

将相关性显著的7种植被指数的组合作为自变量,春玉米的SPAD值作为因变量,分别用PLS、RF、FA-RF、PSO-RF构建拔节期(JS)、抽雄期(TS)、灌浆期(FS)的SPAD值反演模型,结果如图6所示。

由图6可知,RF模型与PLS模型相比,不同生育期模型验证集的 R^2 值均达到0.5以上,其中在灌浆期,RF模型的拟合精度最优,验证集的 R^2 值为0.840, RMSE为2.512。在拔节期,PLS模型拟合精度较低,验证集的 R^2 值为0.618, RMSE为3.574。RF在拔节期和灌浆期模型的RPD为2.076、2.113,说明该模型能够对样本进行很好的预测。PLS模型的RPD在3个生育期的RPD均小于2,对样本的预测效果一般。因此,以植被指数为自变量RF回归模型适合对春玉米拔节期和灌浆期的SPAD值进行反演。

基于优化后FA-RF模型和PSO-RF模型在3个生育期模拟效果较优。与RF模型相比,两种模型在不同生育期建模集和验证集的 R^2 值均在0.7以上。在拔节期,PSO-RF模型精度高于FA-RF模型,验证集 R^2 值为0.914, RMSE为2.045, FA-RF模型验证集的 R^2 值分别比PSO-RF模型低6.59%,比RMSE高56.13%;在灌浆期,PSO-RF模型各项模型指标均优于FA-RF模型,且在3个生育期内PSO-RF模型参数RPD均大于2,满足模拟精度的标准。FA-RF模型在抽雄期的参数RPD为1.867,只能对样本进行初步估测。因此,以植被指数为自变量PSO-RF回归模型更适合春玉米不同生长发育时期的SPAD值反演。

2.5 模型精度评价

比较4种预测模型的拟合精度,基于7种植被指数和5个光谱反射率为输入变量在同一种模型中差异不显著,但不同建模方法的模型精度差异较为明显。对于传统线性回归模型,以5个光谱反射率为输入变量模型精度的验证集高于以7个植被指数为输入变量的模型精度;对于机器学习模型,以7种植被指数为输入变量的模型精度高于以5个光谱反射率为输入变量的模型精度。对比分析4种模型综合评价指标,基于7种植被指数为输入变量的PSO-RF模型在反演不同时期春玉米的SPAD值效果较优。

2.6 基于最佳反演模型的空间分布图

分别统计基于植被指数为输入变量的PSO-RF模型在不同水分梯度处理下春玉米SPAD值的预测结果(图7),绘制春玉米SPAD值拔节期、抽雄期、灌浆期的空间分布图(图8)。

结果表明,不同灌水处理下SPAD值差异较为明显,且在拔节期到灌浆期SPAD值整体呈递增的趋势。在3个生育期中,相同施氮量的水平下,W3处理下的SPAD值均最大,集中分布在52.2~68.7;W1处理下的SPAD值均最小,集中分布在39.4~57.9,W4和W5处理下的SPAD值差异不显著,这与不同生育时期的地面实测规律结果一致,说明基于无人机多光谱影像提取春玉米光谱信息建立的预测回归模型,能够精准反映春玉米田间的分布情况,可为实现精细化农业管理提供技术指导。

3 结论与讨论

本研究基于无人机获取的春玉米不同生长时期的多光谱影像,利用阈值法分别提取光谱反射率和构建植被指数,并通过皮尔逊相关系数法进行变量筛选,确定模型最佳输入变量。采用PLS、RF、

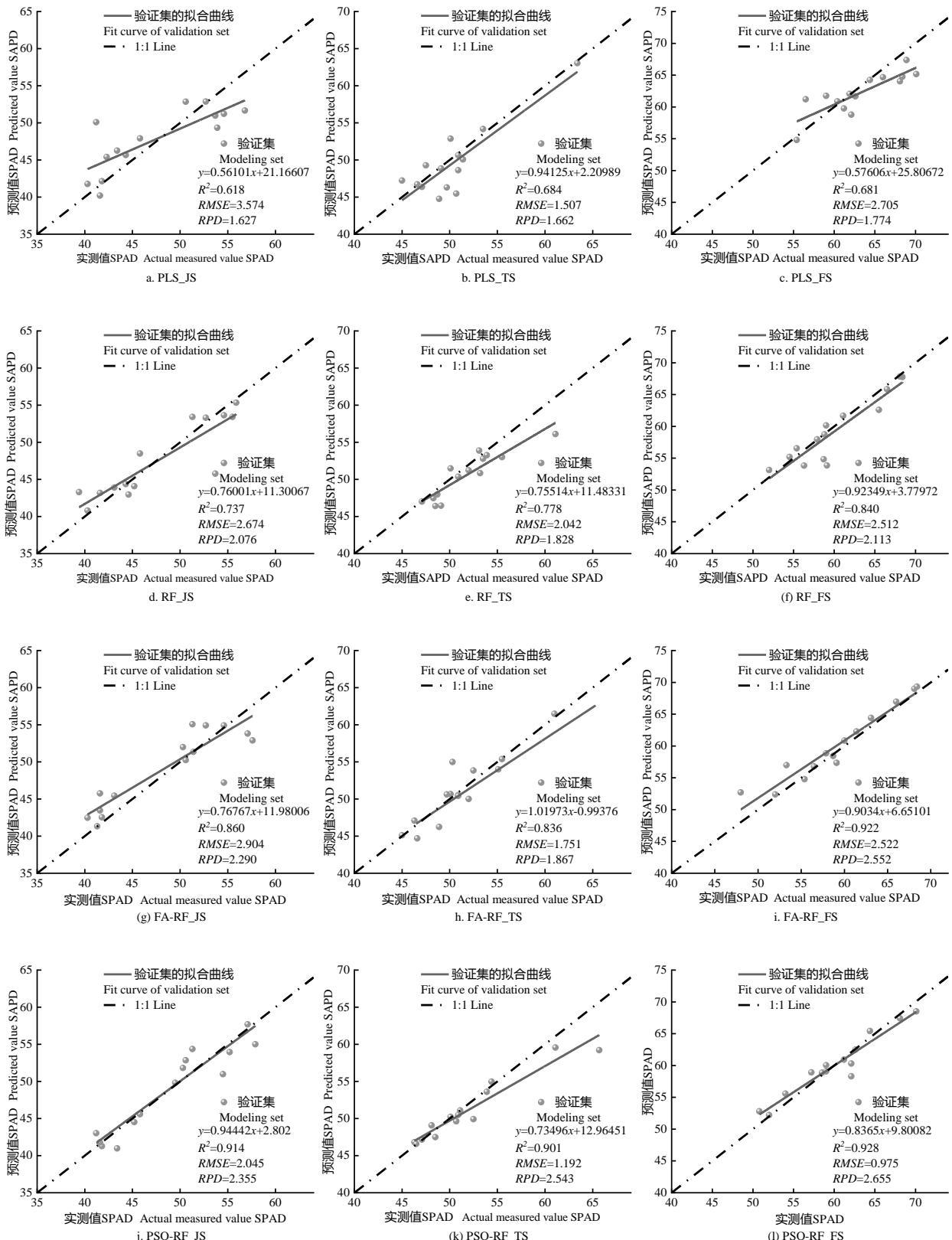


图6 植被指数与SPAD值反演模型

Fig.6 Vegetation index and SPAD inversion model

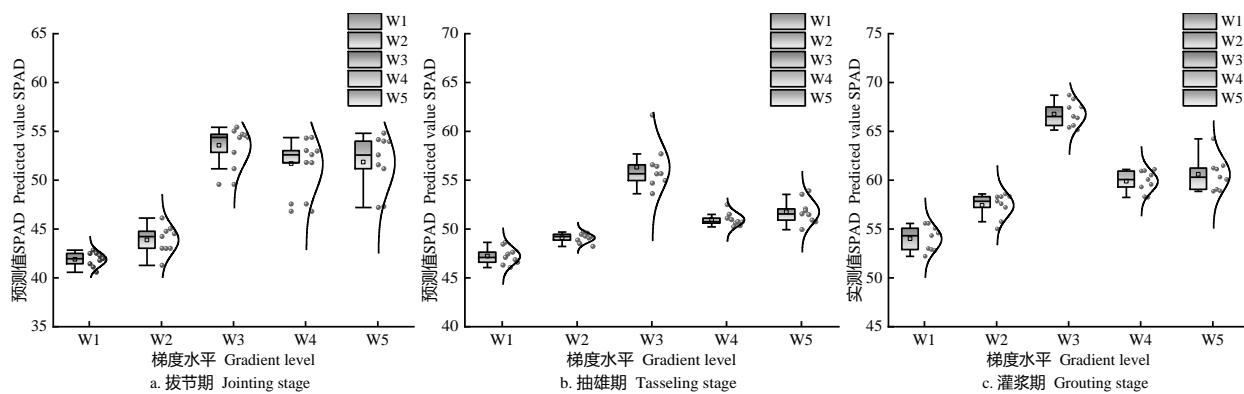


图7 基于PSO-RF的不同水分处理春玉米SPAD值预测结果

Fig.7 SPAD prediction results of spring corn under different water treatments based on PSO-RF

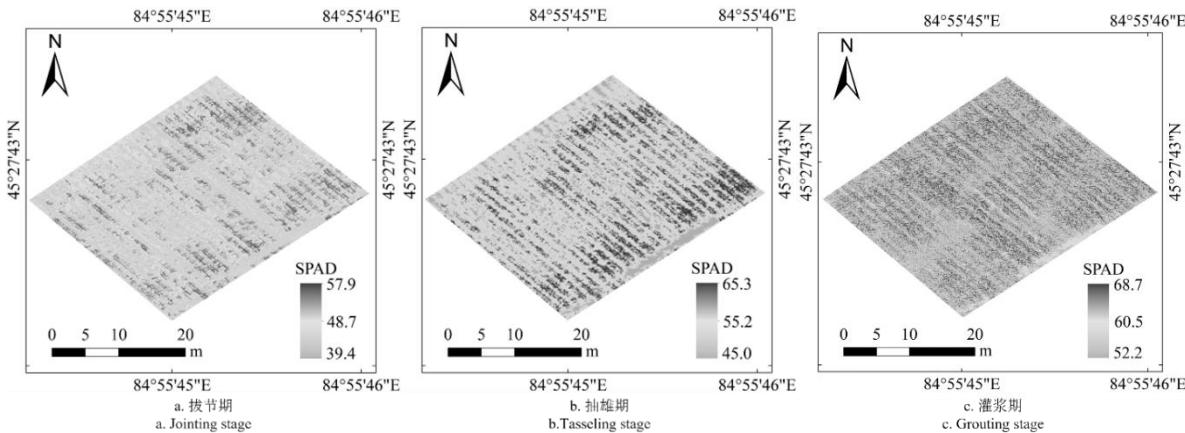


图8 基于PSO-RF的春玉米SPAD值预测空间分布图

Fig.8 Spatial distribution of spring corn SPAD prediction based on PSO-RF

FA-RF和PSO-RF分别对春玉米拔节期、抽雄期、灌浆期构建反演模型。

研究表明,不同生长阶段均有与SPAD值相关性较高的光谱参数,可反映不同水分梯度处理下的春玉米叶片SPAD值^[27-28]。在拔节期和抽雄期,红边波段的相关系数最高,分别为0.80和0.72,这说明红边波段对春玉米生长情况的叶绿素相关性较为显著,能够表征春玉米叶绿素的特征信息。在灌浆期,通过红边波段和绿光波段构建的植被指数CIRE与春玉米SPAD值相关性更强,这也说明红边波段对春玉米SPAD值之间的关系响应显著。

通过建立RF模型反演SPAD值,取得了较好的研究结果,这是因为RF模型对数据兼容好,通过随机抽样的方法选取样本的特征集和特征子集构建多个决策树,并对每个决策树进行预测。选取所有决策树的预测结果的平均值作为最终预测结果^[29]。因此,RF模型在处理回归问题方面具有较高的鲁棒性和灵活性。RF模型存在陷入局部最优解的缺点,从

而导致模型高度复杂,容易出现过拟合的问题。因此,本研究基于前人的研究基础上,利用FA和PSO两种算法对RF模型进行优化,结果表明,以植被指数为输入变量的PSO-RF模型反演效果较优,各参数指标均高于FA-RF模型,这是因为萤火虫算法要在个体的感知范围内存在优秀个体向其提供信息,否则将停止搜索,导致个体在峰值处发生震荡,从而影响模型的精度。PSO算法仅通过搜索当前最优点的共享信息,在更新迭代中能够快速找到全局最优解,且算法调整的参数较少,结构简单,更容易操作上的实现。王晗等^[30]基于粒子群优化算法的支持向量机模型对冬油菜地上生物量进行反演估算,结果表明优化后的模型精度有所提高。

本研究通过统计春玉米不同生长阶段的SPAD值,综合考虑光谱反射率和植被指数与SPAD值呈显著性关系,构建不同生育期的反演模型,进一步提高反演精度的准确性,为实现大尺度农情监测提供技术参考。后期将考虑应用不同年份的春玉米进行

反演监测,以此来提高模型的精准度,并且对于其他地区的玉米是否也能够进行有效的反演需要进一步的研究。

在拔节期和灌浆期,红边波段有较强的显著相关性,相关系数为0.80和0.72;在灌浆期,CIRE植被指数显著相关性最强,相关系数为0.75,说明以植被指数和光谱反射率为输入变量反演春玉米SPAD值具有一定的可行性。

基于传统线性回归模型,以光谱反射率为输入变量的模型模拟精度较优。基于机器学习模型,以植被指数为输入变量的模型模拟精度较优。

以植被指数为输入变量的PSO-RF模型的验证集在拔节期、抽雄期和灌浆期的 R^2 值为0.914、0.901、0.928,RPD为2.355、2.543、2.655。综合比较模型精度评价指标,将植被指数作为输入变量的PSO-RF模型对反演不同生长时期的春玉米SPAD值效果较优。

参考文献:

- [1] 李少昆,赵久然,董树亭,等.中国玉米栽培研究进展与展望[J].中国农业科学,2017,50(11):1941-1959.
- [2] LI S K, ZHAO J R, DONG S T, et al. Advances and prospects of maize cultivation in China[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2017, 50 (11): 1941-1959. (in Chinese)
- [3] 宫兆宁,赵雅莉,赵文吉,等.基于光谱指数的植物叶片叶绿素含量的估算模型[J].生态学报,2014,34(20):5736-5745.
- [4] GONG Z N, ZHAO Y L, ZHAO W J, et al. Estimation model for plant leaf chlorophyll content based on the spectral index content[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(20): 5736-5745. (in Chinese)
- [5] MARENCO R A, ANTEZANA-VERA S A, NASCIMENTO H C S. Relationship between specific leaf area, leaf thickness, leaf water content and SPAD-502 readings in six Amazonian tree species[J]. Photosynthetica, 2009, 47(2): 186-190.
- [6] 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.
- [7] LU X H, WANG Q, ZHANG H N, 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] 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.
- [9] JIA D, CHEN P F. 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)
- [10] 由明明,常庆瑞,田明璐,等.基于随机森林回归的油菜叶片SPAD值遥感估算[J].干旱地区农业研究,2019,37(1):74-81.
- [11] YOU M M, CHANG Q R, TIAN M L, et al. Estimation of rapeseed leaf SPAD value based on random forest regression[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2019, 37(1): 74-81. (in Chinese)
- [12] 李粉玲,王力,刘京,等.基于高分一号卫星数据的冬小麦叶片SPAD值遥感估算[J].农业机械学报,2015,46(9):273-281.
- [13] LI F L, WANG L, LIU J, et al. Remote sensing estimation of SPAD value for wheat leaf based on GF-1 data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 273-281. (in Chinese)
- [14] 王丽爱,马昌,周旭东,等.基于随机森林回归算法的小麦叶片SPAD值遥感估算[J].农业机械学报,2015,46(1):259-265.
- [15] WANG L A, MA C, ZHOU X D, et al. Estimation of wheat leaf SPAD value using RF algorithmic model and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1): 259-265. (in Chinese)
- [16] 史舟,梁宗正,杨媛媛,等.农业遥感研究现状与展望[J].农业机械学报,2015,46(2):247-260.
- [17] SHI Z, LIANG Z Z, YANG Y Y, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247-260. (in Chinese)
- [18] GRADOS D, REYNARFAJE X, SCHREVENS E. A methodological approach to assess canopy NDVI-based tomato dynamics under irrigation treatments[J]. Agricultural Water Management, 2020, 240: 106208.
- [19] 牛庆林,冯海宽,周新国,等.冬小麦SPAD值无人机可见光和多光谱植被指数结合估算[J].农业机械学报,2021,52(8):183-194.
- [20] NIU Q L, FENG H K, ZHOU X G, et al. Combining UAV visible light and multispectral vegetation indices for estimating SPAD value of winter wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 183-194. (in Chinese)
- [21] 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.
- [22] TIAN J C, YANG Z F, FENG K P, 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)
- [23] 冯浩,杨祯婷,陈浩,等.基于无人机多光谱影像的夏玉米SPAD估算模型研究[J].农业机械学报,2022,53(10):211-219.
- [24] FENG H, YANG Z T, CHEN H, et al. Estimation of summer maize SPAD based on UAV multispectral images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 211-219. (in Chinese)
- [25] 韩文霆,汤建栋,张立元,等.基于无人机遥感的玉米水分利用效率与生物量监测[J].农业机械学报,2021,52(5):129-141.
- [26] HAN W T, TANG J D, ZHANG L Y, et al. Maize water use efficiency and biomass estimation based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 129-141. (in Chinese)
- [27] GITELSON A A, VIÑA A, ARKEBAUER T J, et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies[J]. Geophysical Research Letters, 2003, 30(5): 1-11.
- [28] 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):118-120.
- [29] SHAO G M, WANG Y J, HAN W T. Estimation method of leaf area index for summer maize using UAV-Based multispectral remote sensing[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(3): 118-120. (in Chinese)

- [17] 刘一博,裴杰,方华军,等.利用无人机影像反演水稻SPAD值的最优空间窗口确定[J].农业工程学报,2023,39(19):165-174.
- LIU Y B, PEI J, FANG H J, et al. Optimizing spatial window selection for rice SPAD value retrieval using multispectral UAV images [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(19): 165-174. (in Chinese)
- [18] 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 Y J, TANG Q X, CUI J P, 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)
- [19] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. Remote Sensing and Environment, 1979, 8(2): 127-150.
- [20] 朱文静,冯展康,戴世元,等.无人机多光谱影像的小麦倒伏信息多特征融合检测研究[J].光谱学与光谱分析,2024,44(1):197-206.
- ZHU W J, FENG Z K, DAI S Y, et al. Multi-feature fusion detection of wheat lodging information based on UAV multispectral images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(1): 197-206. (in Chinese)
- [21] 李阳,苑严伟,赵博,等.基于多时相多参数融合的麦玉轮作小麦产量估算研究[J].农业机械学报,2023,54(12):186-196.
- LI Y, YUAN Y W, ZHAO B, et al. Estimation of wheat yield in wheat-maize rotation based on multi-temporal and multi-parameter fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 186-196. (in Chinese)
- [22] 夏晨真,姜艳艳,张星宇,等.基于无人机高光谱影像的黑土区玉米农田土壤有机质估算[J].光谱学与光谱分析,2023,43(8):2617-2626.
- XIA C Z, JIANG Y Y, ZHANG X Y et al. Estimation of soil organic matter in maize field of black soil area based on UAV hyperspectral image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(8): 2617-2626. (in Chinese)
- [23] 凌琪涵,孔发明,宁强,等.基于无人机多光谱影像的水稻氮营养监测[J].农业工程学报,2023,39(13):160-170.
- LING Q H, KONG F M, NING Q, et al. Rice nitrogen nutrition monitoring based on unmanned aerial vehicle multispectral image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(13): 160-170. (in Chinese)
- [24] OKWU M O, TARTIBU L K. Metaheuristic optimization: Nature-inspired algorithms swarm and computational intelligence, theory and applications[M]. Springer Nature, 2020.
- [25] WAN L, CEN H, ZHU J, et al. Grain yield prediction of rice using multi-temporal UAV-based RGB and multispectral images and model transfer - a case study of small farmlands in the South of China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 291: 108096.
- [26] JIN X, YANG G, XU X, et al. Combined multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and RADARSAR-2 data[J]. Remote Sensing, 2015, 7(10): 13251-13272.
- [27] 闫成川,曲延英,陈全家,等.基于无人机多光谱影像的棉花SPAD值及叶片含水量估测[J].农业工程学报,2023,39(2):61-67.
- YAN C C, QU Y Y, CHEN Q J, et al. Estimation of cotton SPAD value and leaf water content based on UAV multispectral images [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(2): 61-67. (in Chinese)
- [28] 孟沌超,赵静,兰玉彬,等.基于无人机可见光影像的玉米冠层SPAD反演模型研究[J].农业机械学报,2020,51(S2):366-374.
- MENG D C, ZHAO J, LAN Y B, et al. SPAD inversion model of corn canopy based on UAV visible light image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(S2): 366-374. (in Chinese)
- [29] 姜友谊,刘博伟,张成健,等.利用无人机多光谱影像的多品种玉米成熟度监测[J].农业工程学报,2023,39(20):84-91.
- JIANG Y Y, LIU B W, ZHANG C J, et al. Multi-variety maize maturity monitoring based on UAV multi-spectral images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39 (20): 84-91. (in Chinese)
- [30] 王晗,向友珍,李汪洋,等.基于无人机多光谱遥感的冬油菜地上部生物量估算[J].农业机械学报,2023,54(8):218-229.
- WANG H, XIANG Y Z, LI W Y, et al. Estimation of winter rape-seed above-ground biomass based on UAV multi-spectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 218-229. (in Chinese)

(责任编辑:栾天宇)