

基于无人机多光谱遥感和机器学习的苧麻理化性状估测

付虹雨 王 薇 卢建宁 岳云开 崔国贤 余 玮

(湖南农业大学农学院,长沙 410128)

摘要: 苧麻生理生化性状是其遗传基础和环境条件综合影响的结果,能够反映特定胁迫环境下苧麻的生长发育状况。无人机遥感技术为大规模田间作物长势监测提供了有效手段,利用无人机搭载多光谱相机对苧麻理化性状进行综合评价具有实际意义。因此,以苧麻种质资源为研究对象,采用无人机多光谱遥感获取苧麻冠层的光谱参数和纹理参数,运用相关性分析法(Pearson correlation analysis,PCA)、递归特征消除法(Recursive feature elimination,RFE)2种最优特征筛选方法和线性回归(Linear regression,LR)、决策树(Decision tree,DT)、随机森林回归(Random forest,RF)、支持向量机(Support vector machines,SVM)、偏最小二乘回归分析(Partial least squares regression analysis,PLSR)5种机器学习算法分别构建了苧麻叶绿素相对含量(SPAD值)、叶面积指数(Leaf area index,LAI)和叶片相对含水量(Relative water content,RWC)的估测模型。结果表明,苧麻理化性状与冠层光谱偏态参数存在显著相关性,基于偏态参数构建的苧麻理化性状估测模型能包含更多信息输入。对比PCA方法,RFE能更有效地筛选敏感特征参数,从而提高估测模型精度。基于多时序融合数据的苧麻理化性状估测模型精度较高,LR-SAPD估测模型的 R^2 为0.662, RMSE为2.088;LR-RWC估测模型的 R^2 为0.793, RMSE为2.213%,SVR-LAI模型能较好估测苧麻叶面积指数, R^2 为0.737, RMSE为0.630。提出的准确高效、性价比高、普适性高的田间苧麻理化性状动态监测方法,可用于作物理化含量的快速、无损估测。

关键词: 苧麻;理化性状;无人机遥感;机器学习

中图分类号: S423⁺.4; S252⁺.9 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)05-0194-07

OSID:



Estimation of Ramie Physicochemical Property Based on UAV Multi-spectral Remote Sensing and Machine Learning

FU Hongyu WANG Wei LU Jianning YUE Yunkai CUI Guoxian SHE Wei

(College of Agriculture, Hunan Agricultural University, Changsha 410128, China)

Abstract: The physiological and biochemical properties of ramie are the result of comprehensive influence of genetic basis and environmental conditions, which can reflect ramie growth under specific stress environment. Therefore, a fast, accurate and inexpensive method is needed to monitor the dynamic changes of ramie physicochemical property during the whole growth cycle. Unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing technology provides an effective means for monitoring crop growth in large field, which has been widely concerned and applied by virtue of its advantages of fast, non-destructive, timely and accurate. However, at present, there are few researches on the comprehensive evaluation of ramie physicochemical property by using UAV multi-spectral images. The UAV was equipped with a multi-spectral camera to acquire the multi-temporal canopy images of ramie. Then, the canopy orthophoto image was obtained by DJI terra, and the spectral and texture characteristic values of ramie plants were further extracted. Pearson correlation analysis (PCA) and recursive feature elimination (RFE) were used to screen the sensitive eigenvalues. Finally, based on multi-temporal remote sensing data, linear regression (LR), random forest regression (RF), support vector machines (SVM), partial least squares regression analysis (PLSR) and decision tree (DT) were used to estimate ramie physicochemical property, respectively. The results showed that there was a significant correlation between the ramie

收稿日期: 2023-03-08 修回日期: 2023-03-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0201106)、财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目(CARS-16-E11)、国家自然科学基金项目(31471543)和湖南省自然科学基金项目(2021JJ60011)

作者简介: 付虹雨(1997—),女,博士生,主要从事麻类作物遥感监测研究,E-mail: 347180050@qq.com

通信作者: 余玮(1982—),女,教授,博士,主要从事作物遥感信息研究,E-mail: 253691713@qq.com

physicochemical property and spectral skewness parameters. Both PCA and RFE can improve the accuracy of the estimation model, but RFE had better performance. The accuracy of the LR - SAPD estimation model was 0.662. The R^2 and RMSE of LR - RWC estimation model were 0.793 and 2.213%, respectively. The SVR - LAI model could better estimate ramie LAI ($R^2 = 0.737$, RMSE was 0.630). In conclusion, an accurate, efficient, cost-effective and universal dynamic monitoring method for physicochemical property of field ramie was proposed.

Key words: ramie; physicochemical property; UAV remote sensing; machine learning

0 引言

精准农业的发展依赖于详细可靠的农田状况信息,如作物长势状况、营养状况、杂草分布、病虫害分布等。然而,传统的田间作物信息获取方法存在耗时耗力、破坏性强、时效性差等缺点,严重阻碍了大规模作物生长实时监测。随着低空高通量表型平台的出现,这一过程得到了改进^[1],以遥感技术和机器学习技术为主的作物高通量表型获取技术使得农田生产管理者能够非破坏性、快速地获取有价值的作物信息,改变了传统的监测策略^[2]。

理化性状是作物生长过程中被广泛关注的表型指标,能够用于表征作物生长动态及潜力,与作物生命活动息息相关。主要的作物理化性状包括叶面积指数(Leaf area index, LAI)^[3-4]、叶绿素相对含量(SPAD 值)^[5-6]、相对含水量(Relative water content, RWC)等。其中,LAI 被证明与作物生长、作物水分利用、作物碳吸收和产量有关^[7-8];叶绿素含量可以用于判断作物营养状况以及衰老进程^[9];而 RWC 作为表征作物水分状况的关键参数,是开展水分亏缺诊断的重要基础。因此,SPAD 值、LAI、RWC 的快速、实时、精准监测对于作物营养诊断、田间肥料精准管理、作物生产能力评价和品质预测等均具有重要意义^[10-11]。

基于遥感技术和机器学习技术的作物理化性状监测手段,通过分析植物反射光谱特征来指示作物生理变化和损伤^[12]。学者们尝试使用不同传感数据和不同建模方法优化作物理化性状遥感反演的性能,包括使用支持向量机、偏最小二乘回归等传统机器学习方法构建多源遥感数据与实测作物理化性状的的经验关系,通过深度神经网络或通过融合 PROSAIL 冠层反射率模型增强作物理化性状反演的解释性等。如,CHEN 等^[13]基于无人机高光谱数据,结合 PROSAIL 辐射传输模型和 6 种回归模型估测了玉米 LAI,最佳模型 R^2 为 0.72。牛玉洁等^[14]基于雷达点云和多光谱遥感数据,采用 PLSR 构建了 LAI 估测模型($R^2 = 0.91$)。冯海宽等^[15]使用多种机器学习算法构建了苹果叶片叶绿素含量估测模型($R^2 = 0.94$)。尽管以上研究均表明高通量表型技

术在作物理化性状估测上具有巨大潜力,但当前研究在利用多光谱影像分析作物理化性状时,通常假设反射指数遵循正态分布,而忽视了偏态分布中其他参数对作物理化性状定量描述的意义^[16-17],导致信息匮乏,极大地限制了遥感数据应用。

苧麻是我国特色纤维作物,为了在田间条件下更好地表征遗传和环境对苧麻关键理化性状的影响,需要更准确、劳动强度更小的分析方法。本文基于多时序的无人机多光谱影像,协同地面实测数据,定量确定苧麻 SPAD 值、LAI、RWC,并验证苧麻群体影像是否符合偏态分布模式,同时探索偏态分布模式在苧麻理化性状估测上的应用前景;比较不同特征筛选方法和机器学习算法对苧麻理化性状估测精度的影响;探究利用多时序遥感数据综合估测苧麻理化性状的可行性。

1 材料与方法

1.1 试验区域

试验区位于湖南省长沙市湖南农业大学耘园教学基地(28°11'1"N, 113°4'10"E),属于典型的亚热带季风性湿润气候,降水充沛,光热条件良好。试验共布置 154 个小区,包含 154 份种质资源(图 1)。各小区面积 2 m × 1.8 m,2 行 × 4 蔸,蔸间距 0.4 m,行间距为 0.6 m,排水沟宽为 0.5 m。苧麻材料于 2017 年 12 月育苗移栽,2018 年 6 月破秆。试验区土壤成分均一旦土壤肥沃,灌溉排水便捷,田间水肥管理一致。



图 1 苧麻种质试验小区分布图

Fig. 1 Plot distribution of ramie germplasm resources

1.2 数据采集

1.2.1 无人机多光谱遥感影像采集

于 2022 年苧麻苗期(3 月 15 日、3 月 23 日)、封行期(3 月 29 日、4 月 7 日)、旺长期(4 月 12 日、

4月20日)采用大疆 Phantom 4 多光谱无人机获取苕麻冠层影像。该无人机采用厘米级定位系统,集成了6个相机(可见光、蓝光、绿光、红光、红边和近红外),所有相机均拥有200万像素解析力,拍摄图像的最大分辨率为1600像素×1300像素。每次飞行选择在晴朗无风的10:00—12:00时间段进行,无人机遥感系统采取距离地面20m的高度搭配-90°云台俯仰角进行拍摄,航向及旁向重叠度均为85%。

1.2.2 地面数据采集

采集的苕麻理化性状包括 SPAD 值、LAI、RWC,地面数据的采集与无人机飞行在同一天进行。采用 SPAD-502 型叶绿素仪测量苕麻冠层叶片 SPAD 值作为叶片叶绿素相对含量,测量时,选取植株顶部下新展开的叶片(倒4叶或倒5叶),在叶基部开始20%~80%区域的主叶脉两端,取平均值作为该叶片的 SPAD 值,然后随机选取小区内10株苕麻,取其平均值作为该小区的 SPAD 值;使用 LAI-2200 型冠层分析仪进行苕麻 LAI 采集;取苕麻叶片样本称取其湿质量记为 W_w ,然后将上述样本干燥,称其干质量为 W_d ,RWC 定义为湿质量与干质量的差值和湿质量的百分比。

1.3 多光谱遥感影像预处理

1.3.1 遥感影像拼接与校正

采用大疆智图软件生成研究区域的正射影像。拼接过程中,导入地面控制点的三维空间位置信息

进行地理校正(图2a),同时导入定标板的实际反射率进行辐射定标(图2b)。



(a) 试验区地面控制点

(b) 辐射定标板

图2 无人机遥感影像的地理校正及辐射定标

Fig.2 Geocorrection and radiometric calibration of UAV remote sensing images

1.3.2 苕麻植株分割

利用无人机拍摄的苕麻冠层遥感影像可以最大限度地获取顶部展开叶信息,但是,在苗期影像中不可避免地包含了阴影、裸地等非作物信息^[18]。为避免干扰信息的影响,研究基于 HSV 通道的 H 通道值^[19]对土壤进行分割,并进一步利用最大类间方差法去除杂草。

1.4 苕麻理化性状估测模型构建

1.4.1 遥感特征值提取

以往研究中,往往仅选择常用的植被指数进行分析,忽视了高通量、多维度数据对作物目标性状估测的潜在价值。参照文献[20-23],提取了48个光谱特征值的均值、标准差以及9个纹理特征值(表1)。

表1 遥感特征参数

Tab.1 Calculation of remote sensing characteristic parameters

统计特征	参数	计算公式
R	RGB 镜头中,红光波段反射率均值	
G	RGB 镜头中,绿光波段反射率均值	
B	RGB 镜头中,蓝光波段反射率均值	
l	亮度均值	
a	a 颜色通道均值	
b	b 颜色通道均值	
H	色调	
S	饱和度	
V	明度	
Red_edge	红边均值指数	
NIR	近红外均值指数	
R_singe_mean	红光镜头波段反射率均值	
G_singe_mean	绿光镜头波段反射率均值	
B_singe_mean	蓝光镜头波段反射率均值	
NDVI	归一化差异植被指数	$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$
GNDVI	绿色归一化差异植被指数	$GNDVI = (NIR - G) / (NIR + G)$
LCI	土地覆被指数	$LCI = [(NDVI - NDVI_0) / (NDVI_{10} - NDVI_0)]^2 / [(T - T_0) / (T_{max} - T_0)]$
NDRE	归一化差异红色边缘指数	$NDRE = (NIR - REG) / (NIR + REG)$

续表 1

统计特征	参数	计算公式
OSAVI	优化土壤调节植被指数	$OSAVI = (NIR - R) / (NIR + R + 0.16)$
SAVI	土壤调节植被指数	$SAVI = (NIR - R) (1 + L) / (NIR + R + L)$
MSR	改进型比值植被指数	$MSR = (NIR/R - 1) / (\sqrt{NIR/R} - 1)$
EVI	增强植被指数	$EVI = 2.5 [(NIR - R) / (NIR + 6R - 7.5B + 1)]$
RVI	比值植被指数	$RVI = NIR/R$
DVI	差值植被指数	$DVI = NIR - R$
MNLI	修正非线性植被指数	$MNLI = (NIR^2 - R) (1 + 0.5) / (NIR^2 + R + 0.5)$
TVI	转换性植被指数	$TVI = \sqrt{NDVI + 0.5}$
MTIVI	修正三角植被指数	$MTIVI = 1.2 [1.2(NIR - G) - 2.5(R - G)]$
MSAVI	增强型土壤调节植被指数	$MSAVI = 0.5(2NIR + 1) - [(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)]^2$
MSAVI ₂	修改型二次土壤调整指数	$MSAVI_2 = 0.5 [(2NIR + 1) - \sqrt{2(2NIR + 1)} - 8(NIR - R)]$
WDRVI	宽动态范围植被指数	$WDRVI = (\alpha NIR - R) / (\alpha NIR + R)$
NGRDI	归一化绿红差异指数	$NGRDI = (G - R) / (G + R)$
ExG	超绿指数	$ExG = 2G - R - B$
ExR	超红指数	$ExR = 1.4R - G$
CIVE	植被颜色指数	$CIVE = 0.441R - 0.881G + 0.385B + 18.78745$
VEG	植被颜色指数	$VEG = G / (R^{0.667} B^{0.333})$
ExGR	过绿过红指数	$ExGR = ExG - 1.4R - G$
COM	组合系数	$COM = 0.25ExG + 0.3ExGR + 0.33CIVE + 0.12VEG$
COM ₂	组合系数 2	$COM_2 = 0.36ExG + 0.47CIVE + 0.17VEG$
VARI	可见大气抗性指数	$VARI = (G - R) / (G + R - B)$
NGBDI	归一化绿蓝差异指数	$NGBDI = (G - B) / (G + B)$
RGBVI	红绿蓝植被指数	$RGBVI = (G^2 - RB) / (G^2 + RB)$
GLI	绿叶指数	$GLI = (2G - R - B) / (2G + R + B)$
MGRVI	修改型绿红植被指数	$MGRVI = (G^2 - R^2) / (G^2 + R^2)$
GRVI	绿红植被指数	$GRVI = (G - R) / (G + R)$
RGRI	红绿比值指数	$RGRI = R/G$
GBRI	绿蓝比值指数	$GBRI = G/B$
GRNDVI	绿红归一化植被指数	$GRNDVI = (NIR/R) [(NIR - R) / (NIR + R) + 1]$
NDGI	归一化差异绿度指数	$NDGI = (G - R) / (G + R)$
Gray_Mean	灰度共生矩阵均值	$Gray_Mean = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j) / N^2$
Gray_Std	灰度共生矩阵标准差	$Gray_Std = \sqrt{\sum_i \sum_j (i - M_{can})^2 P(i,j)}$
Gray_Contrast	灰度共生矩阵对比度	$Gray_Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i,j)$
Gray_Dissimilarity	灰度共生矩阵非相似	$Gray_Dissimilarity = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j) i - j $
Gray_Homogeneity	灰度共生矩阵同质度	$Gray_Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i + j)^2} P(i,j)$
Gray_Energy	灰度共生矩阵能量	$Gray_Energy = \sum_i \sum_j P(i,j)$
Gray_Correlation	灰度共生矩阵相关	$Gray_Correlation = \frac{\sum \sum (i - x)(j - y)}{\sigma_x \sigma_y}$
Gray_ASM	灰度共生矩阵第二角力矩	$Gray_ASM = \sum_i \sum_j P(i,j)^2$
Gray_Entropy	灰度共生矩阵熵	$Gray_Entropy = \sum_i \sum_j P(i,j) \lg P(i,j)$

注： i, j 分别为像素点行数、列数， $P(i, j)$ 表示影像中位置 (i, j) 的灰度， σ_x, σ_y 为 $p_x(i)$ 和 $p_x(j)$ 的方差， N 为行或列数， M_{can} 为均值， α 为变量。

1.4.2 敏感特征筛选

筛选稳定性高的敏感特征值对于模型性能极其重要，不仅能简化数据处理流程，还能够减少无关信

息对目标变量的干扰。本研究分别采用相关性分析法和递归特征消除法来筛选与目标变量有关的特征值，以上筛选方法均在 Python 中实现。

1.4.3 建模方法及评价指标

所采用的机器学习算法包括5种,分别为线性回归、偏最小二乘回归分析、支持向量机、决策树(Decision tree, DT)和随机森林。

每个时期从所有样地中获取154份样本数据,全生育期共获取样本924份。在建模过程中,采用比例7:3将数据划分为训练集和验证集,采用网格搜索方法寻找不同模型的最佳参数,采用5-折交叉验证方法评估模型,均方根误差(Root mean square error, RMSE)和决定系数(Coefficient of determination, R^2)被用于量化和评估模型性能。

2 结果与分析

2.1 苕麻种质资源理化性状差异

表2为苕麻种质资源SPAD值、LAI、RWC在生育期内的时序变化及各时期统计描述。从苗期到旺长期,气温逐渐升高,干旱胁迫下苕麻叶片萎蔫度增加,导致苕麻SPAD、RWC总体呈现下降趋势。随着麻茎生长,出叶总数逐渐增加,叶片面积逐渐变大,地面实际测量的LAI逐渐增大。

表2 各时期苕麻理化性状统计描述

Tab.2 Statistical description of ramie physicochemical property in different periods

理化性状	生育期	最小值	最大值	平均值	标准差
SPAD 值	苗期	25.500	46.510	37.013	4.018
	封行期	24.700	44.522	36.761	3.391
	旺长期	26.800	44.600	35.489	3.357
	全生育期	24.700	46.510	36.554	3.656
相对含水量/%	苗期	79.694	95.836	87.725	2.365
	封行期	71.312	93.494	79.174	2.529
	旺长期	60.809	85.056	76.961	3.070
	全生育期	60.809	95.836	80.227	4.889
叶面积指数	苗期	0.907	5.035	2.766	0.759
	封行期	1.054	7.250	3.603	1.025
	旺长期	2.244	7.636	4.643	0.911
	全生育期	0.907	7.636	3.653	1.187

从不同生育期苕麻理化性状存在的差异来看,苗期SPAD表现出更为明显的品种差异,标准差达到4.018,表明苕麻种质资源在苗期光效利用上存在较大变异,苗期可能是影响苕麻有机质最终累积量的关键时期;苕麻RWC在不同生育期的总体范围为60.809%~95.836%,较高的含水量差异有助于干旱条件下耐旱品种筛选;苕麻种质资源LAI总体在0.907~7.636之间,同一生育期内变化幅度不大。综上所述,不同时期的苕麻理化性状表现出明显差异,数据集具备建模所需的梯度和差异性。

2.2 苕麻理化性状与遥感特征值的相关性分析

表3为苕麻理化性状与遥感特征值的相关性分析。由表3可知,苕麻SPAD与光谱特征值的相关性比与纹理特征值的相关性更高,平均相关系数达到0.199。苕麻RWC、LAI与纹理特征值的相关性比与光谱特征值的相关性更显著,RWC与纹理特征值的平均相关系数达到0.547,LAI与纹理特征的平均相关系数达到0.563。

表3 不同类型遥感特征值与苕麻理化性状的相关性分析

Tab.3 Correlation analysis between remote sensing eigenvalues and ramie physicochemical property

特征值	偏态参数	SPAD 值	相对含水量	叶面积指数
光谱特征值	可见光光谱	均值 0.247	0.303	0.232
	标准差	0.180	0.457	0.423
	多光谱	均值 0.199	0.309	0.255
	标准差	0.179	0.411	0.390
纹理特征值	均值	0.170	0.547	0.563

研究进一步分析了光谱特征值偏态参数与苕麻理化性状的相关性。与光谱特征值均值相比,标准差总体上具有与RWC、LAI更高的相关性系数,分别达到0.411和0.390。因此,在依靠遥感特征值对作物理化性状进行建模估测时,可考虑遥感特征值的偏态分布情况。

2.3 不同建模策略对苕麻理化性状估测精度的影响

分别采用PCA和RFE筛选敏感特征值作为模型变量,并以模型精度为指标,评估不同特征筛选方法的有效性。由表4可知,与对照(CK)相比,PCA

表4 不同特征筛选方法对苕麻生理指标估算精度的影响

Tab.4 Effects of different feature selection methods

理化性状	模型	R^2			RMSE		
		CK	RFE	PCA	CK	RFE	PCA
SPAD 值	LR	0.606	0.662	0.610	2.256	2.088	2.244
	RF	0.592	0.592	0.594	2.295	2.296	2.291
	SVR	0.618	0.662	0.647	2.221	2.090	2.136
	PLSR	0.601	0.644	0.617	2.259	2.144	2.202
	DT	0.128	0.110	-0.081	3.355	3.390	3.738
相对含水量	LR	0.730	0.793	0.746	2.527%	2.213%	2.454%
	RF	0.741	0.770	0.757	2.476%	2.335%	2.397%
	SVR	0.788	0.776	0.771	2.243%	2.300%	2.328%
	PLSR	0.735	0.792	0.752	2.222%	2.218%	2.402%
	DT	0.590	0.572	0.584	3.117%	3.184%	3.140%
叶面积指数	LR	0.702	0.698	0.686	0.671	0.675	0.689
	RF	0.705	0.707	0.707	0.667	0.665	0.665
	SVR	0.730	0.737	0.730	0.638	0.630	0.639
	PLSR	0.719	0.726	0.722	0.632	0.624	0.630
	DT	0.472	0.324	0.309	0.918	1.009	1.026

注:CK表示不进行特征筛选,RFE表示采用递归特征消除方法筛选敏感特征值,PCA表示采用相关性分析法筛选敏感特征值。

和 RFE 均提高了估测模型的最终精度,但 RFE 具有更好的表现。采用 RFE 筛选特征后,LR - SPAD 估测精度最高, R^2 分别比 CK 和 PCA 提高 9.241%、8.525%;LR - RWC 估测精度最高 ($R^2 = 0.793$, RMSE 为 2.213%), R^2 分别比 CK 和 PCA 方法提高 8.631%、6.300%;SVR - LAI 估测精度 R^2 达到 0.737,比 CK 和 PCA 方法提高 0.959%、0.959%。由此可知,特征筛选是作物反演建模过程中必不可少的步骤,RFE 能提供更加稳定的特征选择。

在建模算法上,对比了 LR、RF、SVR、PLSR、DT 算法的建模精度(表 4)。LR、RF、SVR、PLSR 在估测苧麻理化性状上的综合表现相当,在 SPAD 值上,

这 4 种算法的估测精度都在 0.592 以上;对于 RWC,4 种算法也取得了较高的估测精度, R^2 均在 0.760 以上;对于 LAI,以上 4 种算法 R^2 均在 0.698 以上。但是,DT 对所有苧麻理化性状的估测效果都很差,并且存在训练集过拟合,测试集精度极低的情况。

2.4 基于多维特征的苧麻理化性状估测

表 5 为基于光谱特征值和多维特征值的估测精度对比。由表 5 可知,对于苧麻 SPAD 值,基于单一光谱特征构建的估测模型精度更高,这一结果验证了苧麻 SPAD 值与光谱特征值之间相关性更高的结论。多源特征值的融合取得了更高的估测精度,对

表 5 基于不同类型特征值的苧麻理化性状估测

Tab.5 Estimation accuracy of ramie physiological indexes by different algorithms

理化性状	最佳模型	单一光谱特征值				多维特征值			
		训练集		测试集		训练集		测试集	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
SPAD 值	LR	0.679	2.083	0.660	2.095	0.689	2.050	0.662	2.088
相对含水量	LR	0.788	2.251%	0.772	2.325%	0.780	2.294%	0.793	2.213%
叶面积指数	SVR	0.723	0.614	0.730	0.639	0.736	0.599	0.737	0.630

比单一光谱特征值的估测结果,基于多源特征值的苧麻 RWC、LAI 估测模型的 R^2 分别提高 2.648%、0.950%,RMSE 分别减小 4.817%、1.408%。综上所述,多维数据融合并不适用于所有作物理化性状的估测。

2.5 基于多时序数据融合的苧麻理化性状估测

由图 3 可知,对于所有苧麻理化性状,基于多时序数据构建的估测模型都具有最佳效果。对于苧麻 SPAD 值,单一生育期模型 R^2 为 0.270~0.367,由大到小表现为苗期、封行期、旺长期;对于 RWC,单一生育期模型 R^2 为 0.026~0.086,多时序数据的融合显著提升了 RWC 估测效果,分别比苗期、封行期、旺长期估测精度提高 93.583%、90.081%、77.127%;对于 LAI,单一生育期模型性能由大到小表现为封行期、苗期、旺长期, R^2 分别为 0.666、0.596、0.368, RMSE 分别为 0.598、0.487、0.707。综上所述,使用多个生长阶段数据进行建模将提高

苧麻种质资源生理生化指标估测精度。

3 讨论

针对特征筛选,研究比较 PCA 和 RFE 2 种方法筛选敏感特征值的有效性(表 4),结果表明,RFE 比 PCA 具有更好的处理效果,特征筛选能显著提高模型精度。另外,作物理化指标对遥感特征值的类型也存在响应差异,相比多光谱特征值和纹理特征值,RGB 波段特征值与苧麻 SPAD 值具有更强相关性,证明了低成本 RGB 相机在作物叶绿素反演中的应用潜力。然而在以往研究中,尽管 RGB 波段信息具有很好的估算能力^[24],但多光谱波段特征与作物 SPAD 值存在更大相关性^[25]。纹理特征值在苧麻种质资源 RWC 和 LAI 估测中发挥关键作用,这是因为,光谱植被指数在 LAI 和 RWC 较大时会出现饱和现象,存在估测局限性。

针对算法筛选,以往研究表明,适宜的算法有助于提高作物理化指标估测的精度^[26]。研究对比了 LR、RF、SVR、PLSR 4 种机器学习算法的性能,结果表明 4 种算法都能较好估测苧麻种质资源理化指标,并且具有较高的估测精度。但是,机器学习算法也存在一些问题,如对数据集的大小和结构要求高,算法过程复杂,中间变量过多^[27]。

针对多时序数据融合,研究结果表明使用多个生长阶段数据进行建模将提高苧麻种质资源理化指标估测精度,因为在某些物候期发现的差异可以在

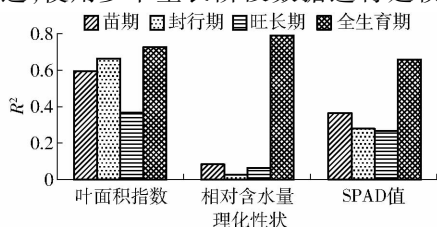


图 3 不同生育期苧麻理化性状估测精度

Fig.3 Monitoring accuracy of ramie physiological indexes in different growth stages

其他物候期得到补偿^[28],这一结论与 HUNTER 等^[29]的研究结果一致。

4 结论

(1) 苜蓿各项理化性状对不同类型遥感特征值的响应程度不同,苜蓿 SPAD 值对 RGB 波段光谱特征值敏感,而苜蓿 RWC、LAI 除了与光谱特征值具有较强相关关系外,与纹理特征值也存在显著相关。另外,光谱偏态参数能够提供额外的数据信息。

(2) 不同的机器学习算法在模型构建与验证中有不同表现,除 DT 外,其他 4 种算法构建的模型精度相当且稳定,其中基于 LR 的苜蓿 SPAD 值、RWC 估测模型精度分别为 0.662、0.793,基于 SVR 的苜蓿 LAI 估测精度可达到 0.737。

(3) 对比单一生育期模型,基于多时序数据构建的苜蓿生理生化指标估测模型具有更好的估测效果,但该模型在监测单个生长阶段的作物性状时会产生较大的误差。

参 考 文 献

- [1] PHILLIPS R L. Mobilizing science to break yield barriers[J]. *Crop Science*, 2010, 50: 99–109.
- [2] 王亚杰. 基于无人机多光谱遥感的玉米叶面积指数监测方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2018.
WANG Yajie. Study on monitoring method of maize leaf area index based on UAV multi-spectral remote sensing[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018. (in Chinese)
- [3] WATSON D J. Comparative physiological studies on the growth of field crops: I. Variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties, and within and between years[J]. *Annals of Botany*, 1947, 11: 41–76.
- [4] 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)
- [5] 梁亮, 杨敏华, 张连蓬, 等. 基于 SVR 算法的小麦冠层叶绿素含量高光谱反演[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(20): 162–171, 294.
LIANG Liang, YANG Minhua, ZHANG Lianpeng, et al. Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for wheat canopy based on SVR algorithm[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(20): 162–171, 294. (in Chinese)
- [6] LI Y M, NI S X M, WANG X Z. The robustness of linear regression model in rice leaf chlorophyll concentration prediction[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2003, 7(5): 364–371.
- [7] ALEXANDRIDIS T K, OVAKOGLU G, CLEVERS J G P W. Relationship between MODIS EVI and LAI across time and space[J]. *Geocarto International*, 2019, 35(13): 1–14.
- [8] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱长势指标的冬小麦长势监测[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 180–191.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Monitoring of winter wheat growth based on UAV hyperspectral growth index[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 180–191. (in Chinese)
- [9] 李云梅, 倪绍祥, 王秀珍. 线性回归模型估算水稻叶片叶绿素含量的适宜性分析[J]. *遥感学报*, 2003, 7(5): 364–371.
LI Yunmei, NI Shaoxiang, WANG Xiuzhen. The robustness of linear regression model in rice leaf chlorophyll concentration prediction[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2003, 7(5): 364–371. (in Chinese)
- [10] RAUN W R, SOLIE J B, JOHNSON G V, et al. Improving nitrogen use efficiency in cereal grain production with optical sensing and variable rate application[J]. *Agron. J.*, 2002, 94(4): 815–820.
- [11] 林沂, 刘思远, 晏磊, 等. 叶表面偏振反射测量对冬小麦氮含量高光谱估算的提升[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(6): 1956–1964.
LIN Yi, LIU Siyuan, YAN Lei, et al. Improvement of hyperspectral estimation of nitrogen content in winter wheat by leaf surface polarization reflection measurement[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2020, 40(6): 1956–1964. (in Chinese)
- [12] SUKHOVA E. Application of reflectance indices for remote sensing of plants and revealing actions of stressors[J]. *Photonics*, 2021, 8(12): 582–609.
- [13] CHEN X, HE B Y, HUANG Y H, et al. Estimation of maize leaf area index based on UAV hyperspectral data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(4): 775–784.
- [14] 牛玉洁, 李晓鹏, 张佳宝, 等. 融合无人机载激光雷达与多光谱遥感数据的冬小麦叶面积指数反演[J]. *土壤学报*, 2022, 59(1): 161–171.
NIU Yujie, LI Xiaopeng, ZHANG Jiabao, et al. Inversion of leaf area index in winter wheat by merging UAV LiDAR and multispectral remote sensing data[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2022, 59(1): 161–171. (in Chinese)
- [15] 冯海宽, 杨福芹, 杨贵军, 等. 基于特征光谱参数的苹果叶片叶绿素含量估算[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(6): 182–188.
FENG Haikuan, YANG Fuqin, YANG Guijun, et al. Estimation of chlorophyll content in apple leaves based on characteristic spectral parameters[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(6): 182–188. (in Chinese)
- [16] WU X M, ZHANG F G, LV J T. Research on recognition of tea leaf based on image color information[J]. *Journal of Tea Science*, 2013, 33(6): 584–589.
- [17] 张佩, 陈郑盟, 马顺登, 等. 用冠层叶色偏态分布模式 RGB 模型预测大豆产量[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(9): 120–126.
ZHANG Pei, CHEN Zhenmeng, MA Shundeng, et al. Prediction of soybean yield by using RGB model with skew distribution pattern of canopy leaf color[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(9): 120–126. (in Chinese)

- [25] WANG C, FENG G, ZHANG Z, et al. Geometrical and statistical analysis of dynamic crack morphology in shrink-swell soils with addition of maize roots or salinity (NaCl)[J]. *Soil & Tillage Research*, 2021, 212: 105057.
- [26] LAKSHMIKANTHA M R, PRAT P C, LEDESMA A. Image analysis for the quantification of a developing crack network on a drying soil[J]. *ASTM Geotech Test J.*, 2009, 32(6): 1 – 11.
- [27] BOIVIN P, GARNIER P, VAUCLIN M. Modeling the soil shrinkage and water retention curves with the same equations[J]. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 2006, 70: 1082 – 1093.
- [28] BRAKE B T, PLOEG M J, ROOIJ G H. Water storage change estimation from in situ shrinkage measurements of clay soils [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2013, 17(5): 1933 – 1949.
- [29] BRUAND A, PROST R. Effect of water content on the fabric of a soil material; an experimental approach[J]. *Journal of Soil Science*, 1987, 38(3): 461 – 472.
- [30] LAKSHMIKANTHA M R, PRAT P C, LEDESMA A. Experimental evidence of size effect in soil cracking[J]. *Canadian Geotechnical Journal*, 2012, 49: 264 – 284.
- [31] ANDREW C A, LI Guowei, WU Jiantao, et al. An image-based method for quick measurement of the soil shrinkage characteristics curve of soil slurry[J]. *Geoderma*, 2020, 363: 114165.
- [32] ÁVILA G. Estudio de la retracción y el agrietamiento de arcillas; aplicación a la arcilla de Bogotá [D]. Barcelona, Spain; Universitat Politècnica de Catalunya, 2004.
- [33] PARTHA N M, ZHANG Yuan, HABIBULLAH B, et al. Anisotropy in volume change behaviour of soils during shrinkage[J]. *Acta Geotechnica*, 2020, 15(12): 3399 – 3414.

(上接第 200 页)

- [18] 李红军, 李佳珍, 雷玉平, 等. 无人机搭载数码相机航拍进行小麦、玉米氮素营养诊断研究[J]. *中国生态农业学报*, 2017, 25(12): 1832 – 1841.
LI Hongjun, LI Jiazhen, LEI Yuping, et al. Diagnosis of nitrogen nutrition of winter wheat and summer corn using images from digital camera equipped on UAV[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2017, 25(12): 1832 – 1841. (in Chinese)
- [19] 崔丹丹, 杨瑞芳, 余玮, 等. 基于可见光遥感的苧麻种质资源冠层性状研究[J]. *植物遗传资源学报*, 2020, 21(2): 483 – 490.
CUI Dandan, YANG Ruifang, SHE Wei, et al. Studies on canopy characters of ramie germplasm resources based on visible light remote sensing[J]. *Journal of Plant Genetic Resources*, 2020, 21(2): 483 – 490. (in Chinese)
- [20] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. *Remote Sens. Environ.*, 2002, 80(1): 76 – 87.
- [21] SULIK J J, LONG D S. Spectral considerations for modeling yield of canola[J]. *Remote Sens. Environ.*, 2016, 184: 161 – 174.
- [22] HUNT J E R, CAVIGELLI M, DAUGHTRY C S T, et al. Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status[J]. *Precision Agriculture*, 2005, 6: 359 – 378.
- [23] JULIANE B, KANG Y, HELGE A, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 39: 79 – 87.
- [24] 贺英, 邓磊, 毛智慧, 等. 基于数码相机的玉米冠层 SPAD 遥感估算[J]. *中国农业科学*, 2018, 51(15): 66 – 77.
HE Ying, DENG Lei, MAO Zhihui, et al. Estimation of maize canopy by SPAD remote sensing based on digital camera[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2018, 51(15): 66 – 77. (in Chinese)
- [25] 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.
NIU Qinglin, FENG Haikuan, ZHOU Xinguo, et al. Estimation of SPAD value of winter wheat by combination of visible light and multispectral vegetation index[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(8): 183 – 194. (in Chinese)
- [26] 肖志云, 王伊凝. 基于 RF-VR 的紫丁香叶片叶绿素含量高光谱反演[J]. *浙江农业学报*, 2021, 33(11): 2164 – 2173.
XIAO Zhiyun, WANG Yining. Hyperspectral inversion of chlorophyll content in lilac leaves based on RF-VR [J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2021, 33(11): 2164 – 2173. (in Chinese)
- [27] 徐晋, 蒙继华. 农作物叶绿素含量遥感估算的研究进展与展望[J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(1): 74 – 85.
XU Jin, MENG Jihua. Research progress and prospect of crop chlorophyll content estimation by remote sensing[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2016, 31(1): 74 – 85. (in Chinese)
- [28] CAMPOS I, GONZÁLEZ-GÓMEZ L, VILLODRE J, et al. Mapping within-field variability in wheat yield and biomass using remote sensing vegetation indices[J]. *Precis. Agric.*, 2019, 20: 214 – 236.
- [29] HUNTER F D L, MITCHARD E T A, TYRRELL P, et al. Inter-seasonal time series imagery enhances classification accuracy of grazing resource and land degradation maps in a savanna ecosystem[J]. *Remote Sens.*, 2020, 2(1): 198 – 215.