网络出版时间:2026-03-13 DOI:10.13207/j.jnwafu.2026.09.003

基于无人机多光谱影像的油茶冠层氮磷钾含量估算模型

徐丹丹[1,2],段丹丹[3,4],陈龙跃[3,4],赵春江[3,4]

(1 江苏大学 农业工程学院,江苏 镇江 212013;2 南京林业大学 生态与环境学院,江苏 南京 210037;
3 北京市农林科学院 信息技术研究中心,北京 100097;4 国家农业信息化工程技术研究中心,北京 100097)

[摘 要] 【目的】基于无人机多光谱影像构建油茶冠层氮、磷、钾含量诊断模型,为油茶施肥管理提供参考。【方法】以广东省河源市的美林湖油茶样地为研究对象,基于成熟油茶叶片的氮、磷、钾含量和无人机多光谱影像(Yunsense MS600V2 多光谱传感器),选取 39 个植被指数,采用竞争适应性重加权采样(CARS)选择特征植被指数,构建氮、磷、钾含量估算的极限学习机(ELM)、岭回归(RR)和偏最小二乘法(PLSR)模型,并采用留一交叉验证法,以均方根误差(RMSE)、相对均方根误差(RRMSE)、决定系数(R^2)以及估算结果的空间分布和数值分布评价模型精度。【结果】CARS 选择结果显示,油茶冠层 N 含量估算的特征植被指数有 9 个,分别为 EXB、TGI、BNDVI、ENDVI、$DATT_{750}$、NDREI、RECI、$SCCCI_{750}$、TVI;P 含量估算的特征植被指数有 7 个,分别为 EXB、TGI、ENDVI、GNDVI、NDVI、$MCARI_{750}$、TVI;K 含量估算的特征植被指数有 6 个,分别为 IKAW、TGI、VARI、NDVI、NDRE、$RECI_{750}$;油茶冠层 N 含量估算模型 RR 和 PLSR 的 R^2(0.528 和 0.669)虽略低于 ELM 模型(0.679),但其 RRMSE 分别为 5.08% 和 5.23%,低于 ELM 的 5.53%,且以 RR 模型估算结果的平均值、标准差和范围更接近于野外实测数据;油茶冠层 P 和 K 含量估算模型中,RR 模型的估算结果平均值、标准差和范围更接近野外实测数据,估算效果优于 PLSR 和 ELM 模型。【结论】基于无人机多光谱影像,并结合 CARS 选择特征植被指数和 RR 模型,可实现油茶冠层氮磷钾含量低成本、高频率、高效率的无损快速诊断,为油茶施肥管理和提高产量提供了有效的技术支持。

[关键词] 油茶;冠层氮磷钾含量;无人机;多光谱影像;营养诊断

[中图分类号] S794.4;S126;S127 [文献标志码] A [文章编号] 1671-9387(2026)09-0027-11

Estimation model of the canopy N, P, K content for *Camellia oleifera* based on UAV multispectral images

XU Dandan[1,2], DUAN Dandan[3,4], CHEN Longyue[3,4], ZHAO Chunjiang[3,4*]

(1 *School of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu* 212013, *China*;
2 *College of Ecology and Environment, Nanjing Forestry University, Nanjing, Jiangsu* 210037;
3 *Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing* 100097, *China*;
4 *National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing* 100097, *China*)

Abstract: 【Objective】 Based on UAV multispectral images, this study aims to build the diagnostic models for estimating canopy nitrogen (N), phosphorus (P), and potassium (K) content in *Camellia oleifera*, which provides references for fertilization management. 【Method】 This study was conducted in a *C. oleifera* plantation in Meilinhu, Heyuan city, Guangdong province. The characteristic vegetation indices were selected based on

[收稿日期] 2025-07-10 [修回日期] 2025-10-12
[基金项目] 岭南现代农业科学与技术广东省实验室河源分中心项目(DT20220001);国家重点研发计划项目(2022YFD2202102);广东省科技专项资金项目(210909114530725);广东省科技计划项目(2023B0208010002)
[作者简介] 徐丹丹(1987—),女,江苏南通人,副教授,博士,硕士生导师,主要从事生态遥感研究。E-mail:dandan.xu@njfu.edu.cn
[通信作者] 赵春江(1964—),男,河北保定人,中国工程院院士,教授,博士,博士生导师,国家农业信息化工程技术研究中心主任、首席专家,国家农业智能装备工程技术研究中心首席专家,主要从事农业遥感研究。E-mail:zhaocj@nercita.org.cn

competitive adaptive reweighted sampling (CARS) method and 39 vegetation indices were calculated from UAV multispectral images (Yunsense MS600V2 sensor). Extreme Learning Machine (ELM), Partial Least Square Regression Model (PLSR) and ridge regression (RR) models were built to estimate canopy N, P, K contents based on the field collected mature leaves and CARS selected vegetation indices. The leave-one-out cross validation method was used for accuracy assessment, with performance metrics including RMSE, RRMSE, and R^2, supplemented by an analysis of the spatial and numerical distribution of the estimates.【Result】 The CARS method selected 9 (EXB, TGI, BNDVI, ENDVI, $DATT_{750}$, NDREI, RECI, $SCCCI_{750}$, TVI), 7 (EXB, TGI, ENDVI, GNDVI, NDVI, $MCARI_{750}$, TVI) and 6 (IKAW, TGI, VARI, NDVI, NDRE, $RECI_{750}$) characteristic vegetation indices for estimating canopy N, P, K contents, respectively. For canopy N content estimation, the R^2 values of the RR (0.528) and PLSR (0.669) models were slightly lower than that of the ELM model (0.679), but both models had lower RRMSE (RR: 5.08%; PLSR: 5.23%) than the ELM model (5.53%). Furthermore, the mean, stand deviation, and range of the RR model's estimates were closer to the field-measured data. For estimating canopy P and K contents, the RR model demonstrated superior performance over the ELM and PLSR models, as its estimates showed the closest agreement with the field-measured data in terms of mean, standard deviation, and range.【Conclusion】 This study provides a non-destructive, low-cost, high-frequency, and high-efficiency method for rapid canopy N, P, K estimation of *C. oleifera*. By integrating UAV multispectral images with vegetation indices selected via CARS and the RR model, it provides a practical tool to support precision fertilization and yield enhancement.

Key words: *Camellia oleifera*; canopy N, P, K content; UAV; multispectral images; nutrition diagnosis

油茶(*Camellia oleifera* Abel)属于山茶科山茶属,是中国的主要木本油料作物,可以进一步加工成茶油,是食用油的主要来源之一[1]。油茶喜温暖湿润气候,耐贫瘠,是优良的造林树种,目前主要分布在中国长江流域及华南各地[2]。因其兼具生态和经济效益,近年来关于油茶的研究受到越来越多的关注。

由于我国适宜种植油茶的无林区域较少,保证现有油茶林的优质高产成为油茶产业发展的首要目标。土壤养分是保证油茶优产高产的主要因素,氮磷钾(N、P、K)作为作物生长发育的必需微量元素,对作物优质高产发挥着重要作用[3]。因此,养分管理对提高油茶的品质和产量尤为重要,而油茶冠层营养元素的快速诊断是养分管理的基础[4]。相较于人工采集油茶叶片并在实验室内进行N、P、K含量的化学测定[5],无人机遥感技术使得油茶冠层无破坏、高频率、长期大面积的营养元素测定成为可能[6]。土壤N、P、K养分的不足会引起植物形态结构和叶片颜色的变化,并会反映在叶片的光谱特征上,这也是利用无人机多光谱遥感监测植物叶片N、P、K含量的理论基础[7]。

尽管无人机高光谱影像具有很高的光谱分辨率和大量的观测信息,但是无人机高光谱价格昂贵而且数据分析也比较复杂[8],然而无人机多光谱影像能提供足够的光谱信息,而且数据处理也较为简单[8]。目前,很多研究已经证实了无人机多光谱影像可以用于农作物(小麦[8]、玉米[9-12]、冬小麦[13]、大豆[14]、马铃薯[15]、甜菜[16]、水稻[17]、荞麦[18]、甘蔗[19])和果树(葡萄[20]、苹果[21-23]、橘子[24])冠层叶片氮含量的监测,以及荔枝[25-26]、葡萄[7]、橄榄树[27]等果树冠层叶片氮、磷、钾含量的监测。无人机多光谱传感器有蓝、绿、红、红边和近红外5个窄波波段[7],其中红边、近红外波段反射率及以其构建的植被指数对叶片氮含量的变化比较敏感[8, 15]。大量的相关研究也表明,以无人机多光谱反射率构建的植被指数结合机器学习方法可以有效估算和预测植物的氮、磷、钾含量[7,11,15,17-18,21-22]。尽管现有的研究已经验证了基于无人机多光谱影像的植被指数结合机器学习的方法,具有直接监测植物氮含量的能力,然而模型的精度还有待提高,特别是对于一些果树和灌木类经济作物更是如此[24]。另外,现有研究对植物氮含量的监测关注较多,而关于植物磷、钾含量的无人机多光谱监测方法及精度的研究还存在一定的不足[7]。为此,本研究以广东省河源市的美林湖油茶样地为研究对象,基于无人机多光谱影像和机器学习方法,建立基于无人机多光谱影像的油茶冠层氮、磷、钾含量监测方法,为油茶林营养水平的无损高效诊断提供技术支持。

1　材料与方法

1.1　数据获取与预处理

1.1.1　样地设置与叶片N、P、K数据的采集　研究区位于广东省河源市的美林湖油茶主产区内，该区域属于亚热带季风气候区，冬季干冷，夏季高温多雨。美林湖油茶主产区位于低山丘陵地带，山地土壤主要是红壤和赤红壤，呈酸性。研究设定了3个施用不同肥料的油茶样地（图1），每块样地内土壤肥力分布均匀，每个样地规格均为500 m×35 m，其中样地1、样地2、样地3分别采用了高氮复合肥、普通复合肥和尿素3种肥料，施用方式是样地中每两行每个月施用10 kg。

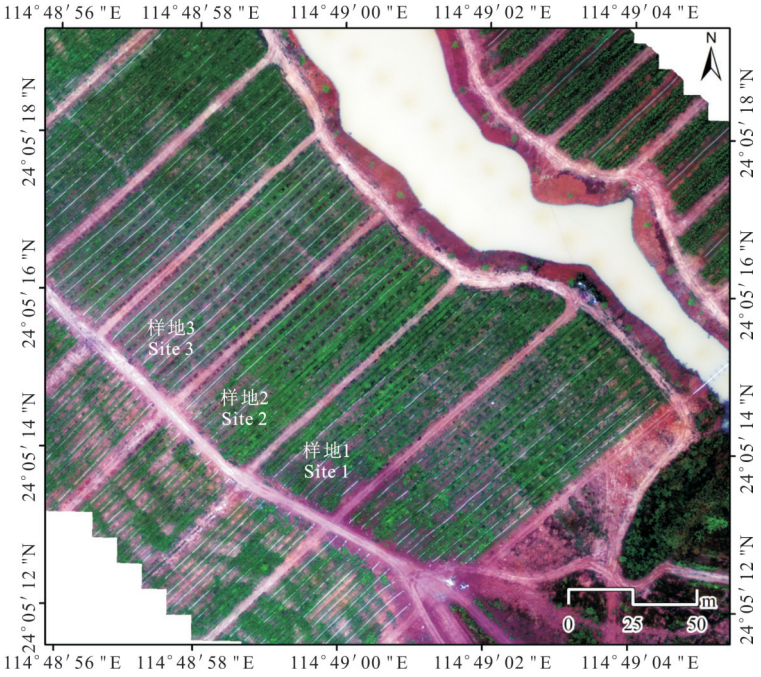


图1　广东省河源市美林湖油茶主产区试验油茶样地的分布

Fig. 1　Distribution of the sampling *Camellia oleifera* plots in Meilin Lake, Heyuan City, Guangdong Province

研究区种植的油茶品种为美林公司与中南林业科技大学共同培育的美林4号，生长周期为2年，样地1、样地2、样地3分别种植了20，14和14行油茶。2022年9月，分别在3块油茶样地每行距离样地边界5 m以上的中间位置，随机采摘100片发育成熟的油茶叶片，各自分开装入样品袋中带回实验室用于后续分析。将采摘叶片于烘箱中100 ℃杀青后，80 ℃烘干至质量恒定，置于干燥器内用于N、P、K含量的测定。油茶叶片的氮、磷、钾元素分别采用凯氏定氮法（GB 5009.5－2016第一法）、钼蓝分光光度法（GB 5009.87－2016第一法）、火焰原子吸收光谱法（GB 5009.91－2017第一法）测定。结果（表1）表明，样地3油茶叶片的N、P、K含量最高，样地2次之，样地1最低。

表1　不同样地油茶叶片氮、磷、钾含量的测定

Table 1　Leaf N、P and K contents in different *Camellia oleifera* plots　　g/kg

样地 Site	氮 N			磷 P			钾 K		
	平均值 Mean	标准差 Stand deviation	范围 Range	平均值 Mean	标准差 Stand deviation	范围 Range	平均值 Mean	标准差 Stand deviation	范围 Range
1	12.90	1.1	4.2	1.27	0.07	0.22	1.32	0.19	0.66
2	13.50	1.0	3.0	1.30	0.06	0.18	1.62	0.25	0.77
3	14.30	0.6	1.7	1.44	0.10	0.27	2.05	0.35	1.08

1.1.2　无人机多光谱影像的采集和预处理　无人机多光谱数据的采集于2022年3月份进行，使用的设备为大疆DJI M300无人机搭载的Yunsense MS600V2传感器。该传感器能够获取包括1个蓝波段、1个绿波段、1个红波段、2个红边波段和1个近红外波段在内的6个多光谱波段（详细波段参数见表2）。数据采集均在天气晴朗、无云或少云天气的10:00－14:00进行，无人机飞行高度为250 m，旁

向重叠率和航向重叠率均为70%。无人机多光谱数据采集时使用标定灰板进行辐射定标(在航线执行前和执行后分别拍摄标定板5次,灰板反射率见表2)。采集的多光谱影像通过Yunsense MS600V2传感器自带的Yusense Map软件进行辐射定标、大气校正、波段组合、图像对齐和拼接。

表2 Yunsense MS600V2多光谱传感器波段参数和标定灰板参数

Table 2 Band parameters of multispectral sensor Yunsense MS600V2 andreflectance of the calibration panel

波段 Band	波段名 Band name	计算公式中波段名 Band name in the formula	波长/nm Wave length	宽度/nm Band width	灰板反射率/% Gray panel reflectance
1	蓝波段 Blue band	R450	450	30	62.53
2	绿波段 Green band	R555	555	27	61.35
3	红波段 Red band	R660	660	22	60.97
4	红边波段 Red edge band	R720	720	10	60.9
5	红边波段 Red edge band	R750	750	10	60.95
6	近红外波段 NIR band	R840	840	30	60.05

1.1.3 多光谱影像的分类和反射率的提取 为消除油茶冠层下土壤背景和冠层阴影的影响,首先在ArcGIS10.8软件中采用ISO非监督分类、重分类和分类后处理的方法对多光谱影像进行分类,剔除裸土的像元和冠层阴影的像元,并基于剔除裸土和冠层阴影像元的影像计算植被指数;然后在剔除后的多光谱影像上识别油茶的3个样地和每个样地内油茶种植的行号,并在识别后的多光谱影像中,将每个像元上各个波段的反射率以及植被指数提取成表格的形式;最终将各个波段的反射率值和植被指数根据各样地的行号剔除异常值后计算平均值,并对应各行的N、P、K采样数据,生成油茶叶片N、P、K含量和多光谱反射率以及植被指数的对应数据集。

1.2 多光谱植被指数的选择

选择39个无人机多光谱影像中常用的植被指数以及6个无人机多光谱波段的反射率(表2),共同构建油茶冠层N、P、K含量的监测模型,其中包括基于可见光波段的8个植被指数(IKAW(kawashima index)[15]、VARI(visible atmospherically resistance index)[19]、EXR(excess red)[28]、EXB(excess blue)[29]、EXG(excess green)[28]、GRVI(green-red vegetation index)[30]、GLI(green leaf index)[31]、TGI(triangular greenness index)[19]),基于近红外波段的11个植被指数(归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)[19]、ENDVI(enhanced normalized difference vegetation index)[32]、GNDVI(green-NDVI)[19]、WDRVI(wide dynamic range vegetation index)[26]、GBNDVI(green-blue NDVI)[15]、BNDVI(blue-NDVI)[15]、RDVI(renormalized difference vegetation index)[9]、EVI(enhanced vegetation index)[19]、OSAVI(optimized soil adjusted vegetation index)[19]、CI_{green}(green chlorophyll index)[9]、VI_{opt}(optimal vegetation index)[33]),基于720 nm红边波段的10个植被指数(DATT[34]、$CI_{red\ edge}$(red edge chlorophyll index)[26]、NDRE(normalized difference red edge)[19]、NDREI(normalized difference red edge index)[15]、TCARI(transformed chlorophyll absorption ratio index)[35]、TCARI1(transformed chlorophyll absorption and reflectance index)[19]、MCARI(modified chlorophyll absorption ratio index)[35]、RECI(red edge chlorophyll index)[15]、SCCCI(simplified canopy chlorophyll content index)[19]、TVI(triangular vegetation index)[35]),以及基于750 nm红边波段的10个植被指数$DATT_{750}$、$CI_{red\ edge750}$、$NDRE_{750}$、$NDREI_{750}$、$TCARI_{750}$、$TCARI1_{750}$、$MCA\text{-}RI_{750}$、$RECI_{750}$、$SCCCI_{750}$和TVI_{750}。

1.3 机器学习模型的构建

竞争适应性重加权采样(competitive adaptive reweighted sampling method, CARS)采用自适应加权采样法(adaptive weighted sampling, AWS),选择在偏最小二乘回归模型(partial least square regression model, PLSR)中回归系数绝对值最大的波段,采用交叉验证的方法选择均方根误差(root mean sequare error, RMSE)最小的自变量组合[17]。PLSR[11, 18]、极限学习机(extreme learning machine, ELM)[7]和岭回归(ridge regression, RR)[17]是3种常用的机器学习方法,被广泛应用于基于植被指数构建的植物叶片N、P、K反演模型。本研究中,PLSR、RR和ELM模型的构建和精度验证分别在R软件中的pls、glmnet和elmNNRcpp软件包中实现。RR模型的收缩参数(λ)是在R软件中基于"10^seq(2, −3, by=−0.1)"构建的一组从100到0.001的由51个数字组成的连续数列,通过循环计算的方式获

得最佳收缩参数；ELM 中，隐藏层神经元的激活函数选择“purelin（linear）”，隐藏层神经元数量为 100。

1.4　模型精度评价

为防止 PLSR、ELM 和 RR 模型出现过度拟合情况，模型采用留一交叉验证法（leave-one-out cross validation）对模型的误差进行评价，并计算机器学习模型的 RMSE。留一交叉验证法对数据量小的模型具有优势，模型拟合时只需留 1 组数据进行精度评价，剩余数据均可用于模型拟合[26]。对于油茶冠层 N、P、K 反演模型的精度，采用决定系数 R^2、均方根误差和相对均方根误差（relative root mean square error，RRMSE）3 种评估参数进行评价，其中 R^2 越大说明模型估算精度越高，RMSE 和 RRMSE 越小表明估算模型的误差越小且模型越稳定，其中 RRMSE 去除了单位对指标的影响，可以用于不同指标之间模型误差的比较。其计算公式分别为：

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{Y}_i-Y_i\right)^2}{\left(Y_i-\bar{Y}_i\right)^2};\tag{1}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{Y}_i-Y_i\right)^2}{n}};\tag{2}$$

$$\mathrm{RRMSE}=\frac{\mathrm{RMSE}}{\bar{Y}_i}\times 100\%。\tag{3}$$

式中：Y_i 为实际测量的油茶冠层 N、P、K 含量，$\bar{Y}_i$ 为实际测量的油茶冠层 N、P、K 含量的平均值，$\hat{Y}_i$ 为模型预测的 N、P、K 含量，n 为样本数量。

2　结果与分析

2.1　基于 CARS 选择的油茶冠层 N、P、K 含量估算的特征植被指数

CARS 基于“适者生存”的原理，将蒙特卡罗采样法和 PLSR 回归系数相结合来选择最适合监测油茶冠层 N、P、K 含量的植被指数组合。经 CARS 选择特征植被指数后构建模型，既能有效地减少模型中的自变量数量，避免模型的过度拟合，也可使模型的预测精度更加稳定可靠，并且能筛选出与油茶冠层 N、P、K 含量关联度高的关键植被指数。经过 CARS 筛选，监测油茶冠层 N 含量的特征植被指数有 9 个，即基于可见光波段的植被指数 EXB 和 TGI，基于近红外波段的植被指数 BNDVI 和 ENDVI，以及基于红边波段的植被指数 DATT_{750}、NDREI、RECI、SCCCI_{750} 和 TVI；监测油茶冠层 P 含量的特征植被指数有 7 个，即基于可见光波段的植被指数 EXB 和 TGI，基于近红外波段的植被指数 ENDVI、GNDVI 和 NDVI，以及基于红边波段的植被指数 MCARI_{750} 和 TVI；监测油茶冠层 K 含量的特征植被指数有 6 个，包括 3 个基于可见光波段的植被指数 IKAW、TGI 和 VARI，1 个基于近红外波段的植被指数 NDVI，以及 2 个基于红边波段的植被指数 NDRE 和 RECI_{750}。

2.2　油茶冠层 N、P、K 含量估算模型及精度评价

油茶冠层 N、P、K 含量估算模型 ELM、RR、PLSR 在特征指数筛选前后 RMSE、RRMSE 和 R^2 的比较如表 3 所示。

表 3　特征植被指数筛选前后油茶冠层氮磷钾含量估算模型 ELM、RR 和 PLSR 的比较

Table 3　Comparison of ELM，RR，and PLSR models for the N，P，K content estimation of *camellia oleifera* before and after selecting the feature vegetation indeies

营养成分 Nutrient	模型 Model	RMSE/(g·kg^{-1})		RRMSE/%		R^2	
		所有植被指数 All indices	CARS 选择植被指数 CARS selected	所有植被指数 All indices	CARS 选择植被指数 CARS selected	所有植被指数 All indices	CARS 选择植被指数 CARS selected
N	ELM	0.770	0.730	5.84	5.53	0.849	0.679
	RR	0.710	0.670	5.38	5.08	0.557	0.528
	PLSR	0.650	0.690	4.93	5.23	0.545	0.669
P	ELM	0.150	0.100	11.77	7.62	0.544	0.496
	RR	0.078	0.081	6.04	6.19	0.437	0.428
	PLSR	0.077	0.079	5.93	6.03	0.437	0.417
K	ELM	0.540	0.340	36.56	23.03	0.706	0.560
	RR	0.300	0.310	20.33	20.95	0.542	0.500
	PLSR	0.290	0.310	19.51	21.11	0.568	0.528

注：ELM. 极限学习机；RR. 岭回归；PLSR. 偏最小二乘回归；CARS. 竞争适应性重加权采样。下同。

Note：ELM，Extreme learning machine；RR，Ridge regression；PLSR，Partial least squares regression；CARS，Competitive adaptive reweighted sampling method. The same below.

表3显示,从决定系数R^2来看,除了估算油茶冠层N含量的PLSR模型(R^2从0.545升高到0.669)之外,其他所有估算冠层N、P、K含量的ELM、RR和PLSR模型,在经过CARS特征植被指数的筛选之后,模型的R^2均略有降低;N、P、K含量估算的ELM模型,在CARS筛选植被指数前后,都具有高于RR和PLSR模型的决定系数R^2(CARS筛选后估算N、P、K含量的ELM模型的R^2分别为0.679,0.496,0.560,RR模型的R^2分别为0.528,0.428,0.500,PLSR模型的R^2分别为0.669,0.417,0.528)。从RMSE看,经过CARS选择特征植被指数之后,除了估算油茶冠层N、P、K的PLSR模型以及估算P和K含量的RR模型外,其他N、P、K含量估算模型的RMSE均有所降低,尤其以估算P和K的ELM模型的RMSE值降低幅度最大,然而ELM模型的RMSE整体偏高,RR和PLSR模型的RMSE值相对较低;而且在经过CARS筛选特征植被指数之后,估算油茶冠层N、K含量的RR模型的RMSE值较PLSR模型更低。从RRMSE来看,经CARS选择特征植被指数后,油茶冠层P、K含量估算模型ELM的RRMSE降低幅度最大,分别从11.77%和36.56%降低到7.62%和23.03%。相对而言,3个模型中,以N和K含量估算模型RR的RRMSE最低,分别为5.08%和20.95%。

单从R^2的分析结果来看,ELM模型最优,然而ELM模型的RMSE和RRMSE最高,表明该模型误差高且稳定性差。因此,还需将3个模型估算的油茶冠层N、P、K含量与野外实测数据进行比较,分析油茶冠层N、P、K含量的最优估算模型。将基于CARS筛选特征植被指数的ELM、RR和PLSR的N、P、K估算模型应用于剔除裸土和冠层阴影的多光谱影像上,得出油茶冠层N、P、K含量在3个样地上的分布情况如图2所示,各样地油茶冠层N、P、K含量的模型估算结果与野外实测结果的对比如表4所示。

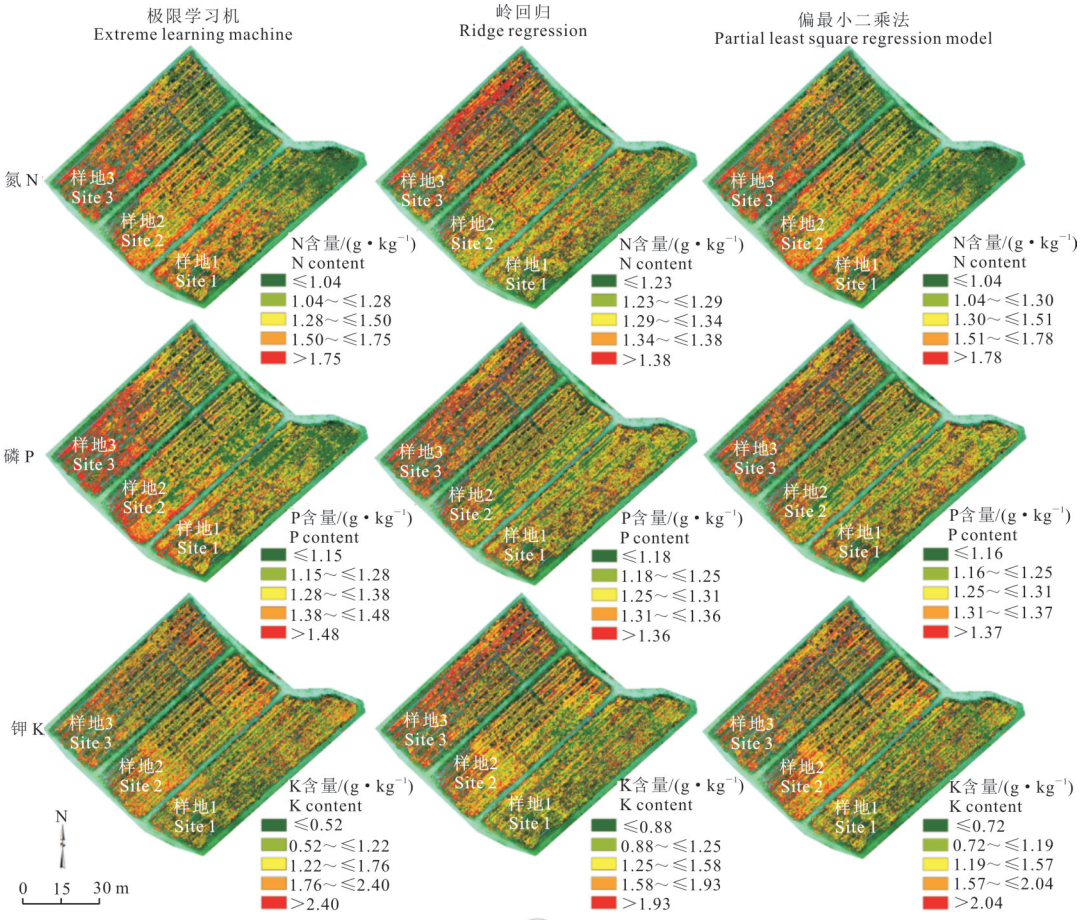


图2 基于极限学习机(ELM)、岭回归(RR)和偏最小二乘法(PLSR)模型的油茶冠层氮、磷、钾含量的估算

Fig. 2 Estimated canopy N, P, K contents based on the Extreme Learning Machine (ELM), Ridge Regression (RR), and Partial Least Squares Regression (PLSR) models

表 4　各样地油茶冠层氮磷钾模型估算结果与野外实测数据的对比

Table 4　Comparison between estimated and field-measured canopy N，P，K contents in each sampling plot　　g/kg

数据来源 Data source	样地 Site	N		P		K	
		平均值 Mean	标准差 Standard deviation	平均值 Mean	标准差 Standard deviation	平均值 Mean	标准差 Standard deviation
ELM	1	13.1	5.1	1.27	0.222	1.16	1.14
	2	14.2	4.5	1.30	0.213	1.52	1.07
	3	15.9	4.7	1.45	0.175	1.80	1.01
RR	1	12.8	0.9	1.25	0.093	1.17	0.57
	2	13.1	0.9	1.24	0.106	1.43	0.54
	3	13.7	0.9	1.33	0.079	1.71	0.55
PLSR	1	13.1	5.2	1.25	0.106	1.08	0.74
	2	14.2	4.5	1.23	0.120	1.46	0.71
	3	16.0	4.6	1.33	0.088	1.69	0.67
野外实测数据 Field measured data	1	12.9	1.1	1.27	0.067	1.32	0.19
	2	13.5	1.0	1.30	0.064	1.62	0.25
	3	14.3	0.6	1.44	0.010	2.05	0.35

虽然 RR 模型（基于 CARS 选择的特征植被指数）的 R^2 略低于 ELM 和 PLSR 模型（表 3），但结合图 2 和表 4 可知，基于 RR 模型估算的各样地油茶冠层 N、P、K 含量的估算结果的平均值、标准差和数值范围与野外实测数据均更为接近，更适合用于基于无人机多光谱影像的油茶冠层 N、P、K 含量的估算。

3　讨　论

3.1　估算油茶冠层 N、P、K 含量的特征植被指数

经过 CARS 筛选后，检测油茶冠层 N、P、K 含量的特征植被指数中，有 4 个基于可见光波段的植被指数 IKAW、VARI、EXB、TGI，4 个基于近红外波段的植被指数 NDVI、ENDVI、GNDVI、BNDVI，8 个基于红边波段的植被指数 $DATT_{750}$、NDRE、NDREI、$MCARI_{750}$、RECI、$RECI_{750}$、$SCCCI_{750}$、TVI。本研究通过 CARS 筛选的估算油茶冠层 N 含量的特征植被指数中，有 2 个基于可见光的植被指数 EXB、TGI。已有研究也表明，仅基于绿和红波段反射率的植被指数 GRVI 与荞麦冠层叶片 N 含量具有很强的相关性[18]。本研究油茶冠层 N 含量估算的特征植被指数中，基于可见光波段的植被指数 EXB 和 TGI，均是仅基于蓝、绿、红 3 个可见光波段反射率的植被指数，这也间接说明 3 个可见光波段反射率对油茶冠层 N 含量估算的重要性。除了 EXB、TGI 这 2 个基于可见光波段的特征植被指数外，还有 2 个基于蓝、绿和近红外波段反射率的植被指数 BNDVI 和 ENDVI。现有的研究也表明，无人机多光谱波段中，蓝、绿、红和近红外波段反射率对 N 含量的变化比较敏感[21]；NDVI（基于红波段和近红外波段反射率的植被指数）和基于 NDVI 调整的植被指数（GNDVI、RDVI）对玉米[12]、大豆[14]、甜菜[16]、荞麦[18]叶片 N 含量的变化也较为敏感。本研究筛选的油茶冠层 N 含量估算的特征植被指数中，基于 NDVI 调整后的植被指数 ENDVI、BNDVI，较 NDVI 对油茶冠层 N 含量的变化更为敏感。也有研究表明，基于近红外波段的控制土壤背景的植被指数（如 OSAVI 等），在夏季玉米生长前期和后期与植物 N 含量的相关性较高[12]，OSAVI 也是甜菜[16]和荞麦[18]氮含量估算的特征植被指数。而在本研究中，控制土壤背景的植被指数 OSAVI、TCARI1 和 $TCARI1_{750}$，对油茶冠层 N 含量的估算并未表现出明显优势。这可能是因为在计算多光谱植被指数之前，已经通过遥感影像分类的方法剔除了土壤背景，并且土壤背景对灌木类的油茶冠层 N 含量估算的影响远低于生长前后期的玉米、甜菜和荞麦。本研究还表明，油茶冠层 N 含量估算的特征植被指数中，有 $DATT_{750}$、NDREI、RECI、$SCCCI_{750}$、TVI 等 5 个基于红边波段反射率的特征植被指数，这说明红边反射率（720 或者 750 nm 波段反射率）对油茶冠层 N 含量的估算很有效。FU 等[8]对小麦 N 含量的研究也表明，基于无人机红边波段反射率构建的植被指数对小麦 N 含量的估算是非常有效的。基于无人机红边波段反射率的植被指数 NDRE[14,16]、TVI[9]、TCARI[9]和 MCARI[10]也对作物 N 含量的变化较为敏感。现有研究还证明，GNDVI（基于近红外波段反射率的植被指数）对植物 N 含量的估算也是非常有效的[12,14,16,18]，而在本研究中，其被验证对油茶冠层 P 含量的变化更为敏感。同样地，现有研究中证实为作物叶片 N 含量估算的特征多光谱植被指数 NDRE（基于红边波段反射率的植被指

数)[14,16],在本研究发现其对油茶冠层K含量的变化更为敏感。由CARS筛选的油茶冠层P含量估算的特征植被指数中,基于近红外波段反射率的植被指数(ENDVI、GNDVI、NDVI)占比较高,间接说明近红外波段反射率对于油茶冠层P含量估算的重要性。在油茶冠层K含量估算的特征植被指数中,基于蓝、绿、红波段反射率的植被指数(IKAW、TGI、VARI)占比较高,间接说明可见光波段反射率对于油茶冠层K含量变化的敏感性。

3.2 油茶冠层N、P、K含量估算模型的比较

本研究中,3个油茶冠层N、P、K含量估算模型的对比研究表明,结合无人机多光谱反射率和植被指数的估算模型的决定系数R^2,高于仅用CARS选择的特征植被指数构建的估算模型,但是大部分基于CARS选择的特征植被指数构建模型的RMSE显著降低,而决定系数R^2的增大,有可能是因为机器学习模型中自变量的增加所致。XU等[17]基于无人机多光谱影像的研究也表明,将CARS选择的特征植被指数和机器学习的方法相结合,能提高水稻氮含量估算模型的精度,也能减少模型的RMSE。在同种无人机多光谱影像(长光禹辰信息技术与装备有限公司生产的MS600多光谱相机)的研究中,本研究油茶冠层N含量估算模型的RRMSE为4.93%~5.84%,低于玉米冠层N含量估算的随机森林模型的RRMSE(9.00%)[9];但油茶冠层N含量估算模型的R^2(0.528~0.849)略低于玉米叶片氮含量灰狼优化的卷积神经网络(GWO-CNN)模型(0.77~0.831)[10]。由于果树和灌木的冠层结构较农作物更为复杂,所以果树和灌木冠层N含量的估算精度普遍低于农作物N含量估算模型[21-22]。对于苹果树,虽然在处理无人机多光谱影像时去除了土壤背景及冠层阴影的影响,但基于植被指数的冠层N含量估算模型的R^2(0.661[22],0.774[21])仍然略低于农作物N含量估算模型。

本研究中,估算油茶冠层N含量的ELM、RR和PLSR模型的R^2(0.528~0.849)略低于基于植被指数和机器学习算法的农作物N含量估算模型,R^2为0.590~0.828。荞麦N含量反向传播神经网络模型的R^2为0.828[18],小麦N含量神经网络模型的R^2为0.66[8],玉米N含量PLSR模型的R^2为0.59[11],水稻N含量高斯过程回归模型的R^2为0.68[17],水稻N含量套索回归模型的R^2为0.66[17],苹果冠层N含量集成学习模型和支持向量机模型的R^2分别为0.661[22]和0.774[21]。然而,油茶冠层N含量估算模型的RRMSE(4.93%~5.84%)远低于同类研究的N含量估算模型,如水稻N含量高斯过程回归模型和套索回归模型的RRMSE分别为11.45%和11.96%[17],玉米N含量PLSR模型的RRMSE为22.02%[11],这表明油茶冠层N、P、K估算模型具有更高的稳定性。

本研究结果还表明,在ELM、RR和PLSR 3种模型中,ELM模型的决定系数R^2最高,以R^2的大小来看其性能优于PLSR和RR模型。在葡萄冠层N、P、K含量的研究中也发现,ELM模型要优于随机森林模型、支持向量机模型和PLSR模型[7]。然而,本研究还发现,ELM模型的RMSE在3种模型中最高,这与现有研究结论[7]略有不同,而且ELM模型估算的油茶冠层N、P、K含量的标准差和数值范围远大于RR和PLSR模型及野外样地实测数据,RR模型估算的油茶冠层N、P、K含量的平均值、标准差和数值范围则更接近于实测数据。虽然油茶冠层N、P、K估算的RR模型的R^2略低于ELM和PLSR模型,但其更低的RMSE和RRMSE以及更接近于样地实测数据的标准差、数值范围和平均值,证明RR模型在估算油茶冠层N、P、K含量方面优于PLSR和ELM模型。

现有研究中,基于无人机多光谱影像估算农作物和果树冠层N含量的研究多于P、K含量的估算。这一方面是因为无论施磷肥还是钾肥,均会引起植物N含量的显著变化[36],因此监测冠层N含量的变化是评估施肥管理的重要手段;另一方面,对于油茶来说,钾肥具有降低落果和提高出仁率的功效,而磷肥对于花芽的发育具有明显的促进作用,因此植物中的P、K元素也会从叶片转移到油茶果中[37],这也导致油茶冠层中的P、K含量很难被准确监测。此外,对油茶冠层的N、P、K营养元素而言,N含量的高低对油茶果产量的贡献远高于P、K含量[36]。但是因为N、P、K对油茶生长发育的作用不同,在关注植物冠层N含量的同时,对P、K含量进行实时监测也是十分必要的。

3.3 油茶冠层N、P、K含量估算的不确定性

本研究中,估算油茶冠层N、P、K含量的ELM、RR和PLSR模型的决定系数R^2较有些同类研究略低[18,21],或与有些同类研究的R^2相近[8,17,22]。无人机获取的油茶多光谱影像中,不同位置油茶冠层的多光谱反射率不同,同时油茶多光谱影像还受到土

壤背景、冠层阴影、林下植被、病虫害等的影响。虽然在多光谱影像预处理的时候已经去除了土壤背景和冠层阴影的影响，然而油茶冠层多光谱反射率的不一致性也给N、P、K含量的估算带来了一定的挑战。多光谱反射率也会受到传感器、采集数据时的天气、影像对齐和拼接方法的影响，导致每一行油茶的多光谱反射率及植被指数存在一定的差异。无人机飞行高度也会带来一定的误差，虽然有研究表明在飞行高度较低时，不同的飞行高度对多光谱植被指数的影响不大[38]。然而也有研究表明，当飞行高度超过最优高度时，多光谱植被指数的精度会随着飞行高度的增加而降低[39]。因此，在进一步研究油茶冠层N、P、K含量的估算模型时，应该考虑无人机飞行高度对模型估算精度的影响。此外，有研究表明，不同肥料中N、P、K的浓度配比对促进油茶冠层吸收N、P、K元素的效率不同[40]。因此，本研究中样地1、样地2、样地3分别采用高氮复合肥、普通复合肥和尿素3种肥料，可能引起油茶冠层对N、P、K吸收效率的不同，进而影响了3个样地中油茶冠层N、P、K含量的差异，最终也会影响油茶冠层的多光谱反射率。

4　结　论

本研究分析了油茶冠层叶片N、P、K含量估算的特征多光谱植被指数，并基于特征植被指数和机器学习算法（ELM、PLSR和RR）选择了油茶冠层N、P、K含量的快速诊断模型。结果表明，监测油茶冠层N、P、K含量的特征植被指数分别有9个（EXB、TGI、BNDVI、ENDVI、$DATT_{750}$、NDREI、RECI、$SCCCI_{750}$、TVI）、7个（EXB、TGI、ENDVI、GNDVI、NDVI、$MCARI_{750}$、TVI）和6个（IKAW、TGI、VARI、NDVI、NDRE、$RECI_{750}$）。

根据留一交叉验证法的RMSE和R^2，以及油茶冠层N、P、K含量估算模型的结果，油茶冠层N含量的估算可以采用CARS选择的特征植被指数与RR或者PLSR相结合的方法；油茶冠层P含量的估算精度低于N、K含量，3个模型中以PLSR模型的RMSE最低，ELM的R^2最高，RR模型的RMSE略高于PLSR模型而R^2略低于ELM模型，且RR模型估算P含量的样地平均值、标准差和数值范围更接近于野外实测数据；估算油茶冠层K含量的ELM模型的R^2最高，RR模型的R^2略低于PLSR和ELM模型，但RR模型的RMSE值最低且估算的K含量的平均值、标准差和数值范围更加接近于野外实测数据。

基于无人机多光谱影像，本研究提供了一种低成本、高频率、高效率的油茶冠层N、P、K含量的无损、快速诊断方法，其中以RR模型的估算性能最好，为油茶施肥管理和提高产量提供了有力的技术支持。

[参考文献]

[1] 张雪洁，谭晓风，袁军，等. 磷胁迫对油茶幼苗光合生理指标的影响[J]. 西北农林科技大学学报（自然科学版），2013，41（7）：125-132.
ZHANG X J，TAN X F，YUAN J，et al. Effects of phosphorous stress on photosynthetic physiological indexes of *Camellia oleifera* Abel seedlings[J]. Journal of Northwest A&F University（Natural Science Edition），2013，41（7）：125-132.

[2] 胡娟娟，束庆龙，曹志华，等. 安徽省不同生态类型区油茶良种枝叶化学成分研究[J]. 西北农林科技大学学报（自然科学版），2012，40（6）：175-180，188.
HU J J，SHU Q L，CAO Z H，et al. Study on the chemical composition of shoot and leaf of *Camellia oleifera* varieties of different ecological regions in Anhui Province[J]. Journal of Northwest A&F University（Natural Science Edition），2012，40（6）：175-180，188.

[3] 袁军，谭晓风，叶思诚，等. 不同磷源对酸性红壤养分及油茶幼苗生长的影响[J]. 西北农林科技大学学报（自然科学版），2013，41（4）：155-160.
YUAN J，TAN X F，YE S C，et al. Effects of phosphates from different sources on the growth of *Camellia oleifera* seedlings and content of nutrients in acidic soil[J]. Journal of Northwest A&F University（Natural Science Edition），2013，41（4）：155-160.

[4] 胡玉玲，潘忠飞，龙雪燕，等. 不同有机肥和大量及微量元素配比对油茶生长及产量相关指标影响[J]. 中国土壤与肥料，2022（4）：148-160.
HU Y L，PAN Z F，LONG X Y，et al. Effects of different ratios of organic fertilizer，large and trace elements on growth and yield of oil-tea camellia[J]. Soil and Fertilizer Sciences in China，2022（4）：148-160.

[5] 邓沁. 不同产量油茶林地土壤养分与果实经济性状研究[D]. 长沙：中南林业科技大学，2024.
DENG Q. Study on soil nutrient and fruit economic traits in *Camellia oleifera* forest with different yields[D]. Changsha：Central South University of Forestry and Technology，2024.

[6] 李学国. 基于无人机遥感光谱图像的小麦玉米长势精准监测研究[D]. 山东泰安：山东农业大学，2019.
LI X G. Study on precise monitoring of wheat and corn growth based on remote sensing image of unmanned aerial vehicle[D]. Taian，Shandong：Shandong Agricultural University，2019.

[7] PENG X L，CHEN D Y，ZHOU Z J，et al. Prediction of the ni-

trogen,phosphorus and potassium contents in grape leaves at different growth stages based on UAV multispectral remote sensing[J]. Remote Sensing,2022,14(11):2659.

[8] FU Z P,YUAN S S,ZHANG J Y,et al. Combining UAV multispectral imagery and ecological factors to estimate leaf nitrogen and grain protein content of wheat[J]. European Journal of Agronomy,2022,132:126405.

[9] 郝琪,陈天陆,王富贵,等. 基于无人机多光谱数据和氮素空间分异的玉米冠层氮浓度估算[J]. 作物学报,2025,51(1):189-206.
HAO Q,CHEN T L,WANG F G,et al. Estimation of canopy nitrogen concentration in maize based on UAV multi-spectral data and spatial nitrogen heterogeneity[J]. Acta Agronomica Sinica,2025,51(1):189-206.

[10] 运彬媛,谢铁娜,李虹,等. 融合无人机光谱与纹理信息的玉米氮素营养估测[J]. 中国农业科学,2024,57(16):3154-3170.
YUN B Y,XIE T N,LI H,et al. Nitrogen nutrition estimation of maize based on UAV spectrum and texture information[J]. Scientia Agricultura Sinica,2024,57(16):3154-3170.

[11] XU X G,FAN L L,LI Z H,et al. Estimating leaf nitrogen content in corn based on information fusion of multiple-sensor imagery from UAV[J]. Remote Sensing,2021,13(3):340.

[12] 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.
WEI P F,XU X G,LI Z Y,et al. Remote sensing estimation of nitrogen content in summer maize leaves based on multispectral images of UAV[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2019,35(8):126-133.

[13] 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 C H,WANG Z,CHEN Z C,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.

[14] 康恺,张伟,贺燕,等. 大豆冠层叶片氮含量检测研究:基于无人机多光谱图像[J]. 农机化研究,2024,46(2):151-156.
KANG K,ZHANG W,HE Y,et al. Study on nitrogen content detection of Soybean canopy:based on multispectral image of UAV[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research,2024,46(2):151-156.

[15] 李爽,刘建刚,林永鑫,等. 基于无人机多光谱影像特征融合的马铃薯叶片氮含量监测[J]. 中国蔬菜,2025(1):116-123.
LI S,LIU J G,LIN Y X,et al. Inversion of nitrogen content in potato based on fusion of multispectral image features from unmanned aerial vehicles[J]. China Vegetables,2025(1):116-123.

[16] 吴啟贤,汪旭,刘智鑫,等. 基于无人机甜菜叶片氮素积累量的反演[J]. 中国糖料,2024,46(2):49-56.
WU Q X,WANG X,LIU Z X,et al. Inversion of nitrogen accumulation in sugar beet leaves based on UAV multispectral [J]. Sugar Crops of China,2024,46(2):49-56.

[17] XU S Z,XU X G,BLACKER C,et al. Estimation of leaf nitrogen content in rice using vegetation indices and feature variable optimization with information fusion of multiple-sensor images from UAV[J]. Remote Sensing,2023,15(3):854.

[18] 马纬,武志明,余科松,等. 叶面施硒下荞麦冠层叶片氮含量遥感估测研究[J]. 农业工程,2023,13(5):34-38.
MA W,WU Z M,YU K S,et al. et al. Remote sensing estimation of buckwheat leaf nitrogen content under foliar Selenium application[J]. Agricultural Engineering,2023,13(5):34-38.

[19] YURI S,JEREMY S,ROBERT G,et al. Fine-scale prediction of biomass and leaf nitrogen content in sugarcane using UAV LiDAR and multispectral imaging[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation,2020,92:102177.

[20] 唐渲运. 基于无人机多光谱影像的葡萄氮含量的监测研究[D]. 兰州:甘肃农业大学,2022.
TANG X Y. Monitoring of grape nitrogen content based on UAV multispectral image[D]. Lanzhou:Gansu Agricultural University,2022.

[21] 李美炫,朱西存,白雪源,等. 基于无人机影像阴影去除的苹果树冠层氮素含量遥感反演[J]. 中国农业科学,2021,54(10):2084-2094.
LI M X,ZHU X C,BAI X Y,et al. Remote sensing inversion of nitrogen content in apple canopy based on shadow removal in UAV multi-spectral remote sensing images[J]. Scientia Agricultura Sinica,2021,54(10):2084-2094.

[22] JIANG X T,GAO L T,XU X G,et al. Combining UAV remote sensing with ensemble learning to monitor leaf nitrogen content in custard apple (*Annona squamosa* L.)[J]. Agronomy,2025,15(1):38.

[23] ZHAO X,ZHAO Z Y,ZHAO F N,et al. An estimation of the leaf nitrogen content of apple tree canopies based on multispectral unmanned aerial vehicle imagery and machine learning methods[J]. Agronomy, 2024,14(3):552.

[24] PRADO O L,PAULA M R A,AKEMI S M É,et al. Improvement of leaf nitrogen content inference in valencia-orange trees applying spectral analysis algorithms in UAV mounted-sensor images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2019,83:101907.

[25] 梁宇锋,潘满清,霍翔,等. 基于无人机多光谱图像的荔枝叶片氮磷钾含量检测[J]. 机电工程技术,2022,51(5):138-142.
LIANG Y F,PAN M Q,HUO X,et al. Detection of nitrogen, phosphorus and potassium content in litchi leaves based on UAV multispectral image[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology,2022,51(5):138-142.

[26] 周慧,苏有勇,王重洋,等. 利用无人机的多光谱参数预测荔枝叶片养分质量分数[J]. 热带地理,2019,39(4):562-570.
ZHOU H,SU Y Y,WANG C Y,et al. Prediction of nutrient content in litchi leaves by UAV multispectral parameters[J]. Tropical Geography,2019,39(4):562-570.

[27] NOGUERA M,AQUINO A,PONCE J M,et al. Nutritional

status assessment of olive crops by means of the analysis and modelling of multispectral images taken with UAVs[J]. Biosystems Engineering，2021，211：1-18.

[28] MEYER G E，NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2008，63(2)：282-293.

[29] LI J C，WU W M，ZHAO C W，et al. Effects of solar elevation angle on the visible light vegetation index of a cotton field when extracted from the UAV[J]. Scientific Reports，2025，15(1)：18497.

[30] FALKOWSKI M J，GESSLER P E，MORGAN P，et al. Characterizing and mapping forest fire fuels using ASTER imagery and gradient modeling[J]. Forest Ecology and Management，2005，217(2)：129-146.

[31] LOUHAICHI M，BORMAN M M，JOSHNSON D E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat[J]. Geocarto International，2001，16(1)：65-70.

[32] LU J S，EITEL J U H，ENGELS M，et al. Improving Unmanned Aerial Vehicle（UAV）remote sensing of rice plant potassium accumulation by fusing spectral and textural information[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation，2021，104：102592.

[33] REYNIERS M，WALVOORT D J J，DE BAARDEMAAKER J. A linear model to predict with a multi-spectral radiometer the amount of nitrogen in winter wheat[J]. International Journal of Remote Sensing，2006，27(19)：4159-4179.

[34] DATT B. Visible/near infrared reflectance and chlorophyll content in Eucalyptus leaves[J]. International Journal of Remote Sensing，2010，20(14)：2741-2759.

[35] BAGHERI N. Application of aerial remote sensing technology for detection of fire blight infected pear trees[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2020，168：105147.

[36] 张文元，牛德奎，郭晓敏，等. 施钾水平对油茶养分积累和产油量的影响[J]. 植物营养与肥料学报，2016，22(3)：863-868.
ZHANG W Y，NIU D K，GUO X M，et al. Effect of different levels of potassium fertilization on nutrient accumulation and oil yield of *Camellia oleifera* Abel[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizer，2016，22(3)：863-868.

[37] 姜佳艳，杨慧琴，欧阳文英，等. 有机肥与氮磷钾配施对油茶生长及经济性状的影响[J]. 四川农业大学学报，2022，40(1)：73-82.
JIANG J Y，YANG H Q，OU Y W Y，et al. Effects of Combined Application of Organic Fertilizer and NPK on Growth and Economic Characters of *Camellia oleifera*[J]. Journal of Sichuan Agricultural University，2022，40(1)：73-82.

[38] NJEHIA S N，TSUDA S，VAN MARREWIJK B M，et al. Effect of varying UAV height on the precise estimation of potato crop growth[J]. Frontiers in Plant Science，2023，14：1233349.

[39] 何勇，杜晓月，郑力源，等. 无人机飞行高度对植被覆盖度和植被指数估算结果的影响[J]. 农业工程学报，2022，38(24)：63-72.
HE Y，DU X Y，ZHENG L Y，et al. Effects of UAV flight height on estimated fractional vegetation cover and vegetation index[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2022，38(24)：63-72.

[40] 张坤昌，涂攀峰，黄润生，等. 不同施肥组合对油茶生长和营养的影响[J]. 热带作物学报，2024，45(2)：340-350.
ZHANG K C，TU P F，HUANG R S，et al. Effects of different fertilizer combinations on growth and nutrition of *Camellia oleifera*[J]. Chinese Journal of Tropical Crops，2024，45(2)：340-350.

（责任编辑：温晓平）