

基于无人机多光谱遥感的矮林芳樟叶片精油产量反演

鲁向晖 杨宝城 张海娜 张杰 王倩 金志农
(南昌工程学院江西省樟树繁育与开发利用工程研究中心, 南昌 330099)

摘要: 芳樟 (*Cinnamomum camphora* (Linn.) Presl) 精油在林业经济发展中具有巨大市场潜力, 多光谱遥感产量预测是高效反演芳樟精油产量的新方式。本研究以矮林芳樟收获期精油产量为研究对象, 利用无人机多光谱遥感技术, 筛选敏感植被指数作为输入变量, 以地面同步观测的精油产量作为输出变量, 采用支持向量机 (Support vector machine, SVM)、随机森林 (Random forest, RF) 和反向传播神经网络 (Back propagation neural network, BPNN) 3 种机器学习方法构建矮林芳樟精油产量预测模型。结果表明, 修改型土壤调节植被指数 (MSAVI)、优化土壤调节植被指数 (OSAVI)、重归一化植被指数 (RDVI)、土壤调整植被指数 (SAVI) 和非线性植被指数 (NLI) 对矮林芳樟精油产量呈现较高敏感性, 其相关系数 R 分别为 0.765 1、0.813 1、0.771 1、0.779 4、0.818 3。SVM、RF、BPNN 3 种机器学习方法构建的矮林芳樟精油产量预测模型训练集的决定系数 R^2 分别为 0.723、0.853、0.770, 均方根误差 (RMSE) 分别为 11.649、9.179、10.484 kg/hm², 平均相对误差 (MRE) 分别为 7.204%、10.808%、7.181%; 验证集的 R^2 分别为 0.688、0.869、0.732, RMSE 分别为 7.951、5.809、8.483 kg/hm², MRE 分别为 6.914%、5.545%、7.999%。经过综合比较, 以 MSAVI、OSAVI、RDVI、SAVI、NLI 作为输入数据, 基于 RF 方法构建的矮林芳樟精油产量预测模型, 模拟结果精度最高。研究可为提高基于无人机多光谱遥感的矮林芳樟叶片精油产量预测精度提供理论依据, 为快速监测大面积经济植物生长状况提供技术支撑。

关键词: 矮林芳樟; 多光谱; 植被指数; 反演; 产量

中图分类号: S758 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298 (2023) 04-0191-07 **OSID:** 

Inversion of Leaf Essential Oil Yield of *Cinnamomum camphora* Based on UAV Multi-spectral Remote Sensing

LU Xianghui YANG Baocheng ZHANG Haina ZHANG Jie WANG Qian JIN Zhinong
(Jiangxi Provincial Engineering Research Center of Seed-Breeding and Utilization of Camphor Trees,
Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China)

Abstract: *Cinnamomum camphora* (Linn.) Presl essential oil has great market potential in the development of forestry economy. Multi-spectral remote sensing yield prediction is a new way to efficiently invert *C. camphora* essential oil. The yield of essential oil in the harvest period of *C. camphora* was taken as the research object. Using UAV multispectral remote sensing technology, the sensitive vegetation index was selected as the input variable, and the essential oil yield of ground synchronous observation was taken as the output variable. Three machine learning methods, support vector machine (SVM), random forest (RF) and back propagation neural network (BPNN), were used to construct the estimation model of essential oil yield of *C. camphora*. The results showed that modified soil adjusted vegetation index (MSAVI), optimized soil adjusted vegetation index (OSAVI), renormalized difference vegetation index (RDVI), soil adjusted vegetation index (SAVI) and nonlinear vegetation index (NLI) were highly sensitive to the essential oil yield of *C. camphora*, and the correlation coefficients R were 0.765 1, 0.813 1, 0.771 1, 0.779 4 and 0.818 3, respectively. The yield prediction models for essential oil of *C. camphora* were constructed by using three machine learning methods, SVM, RF, and BPNN. In the training set, the coefficients of determination R^2 were 0.723, 0.853 and 0.770, respectively; the root mean square

errors (RMSE) were 11.649 kg/hm², 9.179 kg/hm² and 10.484 kg/hm², respectively; the mean relative errors (MRE) were 7.204%, 10.808% and 7.181%, respectively. In the validation set, the R^2 of validation set were 0.688, 0.869 and 0.732, respectively; RMSE were 7.951 kg/hm², 5.809 kg/hm², 8.483 kg/hm²; MRE were 6.914%, 5.545%, 7.999%, respectively. Through the comprehensive comparison, with MSAVI, OSAVI, RDVI, SAVI, NLI as input data, the prediction model of *C. camphora* essential oil yield based on RF method achieved the highest accuracy. The research can provide a theoretical basis for improving the prediction accuracy of essential oil yield of *C. camphora* leaves based on UAV multi-spectral remote sensing and provide technical support for rapid monitoring of large-area economic plant growth.

Key words: *Cinnamomum camphora*; multi-spectral; vegetation index; inversion; production

0 引言

芳樟 (*Cinnamomum camphora* (Linn.) Presl) 是我国南方重要的木本油料植物及观赏树木,芳樟精油中的多酚类物质对多种疾病具有治疗作用,醇类物质作为天然香料出口世界各国,在医疗与香料产业中占有独特地位^[1-2]。中国芳樟精油产业在世界农林业经济发展中具有巨大市场潜力,但芳樟精油产量受生长环境因素的影响较大,芳樟在科学种植与高效生产仍有很大的提升空间^[3-4],这给芳樟产业的可持续发展带来了挑战。因此,借助新兴科技手段,在芳樟收获前开展产量预测,诊断影响产量的环境因素,进而对田间施肥或灌溉进行科学指导,对芳樟精油产业发展具有重要意义。

传统上芳樟精油提取与测产,无论是蒸馏法还是萃取法^[5],都是通过实地破坏性取样抽样调查来开展的,费时费力且具有不可持续性。此外,由于采样点的限制,传统方法应用范围较小,无法在大面积种植区域进行实时监测;而间接测量法,如通过遥感技术获取植物光谱信息,利用算法模型对作物进行产量估算方法的应用^[6],为大面积芳樟精油产量监测提供了新的思路和途径。DAVID 等^[7]利用 UAV 在秘鲁海岸获取了多光谱图像,采用主成分分析 (PCA)、线性回归和 Pearson 相关系数进行多因素分析,对 4 个玉米杂交种进行产量预测,结果表明将红边叶绿素指数 (CIRE) 和归一化差异红色边缘指数 (NDRE) 纳入预测模型有助于提高估计性能,并有助于农业决策调整;LIU 等^[8]利用无人机多光谱图像选取植被指数,采用多元线性回归 (MLR)、逐步多元线性回归 (SMLR) 和偏最小二乘回归 (PLSR) 等方法对冬小麦产量和氮肥利用效率进行了快速监测,结果表明消费级 P4M 型相机可以实现冬小麦重要生长指标的有效监测;LUO 等^[9]利用 UAV 多光谱图像,整合植被指数 (VI) 与通过流苏帽转换 (TCT) 得到的亮度、绿度和水分信息建立模型反演,对不同生育期水稻的产量进行了预测,结果表明预

测模型对水稻抽穗期产量预测结果精度高。前人的研究结果均对利用多光谱遥感估算矮林芳樟叶片精油产量提供了思路和理论参考。然而,这些研究均采用单一的敏感波段或植被指数预测作物产量,使预测结果的精度受到了一定的限制。随着无人机低空遥感技术的发展,利用多光谱数据全面筛选植被指数,为预测模型提供了更准确更全面的输入参数,为提高模型预测结果精度提供了条件。

本研究以江西地区矮林芳樟收获期精油产量为研究对象,利用无人机获取低空多光谱遥感影像,分析矮林芳樟精油产量与植被指数之间的相关性,筛选出与矮林芳樟精油产量相关度最高的植被指数组合。在此基础上采用支持向量机 (Support vector machine, SVM)、反向传播神经网络 (Back propagation neural network, BPNN) 和随机森林 (Random forest, RF) 3 种机器学习方法构建矮林芳樟精油产量预测模型,通过综合比较 3 种预测模型的评价指标,选择最合适的植被指数组合与最优预测模型,以实现矮林芳樟精油产量的快速预测,为广域、快速地测定矮林芳樟精油产量提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究地点位于江西省南昌市南昌工程学院樟树种质资源圃 (28°41'40.85" N, 116°01'41.18" E) (图 1)。气候类型属于亚热带湿润季风气候,年平均

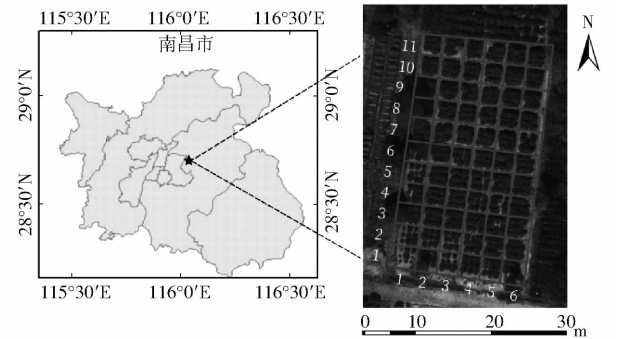


图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographical location of study area

气温 16 ~ 17.7℃, 年降雨量 1 600 ~ 1 700 mm, 降水日为 147 ~ 157 d, 年平均暴雨日 5.6 d, 年平均相对湿度为 78.5%。年日照时间 1 723 ~ 1 820 h, 日照率为 40%, 土壤 pH 值以微酸至中性为主, 有机质含量较低, 土壤密度局部偏大, 土壤质地以红壤土为主。

1.2 试验设计

供试矮林芳樟品种为江西省樟树繁育与开发利用工程研究中心研发的“赣芳 1 号”。研究区布设 66 个小区, 每个小区种植 9 株矮林芳樟, 株行距 1 m × 1 m, 共 594 株。本试验水分供应方式为天然降雨结合补充喷灌。栽植时间为 2021 年 4 月, 一年生扦插苗, 不施药物, 由人工除草。于 2022 年 9 月底破坏取样提取芳樟精油, 并留地茎。

1.3 数据采集

1.3.1 无人机多光谱数据

多光谱数据采集使用大疆 M300RTK 型无人机, 搭载长光禹辰 MS600pro 型多光谱相机, 其光谱相机配备 6 个 1/3 英寸 CMOS 影像传感器, 像素 120 万。其中 6 个单色传感器用于包含蓝光波段(中心波长 450 nm)、绿光波段(中心波长 555 nm)、红光波段(中心波长 660 nm)、红边波段 1(中心波长 720 nm)、红边波段 2(中心波长 750 nm)和近红外波段(中心波长 840 nm)的多光谱成像。

无人机多光谱影像的采集时间为 2022 年 9 月底, 矮林芳樟处于收获期。飞行时间为 12:00—14:00, 飞行时天空晴朗无云, 风力较小。起飞前手动控制无人机飞行至校准白板的正上方约 1 m 处, 采用相机单摄模式拍摄标准白板进行反射率标定。飞行设置航线为 Z 形, 飞行高度为 50 m, 航向和旁向重叠度均设置为 75%, 相机镜头与地面呈 90°, 拍照模式为等时间间隔。

1.3.2 地面实测数据

精油产量测量采用每株均测量的方法。试验准备 594 个 10 mL 棕色玻璃试剂瓶(提前称量), 6 个精油蒸馏器, 若干大号网袋。将矮林芳樟收割后, 立即用网袋整株运回实验室, 称总质量后将植株的叶片和枝分离, 称取每一个样品的叶片总鲜质量, 每株随机选取 300 g 叶片样品用于提取精油, 按编号暂存。精油含量测定采用水蒸气蒸馏法, 将选取的 300 g 叶片样品放入精油蒸馏提取器中, 在定时模式下蒸馏 1 h, 精油样品装入编号试剂瓶, 由精度为 0.01 g 电子秤称量精油质量。每个小区叶片精油总产量计算式为

$$Y_i = \frac{10}{9} \sum_{j=1}^9 \left(\frac{M_{ij} - M_{2j}}{300} M_j \right) \quad (i = 1, 2, \dots, 66)$$

式中 Y ——精油产量, kg/hm²

M ——叶片总鲜质量, g
 M_1 ——试剂瓶加精油质量, g
 M_2 ——试剂瓶质量, g
 i ——小区编号
 j ——植株编号

1.4 多光谱影像处理

利用 Ysense Map V2.2.2 软件对无人机获取的多光谱影像进行拼接处理, 并进行几何校正和辐射校正预处理。将预处理后的无人机多光谱影像信息导入 ENVI 5.3 软件中提取光谱反射率。以各个试验小区为中心, 在图像上裁剪出对应的光谱影像, 剔除土壤与树木阴影后, 将感兴趣区域(ROI)范围内矮林芳樟叶片样本的平均反射光谱, 作为该小区的光谱反射率, 获得不同波段的光谱反射率数据。

1.5 植被指数构建与选择

植物体因细胞生化参数存在明显差异而表现出不同的光谱反射率^[10]。在可见光波段内, 绿色植物的主要吸收峰在红光波段和蓝光波段附近形成, 主要反射峰在绿光波段形成。而将这些波段的光谱反射率通过线性或非线性的组合构成无量纲植被指数, 可用来诊断植物生长状态以及反演各种植物生理参数。在获取矮林芳樟多光谱影像不同波段反射率后, 参考前人研究, 从现有的多光谱植被指数中选取了 27 个多光谱植被指数用于模型构建, 具体计算公式如表 1 所示。

1.6 模型方法和评价指标

SVM、RF、BPNN 为常见的机器学习模型, 已大量应用在农作物水分含量、氮素含量监测和产量反演研究中。SVM 是一种基于最优间隔分类技术的二元线性分类器, 已被推广到非线性数据和多类数据的使用中, 特点是适用小样本学习方法, 泛化错误率低, 结果易解释^[29]。BPNN 是一种多层前馈神经网络, 广泛应用在模式识别及分类、图像处理、函数拟合、最优预测等方面, 特点是网络具有自学习能力, 有一定的推广、概括能力^[30]。RF 是随机生成多个分类树, 并根据训练得到的模型对待测样本类别进行预测的一种监督学习分类算法, 特点是泛化能力强、鲁棒性好、速度快、精度高等^[31]。

采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)与平均相对误差(MRE)对模型预测结果进行评价, R^2 越接近 1, 说明模型的预测精度越高; RMSE 与 MRE 越接近 0, 说明模型效果越好、预测结果也更为接近实测结果^[32]。

1.7 数据处理与分析软件

利用 Excel 2019 计算精油产量实测数据, 利用反射率数据计算植被指数, 并计算植被指数与精油

表 1 经验植被指数及计算公式

Tab.1 Empirical vegetation index and calculation formula

植被指数	计算公式	文献 序号
叶 绿 素 指 数 (GCVI)	$NIR/G-1$	[11]
红边归一化差值植 被指数(RNDVI)	$(RE_{1,2}-R)/(RE_{1,2}+R)$	[11]
归一化差值水体指 数(NDWI)	$(G-NIR)/(G+NIR)$	[12]
土壤调整植被指数 (SAVI)	$1.5(NIR-R)/(NIR+R+0.5)$	[13]
修改型土壤调节植 被指数(MSAVI)	$[2NIR+1-\sqrt{(2NIR+1)^2-8(NIR-R)}]/2$	[14]
差 值 植 被 指 数 (DVI)	$NIR-R$	[15]
绿度归一化植被指 数(GNDVI)	$(NIR-G)/(NIR+G)$	[16]
红边叶绿素指数 (CIRE)	$NIR/RE_{1,2}-1$	[17]
归一化差分红边指 数(NDRE)	$(NIR-RE_{1,2})/(NIR+RE_{1,2})$	[18]
红边比值植被指数 (RRI)	$NIR/RE_{1,2}$	[19]
比 值 植 被 指 数 (RVI)	NIR/R	[20]
重归一化植被指数 (RDVI)	$(NIR-R)/\sqrt{NIR+R}$	[21]
改进比值植被指数 (MSR)	$(NIR/R-1)/\sqrt{NIR/R+1}$	[21]
转换叶绿素吸收指 数(TCARI)	$3[RE_{1,2}-R-0.2(RE_{1,2}-G)(RE_{1,2}/R)]$	[21]
抗 大 气 指 数 (VARI)	$(G-R)/(G+R-B)$	[21]
归一化绿红差值指 数(NGRDI)	$(G-R)/(G+R)$	[21]
归一化红蓝差值指 数(NRBDI)	$(R-B)/(R+B)$	[21]
绿度指数(GI)	G/R	[21]
非线性植被指数 (NLI)	$(NIR^2-R)/(NIR^2+R)$	[22]
三角植 被 指 数 (TVI)	$60(NIR-G)-100(R-G)$	[23]
改进叶绿素吸收指 数(MCARI)	$RE_{1,2}-R-0.2(RE_{1,2}-G)(RE_{1,2}/R)$	[23]
过绿指数(EXG)	$2G-R-B$	[24]
过红指数(EXR)	$1.4R-G$	[24]
植被色素比值指数 (PPR)	$(G-B)/(G+B)$	[25]
归一化植被指数 (NDVI)	$(NIR-R)/(NIR+R)$	[26]
增强型植被指数 (EVI)	$2.5(NIR-R)/(NIR+6R-7.5B+1)$	[27]
优化土壤调节植被 指数(OSAVI)	$1.16(NIR-R)/(NIR+R+0.16)$	[28]

注: B 、 G 、 R 、 $RE_{1,2}$ 、 NIR 分别表示蓝、绿、红、红边 1 和 2、近红外波段的反射率。

产量相关系数;使用 Matlab 2020a 分别建立 SVM、RF、BPNN 反演模型;采用 OriginPro 2021 绘制反演结果拟合图。

2 结果与分析

2.1 样本数据

基于田间试验获取的 66 组产量样本作为输出,以 66 组敏感植被指数数据样本作为输入。对 66 组产量样本从小到大排序,随机选取 2/3 的样本作为训练集,其余 1/3 的样本作为验证集,训练集和验证集的样本数量及精油产量数据的统计特征如表 2 所示。

表 2 矮林芳樟精油产量描述性统计

Tab.2 Descriptive statistics of essential oil yield of <i>Cinnamomum camphora</i>		
参数	训练集	验证集
样本量	44	22
最大值/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	144.80	107.33
最小值/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	20.94	53.33
平均值/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	87.08	83.11
标准差/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	21.87	13.45
变异系数/%	25.12	16.19

训练集与验证集变异系数均大于 15%,说明产量数据受试验处理影响,离散程度大,对于噪声容忍度大的算法来说,建模分析影响较小。

2.2 植被指数与精油产量相关性

利用相关文献得到的 27 种植被指数,分析植被指数与精油产量的相关性,筛选出相关系数 R 最大的 5 个指数,修改型土壤调节植被指数(MSAVI)、优化土壤调节植被指数(OSAVI)、重归一化植被指数(RDVI)、土壤调整植被指数(SAVI)和非线性植被指数(NLI)与精油产量的相关系数为 0.765 1、0.813 1、0.771 1、0.779 4、0.818 3(表 3),作为模型的输入变量。

2.3 矮林芳樟精油产量估算模型

以筛选出的 5 组植被指数组合作为自变量,以实测矮林芳樟精油产量作为响应变量,分别采用基于 Libsvm 工具箱建立的 SVM、基于参数优化与训练的 RF、基于 Matlab 的 Neural-Net-work 工具箱构建的 BPNN 构建估算模型,从 R^2 、RMSE、MRE 3 方面综合评定模型精度,不同建模方法对于矮林芳樟精油产量的预测结果如图 2 所示。

通过综合比较模型精度,RF 方法构建的矮林芳樟精油产量预测模型反演精度最高,训练集与验证集的 R^2 分别为 0.853、0.869,且验证集的 RMSE 与 MRE 均小于其他两组模型。

表3 矮林芳樟精油产量与植被指数相关系数

Tab.3 Correlation coefficient between essential oil yield and vegetation index of *Cinnamomum camphora*

植被指数	R	植被指数	R
GCVI	-0.040 8	NGRDI	-0.025 2
RNDVI1	0.001 4	NRBDI	0.024 0
RNDVI2	-0.049 8	GI	-0.020 3
NDWI	0.046 6	NLI	0.818 3 *
SAVI	0.779 4 *	TVI	0.723 8
MSAVI	0.765 1 *	MCARI1	0.578 2
DVI	0.730 1	MCARI2	0.750 0
GNDVI	-0.046 6	EXG	0.634 6
CIRE1	-0.500 0	EXR	-0.624 4
CIRE2	-0.049 9	PPR	-0.019 8
NDRE1	-0.048 7	NDVI	-0.067 4
NDRE2	-0.052 8	EVI	0.763 5
RR11	-0.500 0	OSAVI	0.813 1 *
RR12	-0.049 9	VARI	-0.025 4
RVI	-0.065 0	TCARI1	0.619 7
RDVI	0.771 1 *	TCARI2	-0.657 5
MSR	-0.066 2		

注：*为筛选的5个相关系数最高的植被指数。植被指数后1、2表示同一植被指数利用红边1和红边2计算得到的不同结果。

3 讨论

在利用多光谱遥感估算作物产量的研究中,FEI等^[33]优选 EXR、EXG 和修正绿红指数(MGRVI)等24种植被指数,通过机器学习算法能以较高精度预

测小麦产量;LMPOLONIA等^[34]选择绿度宽范围动态植被指数(GWDRVI)、NDVI、宽范围动态植被指数(WDRVI)、修正型三角植被指数(MTVI2)和绿度归一化植被指数(GNDVI)5种植被指数融合机器学习技术用于芒草表型和产量预测,效果较好,由此可见研究不同的植物种类,筛选的植被指数是不一致的,针对不同的植物,选取不同的植被指数可以得到更好的预测结果。本研究发现 MSAVI、OSAVI、RDVI、SAVI 和 NLI 与矮林芳樟精油产量呈强相关性,而这些植被指数计算公式均是红光波段反射率和近红外波段反射率的线性与非线性组合。造成这种结果可能是因为9月底为矮林芳樟叶片收获期,叶片叶绿素含量降低。相关研究已得出,红光波段与近红外波段反射率对反演植物生物量与产量比较敏感,如MUTANGA等^[35]研究表明,利用红边和近红外光谱计算的植被指数,可以有效地减少水分吸收等因素的影响,进而更好地反演高密度的湿地植物生物量;赵翊含等^[36]发现,基于近红外和红光波段组合计算的植被指数,是反演草地地上生物量的重要变量;FAN等^[37]研究验证了植被近红外反射率在油菜不同生育期,尤其是开花期对叶面积指数(LAI)更为敏感的假设,从而可以更准确地早期预测油菜产量。由此可得出,矮林芳樟收获期精油产量与叶片红光波段反射率和近红外波段反射率有密切关系。

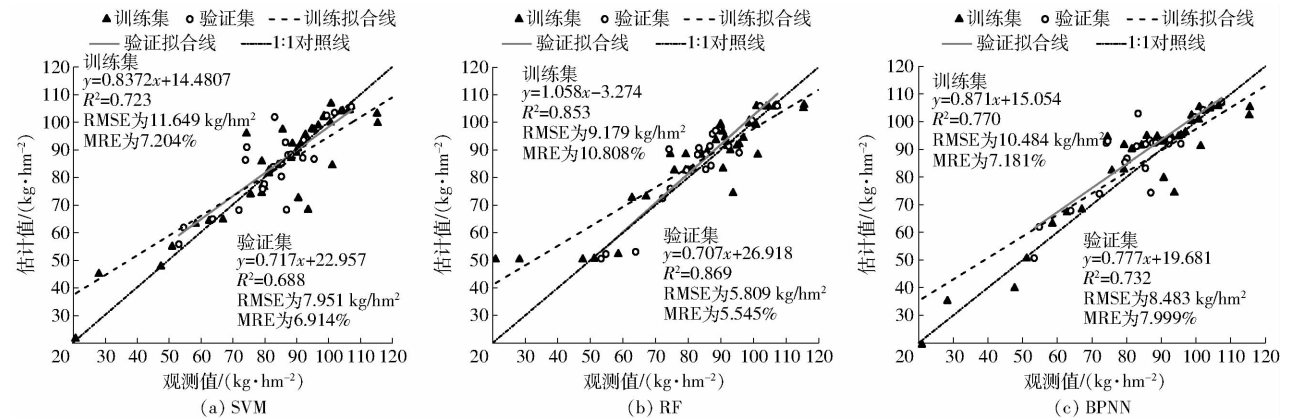


图2 基于支持向量机、随机森林和反向传播神经网络的矮林芳樟精油产量估算模型预测结果

Fig.2 Estimation models of essential oil yield of *Cinnamomum camphora* based on SVM, RF and BPNN

不同的建模方法对模型的预测精度具有不可忽视的作用^[38]。本研究通过筛选27种植被指数,同时使用3种机器学习方法构建了矮林芳樟精油产量反演模型。经对比分析发现,基于RF模型的反演精度高于SVM模型和BPNN模型,说明RF在估算矮林芳樟精油产量方面更有优势,这与其算法原理的核心思想有关。RF算法应用了Bagging的集成学习思想,对自变量共线性问题敏感度较差,具有强抗干扰性和抗过拟合能力,对噪声异常值容忍性高,

当变异系数高时,可取得较好的精度^[39];SVM模型对输入变量的共线性有较强的依赖性,且在模型构建中,预处理数据和调参有轻微变化,对反演结果影响都很大,导致SVM对数据的泛化能力较差,使预测效果受限^[40];BPNN模型的反演精度较RF模型低,可能是因为本研究中样本数较少。BPNN模型有自身缺陷,在模型建立过程中要保证样本量足够大(一般认为样本数大于50即为大样本事件),才能有效地对模型进行训练与测试^[41]。因

此,RF 模型可以作为矮林芳樟精油产量反演建模的首选方法。

4 结 论

(1)与矮林芳樟精油产量均具有较强相关性的植被指数为 MSAVI、OSAVI、RDVI、SAVI 和 NLI,其相关系数分别为 0.765 1、0.813 1、0.771 1、0.779 4、0.818 3,可作为矮林芳樟精油产量预测模型的输入参量。

(2)矮林芳樟精油产量与叶片红光波段(中心波长 660 nm)反射率和近红外波段(中心波长 840 nm)反射率有密切关系,以这两个波段为基础得到的植被指数可以很好地反演矮林芳樟精油产量。

(3)当输入参量相同时,基于 RF 方法构建的矮林芳樟精油产量预测模型的精度显著高于 SVM 与 BPNN 模型,其验证集 R^2 为 0.869, RMSE 为 5.809 kg/hm², MRE 为 5.545%。因此,RF 模型可以作为矮林芳樟精油产量反演建模的首选方法。

参 考 文 献

[1] FAZMIYA M J A, SULTANA A, RAHMAN K, et al. Current insights on bioactive molecules, antioxidant, anti-inflammatory, and other pharmacological activities of *Cinnamomum camphora* Linn[J]. *Oxidative Medicine and Cellular Longevity*, 2022, 2022: 9354555.

[2] 金志农,张北红,艾卿,等. 香料樟树研究的必要性与可行性分析[J]. 南昌工程学院学报, 2020,39(6):1-13.
JIN Zhinong, ZHANG Beihong, AI Qing, et al. Necessity and feasibility of research on *Cinnamomum* spp. and *Litsea* spp. used in spice[J]. *Journal of Nanchang Institute of Technology*, 2020,39(6):1-13. (in Chinese)

[3] 王玮琴,殷红,王莉霞,等. 樟树挥发油含量及成分在不同时间和生长环境中的变化[J]. 中华中医药学刊,2012,30(5):1140-1142.
WANG Weiqin, YIN Hong, WANG Lixia, et al. Changes of content and composition of the essential oil from *Cinnamomum camphora* in different collecting season and growing environments[J]. *Chinese Archives of Traditional Chinese Medicine*, 2012, 30(5):1140-1142. (in Chinese)

[4] 莫开林,吴斌,李江,等. 樟树资源化学加工利用产业发展现状[J]. 生物质化学工程,2021,55(1):15-22.
MO Kailin, WU Bin, LI Jiang, et al. Development status of camphora tree resources chemical processing and utilization industry[J]. *Biomass Chemical Engineering*, 2021,55(1):15-22. (in Chinese)

[5] ZHANG H, HUANG T, LIAO X, et al. Extraction of camphora tree essential oil by steam distillation and supercritical CO₂ extraction[J]. *Molecules*, 2022,27(17):5385.

[6] 陈建福,赵亮,岳云开,等. 无人机多光谱遥感在作物生长监测中的应用研究进展[J]. 作物研究, 2022,36(4):391-395.
CHEN Jianfu, ZHAO Liang, YUE Yunkai, et al. Research progress of UAV multispectral remote sensing application in crop growth monitoring[J]. *Crop Research*, 2022,36(4):391-395. (in Chinese)

[7] DAVID S, WILIAN S, LAMBERTO V, et al. Yield predictions of four hybrids of maize (*Zea mays*) using multispectral images obtained from UAV in the coast of Peru[J]. *Agronomy*, 2022,12(11):2630.

[8] LIU J, ZHU Y, TAO X, et al. Rapid prediction of winter wheat yield and nitrogen use efficiency using consumer-grade unmanned aerial vehicles multispectral imagery[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022,13:1032170.

[9] LUO S, JIANG X, JIAO W, et al. Remotely sensed prediction of rice yield at different growth durations using UAV multispectral imagery[J]. *Agriculture*, 2022,12(9):1447.

[10] 芮婷婷,徐云飞,程琦,等. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶片含水量反演[J]. 麦类作物学报, 2022,42(10):1291-1300.
RUI Tingting, XU Yunfei, CHENG Qi, et al. Water content retrieval of winter wheat leaves based on UAV multi-spectral remote sensing[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2022,42(10):1291-1300. (in Chinese)

[11] ANATOLY A, GITELSON, ANDRÉS V, et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies [J]. *Geophysical Research Letters*, 2003,30(5):1248.

[12] MCFEETERS S K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996,17(7):1425-1432.

[13] 高林,杨贵军,王宝山,等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. 中国生态农业学报, 2015,23(7):868-876.
GAO Lin, YANG Guijun, WANG Baoshan, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2015,23(7):868-876. (in Chinese)

[14] QI J, CHEHBOUNI A, HUETE A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994,48(2):119-126.

[15] HAN X, WEI Z, CHEN H, et al. Inversion of winter wheat growth parameters and yield under different water treatments based on UAV multispectral remote sensing[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2021,12:609876.

[16] 肖武,陈佳乐,笄宏志,等. 基于无人机影像的采煤沉陷区玉米生物量反演与分析[J]. 农业机械学报, 2018,49(8):169-180.
XIAO Wu, CHEN Jiale, DA Hongzhi, et al. Inversion and analysis of maize biomass in coal mining subsidence area based on UAV images[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018,49(8):169-180. (in Chinese)

[17] ANATOLY A G, ANDRÉS V, VERÓNICA C, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops[J]. *Geophysical Research Letters*, 2005,32(8):403.

[18] GLENN F, RODRIGUEZ D, O'LEARY G. Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index—the canopy chlorophyll content index (CCCI)[J]. *Field Crops Research*, 2010,116(3):318–324.

[19] DANIEL A S, JOHN A G. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002,81(2–3):337–354.

[20] BUSCHMANN C, NAGEL E. In vivo spectroscopy and internal optics of leaves as basis for remote sensing of vegetation[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993,14(4):711–722.

[21] CHEN S, CHEN Y, CHEN J, et al. Retrieval of cotton plant water content by UAV based vegetation supply water index (VSWI)[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020,41(11):4389.

[22] 史博太,常庆瑞,崔小涛,等. 基于 Sentinel-2 多光谱数据和机器学习算法的冬小麦 LAI 遥感估算[J]. *麦类作物学报*, 2021,41(6):752–761.
SHI Botai, CHANG Qingrui, CUI Xiaotao, et al. LAI estimation of winter wheat based on Sentinel-2 multispectral data and machine learning algorithm[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2021,41(6):752–761. (in Chinese)

[23] BROGE N H, LEBLANC E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001,76(2):156–172.

[24] 刘杨,冯海宽,孙乾,等. 不同分辨率无人机数码影像的马铃薯地上生物量估算研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021,41(5):1470–1476.
LIU Yang, FENG Haikuan, SUN Qian, et al. Estimation study of above ground biomass in potato based on UAV digital images with different resolutions[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021,41(5):1470–1476. (in Chinese)

[25] 程千,徐洪刚,曹引波,等. 基于无人机多时相植被指数的冬小麦产量估测[J]. *农业机械学报*, 2021,52(3):160–167.
CHENG Qian, XU Honggang, CAO Yinbo, et al. Grain yield prediction of winter wheat using multi-temporal UAV based on multispectral vegetation index[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021,52(3):160–167. (in Chinese)

[26] 郑有飞,OLFERT O, BRANDT S, 等. 高光谱遥感在农作物长势监测中的应用[J]. *气象与环境科学*, 2007(1):10–16.
ZHENG Youfei, OLFERT O, BRANDT S, et al. Monitoring growth vigour of crop using hyperspectral remote sensing data[J]. *Meteorological and Environmental Sciences*, 2007(1):10–16. (in Chinese)

[27] 林玉英,胡喜生,邱荣祖,等. 基于 Landsat 影像的 NDVI 对植被与影响因子交互耦合的响应[J]. *农业机械学报*, 2018,49(10):212–219.
LIN Yuying, HU Xisheng, QIU Rongzu, et al. Responses of Landsat-based NDVI to interaction of vegetation and influencing factors[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018,49(10):212–219. (in Chinese)

[28] 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)

[29] CHAUHAN V K, DAHIYA K, SHARMA A. Problem formulations and solvers in linear SVM: a review[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2019,52(2):803–855.

[30] 周政. BP 神经网络的发展现状综述[J]. *山西电子技术*, 2008(2):90–92.
ZHOU Zheng. Survey of current progress in BP neural network[J]. *Shanxi Electronics Technology*, 2008(2):90–92. (in Chinese)

[31] 陈海洋,孟令奎,周元. 基于随机森林的遥感影像雪冰云信息检测方法[J]. *测绘地理信息*, 2022,47(2):105–110.
CHEN Haiyang, MENG Lingkui, ZHOU Yuan. Ice snow and cloud detection in remote sensing images based on random forest[J]. *Geomatics of Surveying and Mapping*, 2022,47(2):105–110. (in Chinese)

[32] 陈晓凯,李粉玲,王玉娜,等. 无人机高光谱遥感估算冬小麦叶面积指数[J]. *农业工程学报*, 2020,36(22):40–49.
CHEN Xiaokai, LI Fenling, WANG Yu'na, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020,36(22):40–49. (in Chinese)

[33] FEI S, HASSAN M A, XIAO Y, et al. UAV-based multi-sensor data fusion and machine learning algorithm for yield prediction in wheat[J]. *Precision Agriculture*, 2022,24(1):21–26.

[34] LMPOLONIA G, CROCI M, FERRARINI A, et al. UAV remote sensing for high-throughput phenotyping and for yield prediction of miscanthus by machine learning techniques[J]. *Remote Sensing*, 2022,14(12):2927.

[35] MUTANGA O, ADAM E, CHO M A. High density biomass estimation for wetland vegetation using WorldView-2 imagery and random forest regression algorithm[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012,18:399–406.

[36] 赵翊含,侯蒙京,冯琦胜,等. 基于 Landsat 8 和随机森林的青海门源天然草地地上生物量遥感估算[J]. *草业学报*, 2022,31(7):1–14.
ZHAO Yihan, HOU Mengjing, FENG Qisheng, et al. Estimation of aboveground biomass of natural grassland based on Landsat 8 and random forest in Menyuan, Qinghai Province[J]. *Acta Prataculturae Sinica*, 2002,31(7):1–14. (in Chinese)

[11] ELHABTI A, FLEURY D, JEWELL N, et al. Tolerance of combined drought and heat stress is associated with transpiration maintenance and water soluble carbohydrates in wheat grains[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11:568693.

[12] HAAS M, SPRENGER H, ZUTHER E, et al. Can metabolite and transcript-based selection for drought tolerance in *Solanum tuberosum* replace selection on yield in arid environments? [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11:1071.

[13] MULUGETA A G, HAAS M, KÖHL K. LiDAR-based phenotyping for drought response and drought tolerance in potato[J/OL]. *Potato Res.*, 2022. <http://doi.org/10.1007/s11540-022-09567-8>.

[14] CORREIA P, CAIRO W J, BERNARDES D S A, et al. High-throughput phenotyping of physiological traits for wheat resilience to high temperature and drought stress[J]. *J. Exp. Bot.*, 2022,73(15):5235–5251.

[15] 周济, TARDIEU F, PRIDMORE T, 等. 植物表型组学: 发展、现状与挑战[J]. *南京农业大学学报*, 2018,41(4): 580–588. ZHOU Ji, TARDIEU F, PRIDMORE T, et al. Plant phenomics: development, current situation, and challenges[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2018,41(4): 580–588. (in Chinese)

[16] YANG X, GAO S, SUN Q, et al. Classification of maize lodging extents using deep learning algorithms by UAV-based RGB and multispectral images[J]. *Agriculture*, 2022, 12(7): 970.

[17] 章凌翔. 基于无人机多光谱影像油菜产量预测及倒伏风险评价[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2022.

[18] 任志鹏, 高睿, 王大庆. 基于哨兵 2 号多光谱影像的水稻倒伏识别与分类[J]. *节水灌溉*, 2022(7):44–50. REN Zhipeng, GAO Rui, WANG Daqin. Rice lodging recognition and classification based on Sentinel-2 multispectral image[J]. *Water Saving Irrigation*, 2022(7):44–50. (in Chinese)

[19] AHMAD A, SARASWAT D, EL GAMAL A. A survey on using deep learning techniques for plant disease diagnosis and recommendations for development of appropriate tools[J]. *Smart Agricultural Technology*, 2022, 3: 100083.

[20] GHOSAL S, BLYSTONE D, SINGH A K, et al. An explainable deep machine vision framework for plant stress phenotyping[J]. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA.*, 2018, 115(18):4613–4618.

[21] 姜红花, 杨祥海, 丁睿柔, 等. 基于改进 ResNet18 的苹果叶部病害多分类算法研究[J]. *农业机械学报*, 2023,54(4): 295–303. JIANG Honghua, YANG Xianghai, DING Ruiou, et al. Research on multi-classification algorithm of apple leaf diseases based on improved ResNet18[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023,54(4): 295–303. (in Chinese)

[22] 李凯雨, 朱昕怡, 马浚诚, 等. 基于混合扩张卷积和注意力的黄瓜病害严重度估算方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(3):231–239. LI Kaiyu, ZHU Xinyi, MA Juncheng, et al. Estimating cucumber disease severity based on mixed expanded convolution and attention[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023,54(3):231–239. (in Chinese)

[23] 栗建光,戴志刚. 中国麻类作物种质资源及其主要性状[M]. 北京:中国农业出版社,2016.

[24] 刘俊欢, 揭雨成, 邢虎成, 等. 高温干旱期 203 份苧麻饲用种质资源的农艺性状鉴定评价及高产优质种质筛选[J]. *中国农学通报*, 2016, 32(3):54–60. LIU Junhuan, JIE Yucheng, XIN Hucheng, et al. Identification and evaluation of agronomic characters of 203 ramie feeding germplasm resources and screening of high yield and high quality germplasm during high temperature and drought[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2016, 32(3):54–60. (in Chinese)

[25] 李林林, 马渊博, 张浪, 等. 3 个苧麻品种对于旱胁迫的生理生化响应[J]. *中国麻业科学*, 2018, 40(1):22–27. LI Linlin, MA Yuanbo, ZHANG Lang, et al. Physiological and biochemical responses of three ramie varieties to drought stress[J]. *Plant Fiber Sciences in China*, 2018, 40(1):22–27. (in Chinese)

(上接第 197 页)

[37] FAN H, LIU S, LI J, et al. Early prediction of the seed yield in winter oilseed rape based on the near-infrared reflectance of vegetation (NIRV)[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021,186:106166.

[38] 夏天, 吴文斌, 周清波, 等. 冬小麦叶面积指数高光谱遥感反演方法对比[J]. *农业工程学报*, 2013,29(3):139–147. XIA Tian, WU Wenbin, ZHOU Qingbo, et al. Comparison of two inversion methods for winter wheat leaf area index based on hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2013,29(3):139–147. (in Chinese)

[39] 赵鑫. 基于机器学习算法分析无人机图像的小麦产量反演研究[D]. 合肥:安徽大学, 2020. ZHAO Xin. Wheat yield inversion of UAV images analysis based on machine learning algorithms[D]. Hefei: Anhui University, 2020. (in Chinese)

[40] LIU Y, FENG H, YUE J, et al. Estimation of potato above-ground biomass using UAV-based hyperspectral images and machine-learning regression[J]. *Remote Sensing*, 2022,14(21):5449.

[41] 宋开山, 张柏, 王宗明, 等. 基于人工神经网络的大豆叶面积高光谱反演研究[J]. *中国农业科学*, 2006,39(6):1138–1145. SONG Kaishan, ZHANG Bai, WANG Zongming, et al. Soybean LAI estimation with in-situ collected hyperspectral data based on BP-neural networks[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2006,39(6):1138–1145. (in Chinese)