

基于无人机多光谱的猕猴桃园冠层叶绿素含量检测方法

霍迎秋^{1,2} 赵士超¹ 赵国淇¹ 孙江昊¹ 胡少军^{1,2}

(1. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为实现对猕猴桃园区果树整体生长健康状况的快速、大规模监测,以猕猴桃园冠层叶片为研究对象,基于无人机拍摄果园多光谱图像,然后利用 Pix4Dmapper 软件拼接多光谱图像,获取果园的正射影像图,并进行辐射校正。切分正射影像为 420 个区域图像作为样本,采用最大类间方差法 (Otsu) 分割样本图像的冠层叶片与土壤背景,并实测每个样本的冠层 SPAD 值,构建冠层叶片多光谱数据集。采用箱线图法对数据集进行异常值检测,剔除异常样本;然后利用多光谱图像多通道的数据特点,提取图像的相邻通道变化率和 23 种常用植被指数,以及二者组合作为样本特征值,接着利用 CARS、LARS、IRIV 等 3 种特征筛选算法优选特征,分别结合偏最小二乘回归 (PLSR)、支持向量回归 (SVR)、岭回归 (RR)、多元线性回归 (MLR) 和极限梯度提升树 (XGBoost)、最小绝对收缩和选择算子回归 (Lasso)、随机森林回归 (RFR)、高斯过程回归 (GPR) 等 8 种方法构建模型,识别猕猴桃园冠层 SPAD 值;最后对比分析以不同样本特征构建的 24 个模型的性能,实验结果表明:以相邻通道变化率为特征建立的模型中,GPR 模型性能最好, R^2 、RMSE 分别为 0.770/3.044;以植被指数和相邻通道变化率组合特征建立的模型中,GPR 模型性能也最好, R^2 、RMSE 分别为 0.783/2.957;以植被指数为数据特征建立的 XGBoost 模型性能最优, R^2 、RMSE 分别为 0.787/2.933;因此基于无人机遥感的智能检测模型能够对果园冠层叶绿素含量进行准确评估。

关键词: 猕猴桃园; 叶绿素含量; 多光谱; 机器学习; 无人机

中图分类号: S663.4; S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)09-0297-11

OSID:



Detection Method of Chlorophyll Content in Canopy of Kiwifruit Orchard Based on UAV

HUO Yingqiu^{1,2} ZHAO Shichao¹ ZHAO Guoqi¹ SUN Jianghao¹ HU Shaojun^{1,2}

(1. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Key Laboratory for Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Digitalization and intelligence play a crucial role in facilitating the high-quality development of the kiwifruit industry. Unlike other fruit trees, kiwi trees are vine plants that require abundant mineral nutrients during their key growth period. Inadequate management can easily lead to nutrient deficiencies, which not only affect the health of the trees but also impact the yield and quality of kiwis. Therefore, real-time monitoring of tree growth health is essential. To achieve fast and large-scale monitoring of overall growth and health in kiwi orchards, the drone was used to capture multispectral images of orchards, and then Pix4Dmapper software was utilized to splice UAV multispectral images for orthophoto maps and radiation correction on canopy leaves. The segmented orthophoto images were used as samples from 420 regions. The maximum inter-class variance (Otsu) method was employed to segment canopy leaves from soil backgrounds in the sample images, enabling measurement of canopy SPAD values for constructing a multispectral dataset. Firstly, outliers within the dataset were detected by using box plot analysis and subsequently removed as abnormal samples. Next, based on data characteristics derived from multi-channel images, feature values such as change rates between adjacent channels and 23 kinds of

收稿日期: 2024-05-18 修回日期: 2024-06-20

基金项目: 陕西省重点研发计划项目 (2023-YBNY-080)、陕西省自然科学基金基础研究计划项目 (2023-JC-YB-489)、国家级大学生创新训练计划项目 (202310712098) 和西安市科技计划项目 (24NYGG0031)

作者简介: 霍迎秋 (1978—), 男, 高级实验师, 博士, 主要从事人工智能农业应用研究, E-mail: fallying@nwsuaf.edu.cn

通信作者: 胡少军 (1980—), 男, 副教授, 博士, 主要从事数字农业研究, E-mail: hsj@nwsuaf.edu.cn

common vegetation indices were extracted, as well as their combination, to serve as sample feature values. Then three feature screening algorithms, including CARS, LARS, and IRIV were applied to optimize these features accordingly. Eight modeling methods, partial least square regression (PLSR), support vector regression (SVR), ridge regression (RR), multiple linear regression (MLR), extreme gradient boosting (XGBoost), least absolute shrinkage and selection operator regression (Lasso), random forest regression (RFR), and Gaussian process regression (GPR), were employed to construct models for identifying canopy chlorophyll content in macaque peach orchards. Finally, the performance of the 24 models constructed with different sample features was compared and analyzed. The experimental results showed that GPR model had the best performance among the models based on the change rate of adjacent channels, R^2 and RMSE were 0.770 and 3.044, respectively. Among the models based on the combination of vegetation index and adjacent channel change rate, GPR model also had the best performance, R^2 and RMSE were 0.783 and 2.957, respectively. The XGBoost model based on vegetation index was the best among all models, R^2 and RMSE were 0.787 and 2.933, respectively. Consequently, the intelligent detection model utilizing UAV remote sensing enabled accurate assessment of orchard canopy chlorophyll content while facilitating analysis of orchard health status to provide decision support for subsequent intelligent orchard management.

Key words: kiwifruit orchards; chlorophyll content; multispectra; machine learning; UAV

0 引言

数字化、智慧化是猕猴桃产业高质量发展的关键^[1]。猕猴桃生长过程中养分需求量较大,易导致缺素症,进而产生病变,影响树体健康,乃至猕猴桃产量和品质^[2],因此需要不断检测树体的生长健康状况,以期在尚未产生病变之前,尽早发现,及时处理。叶绿素作为光合作用的重要色素,其含量变化是猕猴桃胁迫状况、光合作用能力、氮利用效率的重要表征^[3-4],反映猕猴桃树的生长健康状况^[5]。

在传统的果园管理中,评估作物生长状况主要依赖肉眼观察和田间采样后的实验室检测,此方法消耗大量人力、时间,且对树体造成一定程度的破坏,同时结果常具有滞后性^[6]。近年来,基于无人机的低空遥感监测技术被广泛应用于果园监测与管理^[7-10],能够实时、精准、大规模地获取作物生长信息^[11-13],极大地提高了果园管理效率和精度。文献[14]分析了基于遥感影像获取作物冠层的光谱特征,构建冠层叶绿素回归模型的方法。文献[15]基于无人机多光谱遥感影像,构建回归分析模型预测冬小麦产量。文献[16]基于无人机多光谱估算不同生育期小麦冠层的 SPAD 值。很多学者基于低空无人机平台采集作物的多光谱图像数据,如水稻^[17]、棉花^[18]、苕麻^[19]、玉米^[20]、大豆^[21]、沉香幼苗^[22]、甜菜^[23]、马铃薯^[24]、番茄^[25]、柑橘^[26]等,研究构建识别模型,实现对作物生理指标的智能检测,均取得良好效果。但是,基于无人机多光谱图像对猕猴桃园整体生理状况进行监测的研究工作尚未发现。

本文以猕猴桃冠层叶片为研究对象,采用低空无人机携带多光谱传感器采集猕猴桃园冠层叶片光谱数据,并测量冠层叶片叶绿素相对含量 (SPAD 值),构建数据集;采用多种预处理方法提取光谱特征值,结合多种建模方法构建猕猴桃园区 SPAD 智能识别模型,再对比分析多种模型性能。

1 材料与方法

1.1 采样区划分

数据采集地为陕西省杨凌农业高新技术产业示范区杜寨村大寨街道 (34°17'38"N, 108°04'05"E)。研究区域位于关中平原中心地带,年平均气温为 12.9℃,年降水量介于 635.1~663.9 mm 之间,土壤富饶且地形条件优越,属于大陆性季风气候,具有半湿润特点,是猕猴桃生长的理想环境。实验用的猕猴桃园区内共有 22 行藤架,在藤架间规划布置 420 个采样区,每个采样区尺寸 1 m×1 m。

1.2 无人机影像数据获取

使用大疆精灵 4 多光谱版无人机 (Phantom 4-m, P4M) 获取猕猴桃冠层影像,该无人机搭载 6 个 208 万像素的传感器,包含 1 个可见光成像 RGB 传感器和 5 个多光谱成像单波段传感器,RGB 传感器获取可见光图像,其他 5 个单波段传感器分别获取红、绿、蓝、红边、近红外等 5 个单波段图像。详细参数如表 1 所示。数据采集时间:2022 年 8 月 8 日 11:00,当天晴朗无风,视野开阔,适航性良好。在无人机起飞前,在距标定板高度约 20 cm 的位置对标定板进行一次手动拍摄,用于后续辐射校正。采用 DJI GS Pro 系统设置飞行参数和航线规划,设置飞行高度为 25 m,空间分辨率为 1.32 cm/像素,旁向

重叠率为 70%，航向重叠率为 80%，速度为 1.7 m/s，每 2 s 拍摄一组，每组包含 5 幅 TIF 格式单通道光谱图和 1 幅 JPG 格式可见光图，共获得 244 组，共计 1 464 幅图像数据。

表 1 单波段传感器各通道参数

通道	中心波长	频宽
蓝光(B)	450	16
绿光(G)	560	16
红光(R)	650	16
红边(RE)	730	16
近红外(NIR)	840	26

1.3 猕猴桃园冠层叶片 SPAD 值测定

叶绿素相对含量 (SPAD 值) 与叶绿素含量密切相关,可以有效地反映植物叶片叶绿素含量。相对于化学实验测量方法,测量 SPAD 值是获取叶片叶绿素含量的一种无损、便捷的方法^[27]。因此,采用日本柯尼卡美能达公司生产的便携设备 SPAD-502Plus,测量果园冠层叶片 SPAD 值^[28]。数据采集时间为 12:00。在划分的 420 个采样区域,按照顺序在每个采样区域中选择一片完全暴露于日光下的叶片进行测量。采集前将探头贴紧进行校正。测量时,在叶片一侧的上、中、下位置各测量 1 次,再在叶片另一侧的对称位置各测量 1 次,测量后根据采样点编号记录 SPAD 值数据,测量流程如图 1 所示。

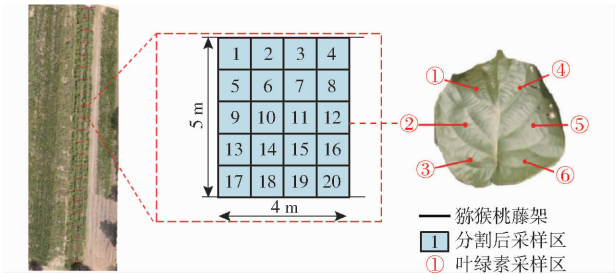


图 1 SPAD 值测量流程图

Fig. 1 SPAD values measurement flowchart

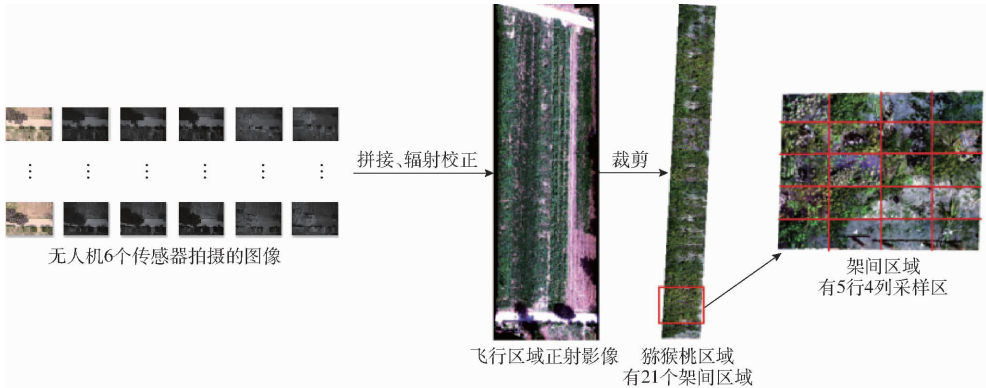


图 2 多光谱图像处理流程图

Fig. 2 Multispectral image processing flowchart

采集结束后,将每个叶片 6 个采样点的 SPAD 值计算平均值,作为该采样区的 SPAD 值,最终得到 420 个采样区的 SPAD 值。整合之前的 420 个采样区的多光谱数据,构建样本数据集。将数据集随机分为两组,其中 80% 作为训练集训练模型,剩余 20% 作为测试集。SPAD 值统计结果见表 2。

表 2 猕猴桃冠层叶片 SPAD 值数据统计

Tab. 2 Statistics on SPAD values of kiwifruit canopy leaves					
样本数量	最小值	最大值	平均值	标准差	变异系数
336	24. 10	60. 70	44. 47	7. 25	0. 16
84	26. 70	57. 02	42. 97	6. 44	0. 15
420	24. 10	60. 70	44. 17	7. 11	0. 16

1.4 多光谱图像处理

1.4.1 图像预处理

首先通过 Pix4Dmapper 软件对无人机拍摄的多光谱图像进行拼接,得到飞行区域正射影像图。为获取地面真实的光谱反射率,需要对正射影像每个通道的图像进行辐射校正。辐射校正公式为

$$\frac{D_{NS}}{R_s} = \frac{D_N}{R} \tag{1}$$

式中 D_{NS} ——无人机拍摄标定板得到的标定板 DN 值(遥感影像像元亮度)

R_s ——标定板反射率

D_N ——无人机拍摄研究区得到的猕猴桃 DN 值

R ——猕猴桃园反射率

对飞行区域正射影像完成辐射校正后,使用 ArcMap 软件对采样区域进行裁剪。首先从飞行区域正射影像中裁剪出猕猴桃区域,再根据猕猴桃架裁剪出 21 个架间区域,在每个架间区域按照 5 行 4 列裁剪得到 20 个采样区的多光谱图像,多光谱图像处理流程如图 2 所示。

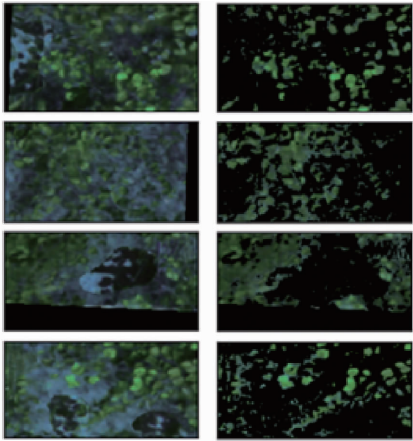
1.4.2 猕猴桃冠层叶片提取

最大类间方差法 (Otsu) 是一种基于图像灰度图的自适应阈值分割方法^[29]。为避免土壤、阴影等非作物信息的干扰,使用 Otsu 算法对猕猴桃树冠层叶片进行提取,样本分割结果如图 3 所示。实验结果表明,Otsu 算法有效过滤了掺杂阴影、土壤等背景区域,分割出了猕猴桃树冠层叶片图像。

1.5 光谱指数计算

1.5.1 植被指数选取

根据植被光谱特性,将可见光和近红外波段组合,对猕猴桃冠层状况进行简单、有效地度量^[30]。基于现有研究成果,选取常用的 23 种植被指数,公式如表 3 所示。



(a) 样本原图 (b) Otsu算法分割效果

图 3 猕猴桃冠层叶片区域分割情况 (部分,经调亮显示)

Fig.3 Regional segmentation of kiwifruit canopy leaves (partial, highlighted)

表 3 植被指数计算公式

Tab.3 Calculation formula of vegetation index

植被指数	公式
归一化植被指数 (NDVI)	$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R)$
绿色归一化植被指数 (GNDVI)	$GNDVI = (\rho_{NIR} - \rho_G) / (\rho_{NIR} + \rho_G)$
归一化红边指数 (NDRE)	$NDRE = (\rho_{NIR} - \rho_{RE}) / (\rho_{NIR} + \rho_{RE})$
叶片叶绿素指数 (LCI)	$LCI = (\rho_{NIR} - \rho_{RE}) / (\rho_{NIR} + \rho_R)$
差值植被指数 (DVI)	$DVI = \rho_{NIR} - \rho_R$
比值植被指数 (RVI)	$RVI = \rho_{NIR} / \rho_R$
增强植被指数 (EVI)	$EVI = 2.5(\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + 6\rho_R - 7.5\rho_B + 1)$
三角植被指数 (TVI)	$TVI = 60(\rho_{NIR} - \rho_G) - 100(\rho_R - \rho_G)$
绿色叶绿素指数 (CGI)	$CGI = \rho_{NIR} / \rho_G - 1$
绿色植被指数 (GDVI)	$GDVI = \rho_{NIR} - \rho_G$
修正土壤调节植被指数 (MSAVI)	$MSAVI = 2\rho_{NIR} + 1 - \sqrt{(2\rho_{NIR} + 1)^2 - 8(\rho_{NIR} - \rho_R)}/2$
大气抗阻植被指数 (ARVI)	$ARVI = \{\rho_{NIR} - [\rho_R - 2(\rho_B - \rho_R)]\} / \{\rho_{NIR} + [\rho_R - 2(\rho_B - \rho_R)]\}$
结构不敏感色素指数 (SIPI)	$SIPI = (\rho_{NIR} - \rho_B) / (\rho_{NIR} - \rho_R)$
优化型土壤调节植被指数 (OSAVI)	$OSAVI = 1.16(\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R + 0.16)$
绿色优化土壤调节指数 (GOSAVI)	$GOSAVI = (\rho_{NIR} - \rho_G) / (\rho_{NIR} + \rho_G + 0.16)$
过绿指数 (ExG)	$ExG = 2(\rho_G - \rho_B - \rho_R) / (\rho_B + \rho_G + \rho_R)$
过红指数 (ExR)	$ExR = (1.4\rho_R - \rho_G) / (\rho_B + \rho_G + \rho_R)$
超绿超红差分指数 (ExGR)	$ExGR = ExG - ExR$
绿红植被指数 (GRVI)	$GRVI = (\rho_R - \rho_G) / (\rho_R + \rho_G)$
归一化指数 (NDI)	$NDI = (\rho_G - \rho_R) / (\rho_G + \rho_R)$
红绿指数 (RGI)	$RGI = \rho_R / \rho_G$
增强归一化植被指数 (ENDVI)	$ENDVI = (\rho_{NIR} + \rho_G - 2\rho_B) / (\rho_{NIR} + \rho_G + 2\rho_B)$
简单比例指数 (SRI)	$SRI = \rho_{NIR} / \rho_R$

注: ρ_B 、 ρ_G 、 ρ_R 、 ρ_{RE} 、 ρ_{NIR} 分别表示蓝波段、绿波段、红波段、红边波段、近红外波段反射率。

1.5.2 相邻通道变化率

文献[31]通过实验证明了高光谱数据波段间的光谱变化速率可作为叶绿素含量的估算参数。本研究根据实验数据、各通道的反射率及其中心波长绘制了光谱图,如图 4 所示。不同颜色的折线表示不同样本各通道反射率变化趋势,每一段直线的斜率为相邻通道变化率。从光谱图中可以看出,不同

样本反射率在变化规律上保持一致,但各通道反射率在数值上存在差异。因此,多光谱数据相邻通道的变化率与猕猴桃园冠层 SPAD 值存在相关性。相邻通道变化率计算公式为

$$I_1 = \frac{\rho_G - \rho_B}{560 - 450} \tag{2}$$

$$I_2 = \frac{\rho_R - \rho_G}{650 - 560} \tag{3}$$

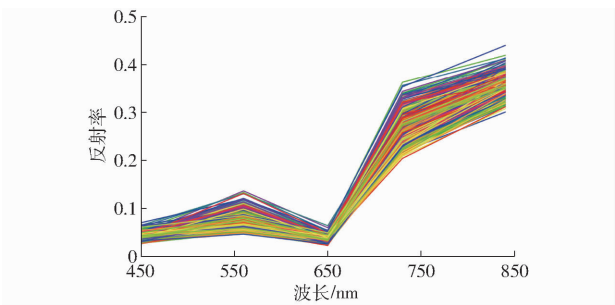


图 4 实验数据光谱图
Fig. 4 Spectrogram of experimental data

$$I_3 = \frac{\rho_{RE} - \rho_R}{730 - 650} \tag{4}$$

$$I_4 = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RE}}{840 - 730} \tag{5}$$

式中 I_i ——相邻通道变化率, $i = 1, 2, 3, 4$
基于以上分析,将相邻通道变化率作为样本特征值。

1.5.3 异常值处理

文献[32]基于箱线图有效剔除异常点,使得模型拥有更好的鲁棒性。采用箱线图对采集的光谱数据进行统计,分析原始数据的差异性和离散程度,如图 5 所示。25%~75% 四分位距展示了各个光谱反射率的主要分布范围,B 通道范围为 0.050~0.138, G 通道范围为 0.091~0.271, R 通道范围为 0.043~0.126, RE 通道范围为 0.407~0.725, NIR 通道范围为 0.600~0.880。四分位距 (IQR) 是上四分位数 Q3 和下四分位数 Q1 之间的差,将超过上限 $Q3 + 1.5IQR$ 和下限 $Q1 - 1.5IQR$ 的数据认为是异常值,由 1.5IQR 可判断数据存在异常值。RE 通道不存在异常值, B、G、R、NIR 4 个通道存在异常值。采用 3σ 法对原始数据进行筛选,剔除 $\mu \pm 3\sigma$ (μ 为平均值, σ 为标准差) 区间外的点,使数据服从正态分布,保留 412 个样本数据集。

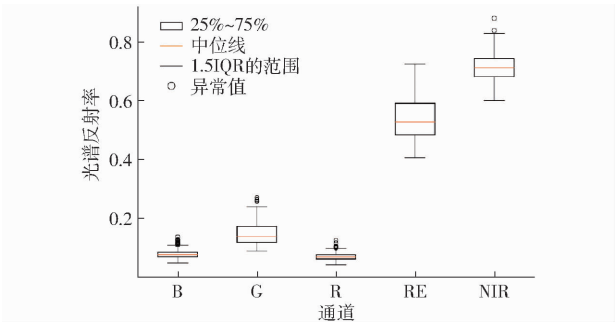


图 5 光谱反射率箱线图
Fig. 5 Boxplot of spectral reflectance

1.6 模型构建与精度检验

采用偏最小二乘回归模型 (Partial least squares regression, PLSR)、支持向量回归模型 (Support vector regression, SVR)、岭回归 (Ridge regression, RR)、多

元线性回归 (Multiple linear regression, MLR)、极限梯度提升树 (Extreme gradient boosting, XGBoost)、最小绝对收缩和选择算子回归 (Least absolute shrinkage and selection operator, Lasso)、随机森林回归 (Random forest regression, RFR)、高斯过程回归 (Gaussian process regression, GPR) 等 8 种方法构建猕猴桃园冠层 SPAD 值智能检测模型^[33-36]。

剔除样本异常值后,共保留 412 个数据,将剩余数据随机划分 80% 用于回归建模,20% 用于测试模型精度。以相邻通道变化率和植被指数以及二者组合作为样本特征,并将决定系数 (Coefficient of determination, R^2) 和均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 作为模型精度评价指标。

2 结果与分析

2.1 相邻通道变化率与猕猴桃园冠层 SPAD 值相关性分析

采用皮尔逊相关系数 (Pearson correlation coefficient, PCCs) 分析猕猴桃冠层叶片多光谱图像的蓝光、绿光、红光、红边、近红外等 5 个通道的光谱反射率与猕猴桃冠层 SPAD 值之间的相关性。实验结果显示,绿、红边波段光谱反射率与 SPAD 值的相关系数绝对值最高,相关系数分别为 -0.725、-0.722,其他均在 0.120~0.300 之间,5 个波段光谱反射率与 SPAD 值相关性均在 0.01 水平上显著。综合来看,5 个波段的光谱反射率与猕猴桃园冠层叶片 SPAD 值具有显著、稳定的相关关系。因此以 5 个通道的光谱反射率构建的 4 个相邻通道变化率,作为识别猕猴桃树冠层 SPAD 值的特征值。

2.2 植被指数与猕猴桃园冠层 SPAD 值相关性分析

在遥感定量估算叶绿素含量的研究过程中,通常需要建立叶绿素含量与光谱指数之间的相关关系,并进行分析,选择出敏感光谱变量^[37]。对选取的多光谱植被指数与获取的猕猴桃区域 SPAD 值进行 Pearson 相关性分析,结果如图 6 所示。

分析数据可知,猕猴桃园区冠层 SPAD 值与多个植被指数存在不同显著水平的相关,MSAVI 与 SPAD 值相关性不显著 ($P > 0.05$),其他植被指数与 SPAD 值均存在极显著关系 ($P < 0.01$),其中 NDRE、LCI 与 SPAD 值的相关系数最高,其相关系数为 0.838。

综合以上分析可知,除 MSAVI 指数外,其他植被指数均与猕猴桃园冠层 SPAD 值呈现较好的相关性。因此,剔除 MSAVI 指数,选取表 3 中其余 22 个

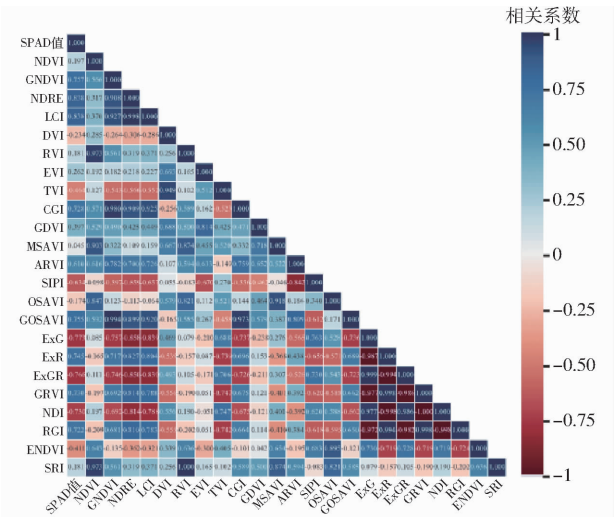


图6 Pearson 相关系数矩阵

Fig.6 Pearson correlation coefficient matrix

植被指数作为样本特征。但部分多光谱植被指数间可能存在共线性问题,因此需要利用其他特征筛选方法进一步选取模型的最优变量组合。

表4 不同特征筛选方法模型估算精度

Tab.4 Accuracy estimation of models with different feature selection methods

变量特征	模型	CK			CARS			LARS			IRIV		
		特征值 个数	R ²	RMSE	特征值 个数	R ²	RMSE	特征值 个数	R ²	RMSE	特征值 个数	R ²	RMSE
植被指数	PLSR	22	0.709	3.422	13	0.717	3.378	3	0.726	3.322	4	0.752	3.163
	SVR	22	0.729	3.305	13	0.753	3.154	3	0.750	3.175	4	0.767	3.066
	RR	22	0.764	3.083	13	0.762	3.097	3	0.726	3.325	4	0.762	3.097
	MLR	22	0.774	3.021	13	0.781	2.974	3	0.726	3.325	4	0.773	3.026
	XGBoost	22	0.775	3.012	13	0.751	3.167	3	0.730	3.301	4	0.745	3.205
	Lasso	22	0.724	3.336	13	0.724	3.336	3	0.699	3.480	4	0.720	3.361
	RFR	22	0.776	3.005	13	0.774	3.017	3	0.752	3.162	4	0.755	3.139
	GPR	22	0.585	4.090	13	0.652	3.743	3	0.774	3.019	4	0.772	3.031
植被指数与相邻 通道变化率组合	PLSR	26	0.718	3.371	20	0.723	3.341	3	0.724	3.336	8	0.739	3.241
	SVR	26	0.740	3.237	20	0.748	3.184	3	0.756	3.135	8	0.764	3.083
	RR	26	0.766	3.071	20	0.769	3.053	3	0.724	3.335	8	0.762	3.099
	MLR	26	0.779	2.985	20	0.780	2.975	3	0.724	3.334	8	0.782	2.963
	XGBoost	26	0.744	3.213	20	0.706	3.443	3	0.753	3.156	8	0.706	3.443
	Lasso	26	0.722	3.346	20	0.722	3.346	3	0.698	3.490	8	0.722	3.346
	RFR	26	0.769	3.054	20	0.774	3.018	3	0.686	3.556	8	0.756	3.138
	GPR	26	0.570	4.164	20	0.604	3.995	3	0.783	2.959	8	0.745	3.208

注:CK 表示不进行特征筛选。

实验分析可知,与原始特征相比,CARS、LARS、IRIV 等 3 种方法在减少波段数量的同时,仍然能够保持模型精度。以植被指数作为样本特征,在使用 PLSR、SVR、GPR 建模时,经 IRIV 筛选特征建立的模型性能优于 CARS 筛选特征建模性能,使用 MLR、XGBoost、Lasso、RFR 建立模型时,CARS 筛选特征建立的模型性能略优于使用 IRIV 筛选特征建模性能。IRIV 与 CARS 筛选特征建立

2.3 特征筛选方法分析

分别采用迭代保留信息变量算法 (Iteratively retains informative variables,IRIV)、竞争自适应重加权采样算法 (Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)、最小角回归 (Least angle regression,LARS)^[38-39] 等 3 种特征筛选方法提取光谱特征值。

LARS 是一种高维数据回归算法,能快速进行特征选择和回归系数计算,但未考虑后续所选变量与因变量间的相互关系。IRIV 是一种基于随机组合和模型集群分析的变量选择方法,能处理高维数据的多元校正问题,通过随机组合变量来理解变量间的相互作用。CARS 是一种结合蒙特卡洛采样和 PLS 模型回归系数的特征变量选择方法,模仿达尔文理论中适者生存的原则。

分别使用 CARS、LARS、IRIV 等 3 种方法提取最优特征,选择最优的变量组合,构建模型并评估模型性能,结果如表 4 所示。

的模型性能相当,高于 LARS。其中 CARS 方法保留 13 个波段,IRIV 保留 NDRE、LCI、CGI、ExR 共 4 个波段,IRIV 保留的波段数更少,受到波段间相关性的影响较小。

以植被指数与相邻通道变化率组合作为样本特征,利用 PLSR、SVR、MLR、GPR 等方法建模时,IRIV 筛选特征建立的模型精度优于 CARS 筛选特征建模性能,使用 RR、RFR 建模时,CARS 筛选特征建立的

模型精度略优于使用 IRIV 筛选特征建模性能。LARS 筛选特征建立的模型性能最差。

总体来看,采用经 IRIV 筛选后组合特征建立的模型性能最好,后续实验选择 IRIV 进行特征变量筛选。对比分析两种变量特征建立的模型性能,仅使用植被指数作为变量特征建立模型,识别精度更高且计算量更少。因此,采用 IRIV 筛选后的 4 个植被指数波段作为最优特征组合。

2.4 模型建立

以相邻通道变化率、IRIV 筛选后的 4 个植被指数以及植被指数与相邻通道变化率组合作为样本特征^[40],使用网格搜索算法搜索最优参数,实验结果如表 5 所示。使用 PLSR、SVR、RR、MLR、XGBoost、Lasso、RFR、GPR 等 8 种方法对猕猴桃园冠层 SPAD 值进行建模预测。原始模型效果和使用网格搜索后的建模效果如表 6 所示。

表 5 各模型主要参数网格搜索结果

Tab.5 Grid search results of parameters of each model		
模型	参数	数值
PLSR	成分数量	4
	惩罚参数	1 000
SVR	径向基函数参数	0.01
	正则化系数	0.0
XGBoost	学习率	0.01
Lasso	正则化系数	0.05
RFR	最大深度	4
	决策树数量	500
GPR	长度尺度	93

2.5 模型对比分析

使用经 IRIV 筛选后的植被指数组合作为样本特征建立模型,未经网格搜索优化前 MLR 模型表现最佳,其 R^2 、RMSE 分别为 0.773、3.026;优化后 XGBoost 模型表现最佳,其 R^2 、RMSE 分别为 0.787、2.933。经网格搜索后, R^2 平均提升 2.57%,RMSE 平均减小 3.88%。利用猕猴桃冠层 SPAD 实测值和估算值进行拟合分析,结果如图 7 所示。

使用相邻通道变化率作为样本特征建立模型,GPR 模型表现最佳,未优化前 R^2 、RMSE 分别为 0.770、3.045;优化后 GPR 模型 R^2 、RMSE 分别为 0.770、3.044。优化后, R^2 平均提升 2.67%,RMSE 平均减小 3.03%。经网格搜索优化得到的参数与默认参数基本一致,因此优化前后 GPR 模型性能表现相似。

使用经 IRIV 筛选后的植被指数与相邻通道变化率组合作为样本特征建立模型,未优化前 MLR 模型表现最佳,其 R^2 、RMSE 分别为 0.782、2.963;优

表 6 优化前后模型预测精度对比

Tab.6 Comparison of model prediction accuracy before and after parameter tuning

变量特征	建模方法	网格搜索优化前		网格搜索优化后	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
植被指数	PLSR	0.752	3.163	0.773	3.026
	SVR	0.767	3.066	0.772	3.028
	RR	0.762	3.097	0.773	3.026
	MLR	0.773	3.026		
	XGBoost	0.745	3.205	0.787	2.933
	Lasso	0.720	3.361	0.754	3.148
	RFR	0.761	3.105	0.780	2.979
	GPR	0.772	3.031	0.774	3.018
相邻通道变化率	PLSR	0.739	3.240	0.747	3.194
	SVR	0.758	3.122	0.768	3.055
	RR	0.747	3.194	0.747	3.194
	MLR	0.746	3.197		
	XGBoost	0.701	3.474	0.759	3.177
	Lasso	0.713	3.402	0.743	3.217
	RFR	0.732	3.286	0.762	3.099
	GPR	0.770	3.045	0.770	3.044
	PLSR	0.740	3.241	0.778	2.985
	SVR	0.764	3.083	0.781	2.972
植被指数与相邻通道变化率组合	RR	0.762	3.099	0.780	2.974
	MLR	0.782	2.963		
	XGBoost	0.706	3.443	0.762	3.095
	Lasso	0.722	3.346	0.754	3.148
	RFR	0.750	3.175	0.773	3.027
	GPR	0.745	3.208	0.783	2.957

注:MLR 不进行网格搜索。

化后 GPR 模型表现最佳,其 R^2 、RMSE 分别为 0.783、2.957。

分析表 6 数据可知,使用植被指数、相邻通道变化率以及二者组合作为样本特征值,优化后的模型都有所改善。在建立的 24 个模型中,采用植被指数作为样本特征值构建的 XGBoost 模型性能最好, R^2 达到 0.787,RMSE 为 2.933。采用植被指数组合作为特征时,平均模型性能与采用组合特征建模性能相当,略高于使用相邻通道变化率建模性能,但组合特征需要更多的计算量。实验结果表明,以植被指数作为样本特征构建的 XGBoost 模型是检测猕猴桃园冠层 SPAD 值的最优模型。

3 讨论

多光谱遥感影像的绿波段、红边波段光谱反射率与猕猴桃园冠层 SPAD 值的相关系数绝对值最高,相关系数分别为 -0.725、-0.722,其他均在 0.120~0.300 之间。这表明红边、绿波段与代表猕猴桃生长状况的 SPAD 值之间存在较高的相关性,猕猴桃园冠层叶绿素的特征信息在很大程度上反映

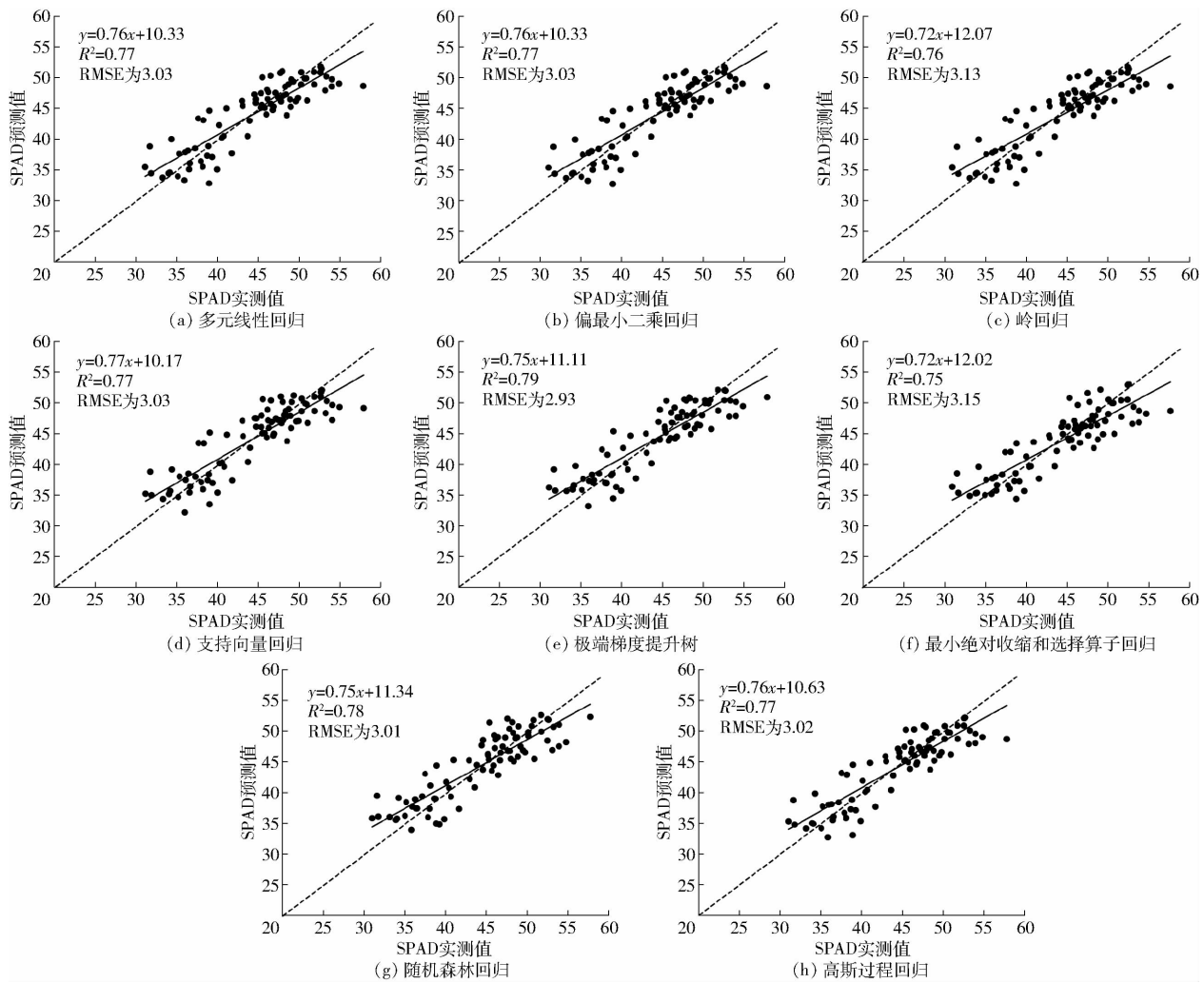


图 7 猕猴桃冠层叶片 SPAD 实测值与预测值对比

Fig. 7 Comparisons of measured and predicted SPAD values of kiwifruit canopy leaves

在绿和红边波段上。

通过植被指数与猕猴桃冠层 SPAD 值相关性分析,NDVI 作为常用的光谱指数,与 SPAD 值具有较弱相关性($r = 0.197$),这与 NDVI 使用非线性方式计算近红外和红光波段光谱反射率的差值,在高植被区灵敏度较低,出现饱和现象有关^[41]。NDRE 在 NDVI 计算基础上,用红边波段取代了 NDVI 中的红色波段,红边是叶绿素在红光区域的吸收和在近红外区域的反射之间的界限,有效解决了 NDVI 的饱和问题,NDRE 与猕猴桃冠层 SPAD 值呈现出较强相关性($r = 0.838$);相关性最低的植被指数是 MSAVI,这与 MSAVI 适用于植被覆盖率低、裸土比例高的区域有关。

基于原始多光谱数据计算的相邻通道变化率作为样本特征与猕猴桃冠层 SPAD 值构建的模型精度均高于 0.743,因此本研究构建的 4 种相邻通道变化率作为模型的样本特征是可行的。采用植被指数构建的 XGBoost 模型识别效果最好, R^2 为 0.787、RMSE 为 2.933。采用组合特征构建的 GPR 模型识

别效果最好, R^2 为 0.783、RMSE 为 2.957。

敏感变量筛选可有效减小光谱数据的共线性,减少信息冗余,降低识别模型的复杂程度。综合对比利用 CARS、LARS、IRIV 等 3 个特征筛选方法构建的识别模型精度,基于 IRIV 建立的识别模型在保证模型精度的情况下,所使用的样本特征值个数较少,计算复杂度较低。

4 结论

(1)根据构建的数据集、样本各通道的反射率及其中心波长绘制所有样本的光谱图,分析得出不同样本的反射率在变化规律上保持一致,但各通道的反射率在数值大小上存在差异。因此,多光谱数据相邻通道的变化率与猕猴桃冠层 SPAD 值存在相关性,5 个波段的光谱反射率与猕猴桃冠层叶片 SPAD 值具有显著、稳定的相关关系。因此,相邻通道变化率作为特征变量进行猕猴桃冠层叶绿素识别具有合理性。

(2)计算样本植被指数、相邻通道变化率、二者

组合等作为样本特征值,并采用箱线图法剔除异常样本,以减小对后期建立模型的影响;采用皮尔逊相关系数分析法对样本的特征值与相应 SPAD 值进行相关性分析。实验结果表明,红边、绿波段光谱反射率与猕猴桃园冠层 SPAD 值的相关性最高,多光谱植被指数中 NDRE、LCI 表现出强相关性。

(3)用 CARS、LARS、IRIV 等 3 种算法筛选样本的多光谱特征值,结合 PLSR、SVR、RR、MLR、

XGBoost、Lasso、RFR、GPR 等 8 种建模方法建立了 24 个识别模型,并采用网格搜索法优化模型。其中以相邻通道变化率为样本特征值构建的模型中,GPR 模型性能最好, R^2 、RMSE 分别为 0.770、3.044。以相邻通道变化率和植被指数组合作为样本特征值构建的模型中,GPR 模型性能最好, R^2 、RMSE 分别为 0.783、2.957。单以植被指数为样本特征建立的 XGBoost 模型性能最优, R^2 、RMSE 分别为 0.787、2.933。

参 考 文 献

- [1] 郭明月,刘雅晨,李伟夫,等. 基于视频跟踪算法的果园猕猴桃产量实时预估[J]. 农业机械学报, 2023,54(6):178–185.
GUO Mingyue, LIU Yachen, LI Weifu, et al. Real-time production prediction of kiwifruit in orchard based on video tracking algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(6):178–185. (in Chinese)
- [2] 罗安伟,王丹,梁锦,等. 侵染青霉菌猕猴桃生理品质与电学特性相关性研究[J]. 农业机械学报, 2021,52(5):332–341,307.
LUO Anwei, WANG Dan, LIANG Jin, et al. Relationship between postharvest physiology, quality and electrical properties of kiwifruit infected with *Penicillium expansum*[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(5):332–341,307. (in Chinese)
- [3] BARMAN U, CHOUDHURY R D. Smartphone image based digital chlorophyll meter to estimate the value of citrus leaves chlorophyll using linear regression, LMBP–ANN and SCGBP–ANN[J]. Journal of King Saud University—Computer and Information Sciences, 2022,34(6):2938–2950.
- [4] GITELSON A A, GRITZ Y, MERZLYAK M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. Journal of Plant Physiology, 2003,160(3):271–282.
- [5] 冯恩英,岳延滨,杨国,等. 猕猴桃叶片 SPAD 值与叶绿素含量的相关性[J]. 农技服务, 2022,39(12):22–26.
- [6] 张丽华,李顺峰,刘兴华,等. 猕猴桃果浆中叶绿素和颜色的热降解动力学[J]. 农业工程学报, 2012,28(6):289–292.
ZHANG Lihua, LI Shunfeng, LIU Xinghua, et al. Kinetics of chlorophyll degradation and color loss in heated kiwifruit puree[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(6):289–292. (in Chinese)
- [7] 汪沛,罗锡文,周志艳,等. 基于微小型无人机的遥感信息获取关键技术综述[J]. 农业工程学报, 2014, 30(18):1–12.
WANG Pei, LUO Xiwen, ZHOU Zhiyan, et al. Key technology for remote sensing information acquisition based on micro UAV[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(18):1–12. (in Chinese)
- [8] 田振坤,傅莺莺,刘素红,等. 基于无人机低空遥感的农作物快速分类方法[J]. 农业工程学报, 2013,29(7):109–116.
TIAN Zhenkun, FU Yingying, LIU Suhong, et al. Rapid crops classification based on UAV low-altitude remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(7):109–116. (in Chinese)
- [9] 李冰,刘镛源,刘素红,等. 基于低空无人机遥感的冬小麦覆盖度变化监测[J]. 农业工程学报, 2012,28(13):160–165.
LI Bing, LIU Rongyuan, LIU Suhong, et al. Monitoring vegetation coverage variation of winter wheat by low-altitude UAV remote sensing system[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(13):160–165. (in Chinese)
- [10] 闫云才,郝硕亨,高亚玲,等. 基于空地多源信息的猕猴桃果园病虫害检测方法[J]. 农业机械学报, 2023,54(增刊 2):294–300.
YAN Yuncui, HAO Shuoheng, GAO Yaling, et al. Design of kiwifruit orchard disease and pest detection system based on aerial and ground multi-source information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(Supp. 2):294–300. (in Chinese)
- [11] BLACKBURN G A, FERWERDA J G. Retrieval of chlorophyll concentration from leaf reflectance spectra using wavelet analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2007,112(4):1614–1632.
- [12] 赵龙才,李粉玲,常庆瑞. 农作物遥感识别与单产估算研究综述[J]. 农业机械学报, 2023,54(2):1–19.
ZHAO Longcai, LI Fenling, CHANG Qingrui. Review on crop type identification and yield forecasting using remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(2):1–19. (in Chinese)
- [13] 付虹雨,王薇,卢建宁,等. 基于无人机多光谱的耐旱芝麻品种筛选方法[J]. 农业机械学报, 2023,54(4):206–213.
FU Hongyu, WANG Wei, LU Jianning, et al. Screening of drought-tolerant ramie based on UAV multispectral imagery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(4):206–213. (in Chinese)
- [14] 赵燕红,侯鹏,蒋金豹,等. 植被生态遥感参数定量反演研究方法进展[J]. 遥感学报, 2021,25(11):2173–2197.
ZHAO Yanhong, HOU Peng, JIANG Jinbao, et al. Progress in quantitative inversion of vegetation ecological remote sensing parameters[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021,25(11):2173–2197. (in Chinese)
- [15] 胡田田,赵璐,崔晓路,等. 无人机多光谱数据可靠性分析与冬小麦产量估算研究[J]. 农业机械学报, 2023,54(12):

217 – 225.

HU Tiantian, ZHAO Lu, CUI Xiaolu, et al. Reliability analysis of UAV multispectral data and estimation of winter wheat yield [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 217 – 225. (in Chinese)

- [16] 周琦, 王建军, 霍中洋, 等. 不同生育期小麦冠层 SPAD 值无人机多光谱遥感估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(6): 1912 – 1920.

ZHOU Qi, WANG Jianjun, HUO Zhongyang, et al. UAV multi-spectral remote sensing estimation of wheat canopy SPAD value in different growth periods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(6): 1912 – 1920. (in Chinese)

- [17] 赵晓阳, 张建, 张东彦, 等. 低空遥感平台下可见光与多光谱传感器在水稻纹枯病病害评估中的效果对比研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(4): 1192 – 1198.

ZHAO Xiaoyang, ZHANG Jian, ZHANG Dongyan, et al. Comparison between the effects of visible light and multispectral sensor based on low-altitude remote sensing platform in the evaluation of rice sheath blight [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(4): 1192 – 1198. (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 Yajie, TANG Qiuxiang, CUI Jianping, 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] 付虹雨, 王薇, 卢建宁, 等. 基于无人机多光谱遥感和机器学习的苧麻理化性状估测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(5): 194 – 200, 347.

FU Hongyu, WANG Wei, LU Jianning, et al. Estimation of ramie physicochemical property based on UAV multi-spectral remote sensing and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 194 – 200, 347. (in Chinese)

- [20] 刘帅兵, 金秀良, 冯海宽, 等. 病害胁迫下玉米 LAI 遥感反演研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 246 – 258.

LIU Shuaibing, JIN Xiuliang, FENG Haikuan, et al. Analysis of effect of disease stress on maize LAI remote sensing estimation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 246 – 258. (in Chinese)

- [21] 邵世姣, 关海鸥, 马晓丹, 等. 大豆冠层多光谱图像提取方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(11): 3568 – 3574.

GAO Shijiao, GUAN Haiou, MA Xiaodan, et al. Soybean canopy extraction method based on multispectral image processing [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(11): 3568 – 3574. (in Chinese)

- [22] 袁莹, 王雪峰. 基于多光谱图像的沉香幼苗冠层全氮量无损估测[J]. 林业科学, 2022, 58(9): 36 – 47.

YUAN Ying, WANG Xuefeng. Nondestructive estimation of canopy total nitrogen of young *Aquilaria sinensis* based on multispectral images[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2022, 58(9): 36 – 47. (in Chinese)

- [23] 王庆, 车茱璞, 柴宏红, 等. 基于无人机影像的冠层光谱和结构特征监测甜菜长势[J]. 农业工程学报, 2021, 37(20): 90 – 98.

WANG Qing, CHE Yingpu, CHAI Honghong, et al. Monitoring of sugar beet growth using canopy spectrum and structural characteristics with UAV images[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(20): 90 – 98. (in Chinese)

- [24] 刘杨, 孙乾, 黄珏, 等. 无人机多光谱影像的马铃薯地上生物量估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(8): 2549 – 2555.

LIU Yang, SUN Qian, HUANG Jue, et al. Estimation of potato above ground biomass based on UAV multispectral images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(8): 2549 – 2555. (in Chinese)

- [25] 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)

- [26] 罗小波, 谢天授, 董圣贤. 基于无人机多光谱影像的柑橘冠层叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 198 – 205.

LUO Xiaobo, XIE Tianshou, DONG Shengxian. Estimation of citrus canopy chlorophyll based on UAV multispectral images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 198 – 205. (in Chinese)

- [27] 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.

FENG Hao, YANG Zhenting, CHEN Hao, 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)

- [28] COSTE S, BARALOTO C, LEROY C, et al. Assessing foliar chlorophyll contents with the SPAD – 502 chlorophyll meter: a calibration test with thirteen tree species of tropical rainforest in French Guiana[J]. Annals of Forest Science, 2010, 67(6): 2010020.

- [29] 黄巧义, 张木, 李苹, 等. 支持向量机和最大类间方差法结合的水稻冠层图像分割方法[J]. 中国农业科技导报, 2019, 21(4): 52 – 60.

HUANG Qiaoyi, ZHANG Mu, LI Ping, et al. Rice canopy image segmentation using support vector machine and Otsu's method [J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2019, 21(4): 52 – 60. (in Chinese)

[30] 边明博, 马彦鹏, 樊意广, 等. 融合无人机多源传感器的马铃薯叶绿素含量估算[J]. 农业机械学报, 2023,54(8):240–248.
BIAN Mingbo, MA Yanpeng, FAN Yiguang, et al. Estimation of potato chlorophyll content based on UAV multi-source sensor [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(8):240–248. (in Chinese)

[31] 安刚强. 基于无人机遥感的水稻长势精准监测方法[D]. 成都:电子科技大学,2021.
An Gangqiang. Precision monitoring methods of rice growth status based on UAV remote sensing data [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology,2021. (in Chinese)

[32] 顾国庆, 李晓辉. 基于箱线图异常检测的指数加权平滑预测模型[J]. 计算机与现代化, 2021(1):28–33.
GU Guoqing, LI Xiaohui. Exponential weighted smoothing prediction model based on abnormal detection of box-plot[J]. Computer and Modernization, 2021(1): 28–33. (in Chinese)

[33] AMARASINGAM N, FELIPE G, ASHAN S A S, et al. Predicting canopy chlorophyll content in sugarcane crops using machine learning algorithms and spectral vegetation indices derived from UAV multispectral imagery[J]. Remote Sensing, 2022,14(5):1140.

[34] KIARA B, ALISTAIR C, MBULISI S, et al. Predicting the chlorophyll content of maize over phenotyping as a proxy for crop health in smallholder farming systems[J]. Remote Sensing, 2022,14(3):518.

[35] 王楠, 李震, 李佳盟, 等. 融合多光谱成像与深度学习的作物植株叶绿素检测系统研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊2):260–269.
WANG Nan, LI Zhen, LI Jiameng, et al. Fusing multispectral imaging and deep learning in plant chlorophyll index detection system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(Supp.2):260–269. (in Chinese)

[36] 张宏鸣, 侯贵河, 孙志同, 等. 基于 XGBoost–Shapley 的玉米不同生育期 LAI 遥感估算[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7):208–216,225.
ZHANG Hongming, HOU Guihe, SUN Zhitong, et al. Remote sensing estimation of maize leaf area index at different growth periods based on XGBoost–Shapley algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022, 53(7):208–216,225. (in Chinese)

[37] 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 Han, XIANG Youzhen, LI Wangyang, et al. Estimation of winter rapeseed 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)

[38] WANG S, CHEN Y, WANG M, et al. Performance comparison of machine learning algorithms for estimating the soil salinity of salt-affected soil using field spectral data[J]. Remote Sensing, 2019,11(22):2605.

[39] 许丽佳, 陈铭, 王玉超, 等. 高光谱成像的猕猴桃糖度无损检测方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2021,41(7):2188–2195.
XU Lijia, CHEN Ming, WANG Yuchao, et al. Study on non-destructive detection method of kiwifruit sugar content based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(7): 2188–2195. (in Chinese)

[40] 刘佳星. 基于网格搜索超参数优化的支持向量回归[J]. 科学技术创新, 2022(13):71–74.

[41] CAO Y, LI G L, LUO Y K, et al. Monitoring of sugar beet growth indicators using wide-dynamic-range vegetation index (WDRVI) derived from UAV multispectral images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,171:105331.