

基于无人机多光谱影像的矮林芳樟叶片含水率与叶水势反演

杨宝城¹ 鲁向晖¹ 张海娜¹ 王倩¹ 陈志琪¹ 张杰^{1,2}

(1. 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;

2. 江西省鄱阳湖流域生态水利技术创新中心, 南昌 330029)

摘要: 叶片含水率和叶水势反映植物组织中水分的状态,是衡量植物水分供应和水分利用效率的重要指标。为探究基于不同高度下无人机多光谱影像反演叶片含水率和叶水势模型的差异,本研究在3个飞行高度处理 F30、F60、F100 (30、60、100 m) 下采集多光谱影像数据,通过使用6种光谱反射率+经验植被指数的组合与地面实测数据进行相关性分析,获得不同飞行高度下的光谱反射率+经验植被指数组合与叶片含水率和叶水势的反演模型及其决定系数,以决定系数为依据分别构建支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和径向基神经网络(RBFNN)模型,分析不同飞行高度无人机多光谱影像反演芳樟叶片含水率和叶水势的精度。结果发现:3个飞行高度下,基于RF模型的反演精度均高于SVM模型和RBFNN模型。F30处理对叶片含水率与叶水势反演效果均优于F60和F100处理。F30处理对叶片含水率反演的敏感光谱反射率+植被指数组合为红光波段反射率(R)、红边1波段反射率(RE1)、红边2波段反射率(RE2)、近红外波段反射率(NIR)、增强型植被指数(EVI)、土壤调节植被指数(SAVI)。RF模型训练集的 R^2 、RMSE、MRE分别为0.845、0.548%、0.712%;测试集的 R^2 、RMSE、MRE分别为0.832、0.683%、0.897%。对叶水势反演的敏感光谱反射率+植被指数组合为R、RE2、NIR、EVI、SAVI、花青素反射指数(ARI)。RF模型训练集的 R^2 、RMSE、MRE分别为0.814、0.073 MPa、3.550%;测试集的 R^2 、RMSE、MRE分别为0.806、0.095 MPa、4.250%。研究结果表明飞行高度30 m与RF方法分别为反演叶片含水率和叶水势的最优光谱获取高度与最优模型构建方法。本研究可为基于无人机平台的矮林芳樟水分监测提供技术支持,并可为筛选无人机多光谱波段与经验植被指数、实现植物长势参数快速估测提供应用参考。

关键词: 矮林芳樟; 叶片含水率; 叶水势; 无人机; 多光谱; 飞行高度

中图分类号: S758 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)02-0220-11

OSID:



Inversion of Leaf Water Content and Leaf Water Potential of *Cinnamomum camphora* Based on UAV Multispectral Images

YANG Baocheng¹ LU Xianghui¹ ZHANG Haina¹ WANG Qian¹ CHEN Zhiqi¹ ZHANG Jie^{1,2}

(1. Jiangxi Provincial Engineering Research Center of Seed-breeding and Utilization of Camphor Trees,

Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China

2. Jiangxi Provincial Technology Innovation Center for Ecological Water Engineering in Poyang Lake Basin, Nanchang 330029, China)

Abstract: Leaf water content and leaf water potential reflect the state of water in plant tissues and are important indicators of plant water availability and water use efficiency. To investigate the differences in leaf water content and leaf water potential modelling based on UAV multispectral image inversion at different altitudes, multispectral image data were collected at three flight altitude treatments F30, F60, and F100 (30 m, 60 m, and 100 m). By using six combinations of spectral reflectance + empirical vegetation index (EVI) and ground data for correlation analysis, the inversion models and their decision coefficients of the combinations of spectral reflectance + EVI with leaf water content and leaf water

收稿日期: 2023-07-11 修回日期: 2023-08-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(52269013、32060333)、江西省自然科学基金面上项目(20232BAB205031)、江西省主要学科科学技术带头人培养计划青年项目(20204BCJL23046)、江西省科技厅重大科技专项(20203ABC28W016-01-04)和江西省林业局樟树研究专项(202007-01-04)

作者简介: 杨宝城(1996—),男,硕士生,主要从事农林水文遥感技术研究,E-mail: yangbaocheng01@163.com

通信作者: 鲁向晖(1976—),男,教授,博士,主要从事农林水文遥感技术研究,E-mail: xianghui@nit.edu.cn

potential at different flight altitudes were obtained. Support vector machine (SVM), random forest (RF) and radial basis neural network (RBFNN) models were constructed based on the determination coefficients to analyze the accuracy of UAV multispectral inversion models for leaf water content and leaf water potential of aromatic camphor at different flight altitudes. It was found that the inversion accuracy of the RF-based model was higher than that of the SVM model and the RBFNN model at all three flight altitudes. The F30 treatment was better than the F60 and F100 treatments for leaf water content and leaf water potential inversion. The sensitive spectral reflectance + vegetation index combinations for leaf water content inversion in the F30 treatment were reflectance in the red band (R), reflectance in the red-edge 1 band (RE1), reflectance in the red-edge 2 band (RE2), near-infrared reflectance (NIR), and enhanced vegetation index (EVI), soil adjusted vegetation index (SAVI). The R^2 , RMSE, and MRE for the training set of the RF model were 0.845, 0.548% and 0.712%, respectively; and for the test set, the R^2 , RMSE, and MRE were 0.832, 0.683% and 0.897%, respectively. The sensitive spectral reflectance + vegetation index combinations for leaf water potential inversion were R, RE2, NIR, EVI, SAVI, anthocyanin reflectance index (ARI). The R^2 , RMSE, and MRE for the training set of the RF model were 0.814, 0.073 MPa and 3.550%, respectively; and for the test set, R^2 , RMSE, and MRE were 0.806, 0.095 MPa and 4.250%. The results showed that the 30 m flight altitude and RF method were the optimal spectral acquisition altitude and optimal model construction method for inverting leaf water content and leaf water potential, respectively. The research result can provide technical support for the moisture monitoring of *Cinnamomum camphora* based on UAV platform, and can provide application reference for screening UAV multispectral bands and empirical vegetation indices, and realising rapid estimation of plant growth parameters.

Key words: *Cinnamomum camphora*; leaf water content; leaf water potential; unmanned aerial vehicle (UAV); multi-spectral; flight altitude

0 引言

芳樟 (*Cinnamomum camphora* (Linn.) Presl var. *linaloolifera* Fujita) 因其根、树干、树枝和树叶中富含芳樟精油, 是天然樟脑和香料的重要原材料, 在中国长江流域及其以南的地区被广泛种植^[1-3]。超短轮伐矮林密植是当前芳樟的主要经营栽培模式, 其栽植面积在逐年增加, 已成为南方较多省份林业经济的新兴产业。近年来, 长江流域高温伏旱灾害性气候事件频发, 对植物生长及矮林芳樟经营均产生了较大的影响。矮林芳樟在生长季初期(4—5月)主要利用浅层土壤水, 在生长季中期(6—8月)利用中层和深层土壤水, 后期(9—10月)利用浅层和深层土壤水^[4]。叶片含水率(Leaf water content, LWC)与叶水势(Leaf water potential, ψ)是衡量矮林芳樟生理状况的重要指标, 通过监测叶片含水率和叶水势, 可以及时诊断芳樟水分亏缺状态, 评估矮林芳樟的健康状况, 进而对土壤水分精准管理提供重要的技术支持。

植物叶片含水率与叶水势受光照、土壤湿度、空气温度等多因素影响, 难以准确、快速地测量^[5-6]。常用的测量植物叶片含水率的方法有烘箱法、卡尔·费休法和电容法等, 常规的监测植物叶水势方法主要有小液流法、压力室法、热电耦湿度计法和露点法等^[7]。但是这些方法费时费力, 适用小范围监测,

无法快速准确地获取大田监测数据^[8]。因此, 快速获取植物叶片水分状况、及时调整土壤水分管理策略仍是规模化林业经营管理面临的一个难题。

无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)结合光谱技术^[9-11]在农林业领域的广泛应用, 对植被、水、土壤等农林生态环境要素信息的快速获取和长时序动态监测^[12]起到了较大的推动作用。利用无人机进行光谱数据采集可以获取更高的时空分辨率, 进而计算更加准确的植被指数(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, 也是根据植被的光谱吸收特性, 将遥感影像不同波段反射率之间进行线性或非线性组合形成的无量纲指标参数^[13])。目前, 基于无人机多光谱的植物叶片含水率及叶水势反演的研究已在多种作物上进行了应用。胡珍珠等^[14]利用6种光谱水分指数为自变量, 4种回归算法构建了“温185”核桃不同生育时期叶片含水率的光谱估算模型, 结果认为, 多元线性逐步回归(SMLR)估算模型和主成分回归(PCR)估算模型对核桃叶片含水率反演均具有很好的稳定性和较高的估算精度; 张君等^[15]利用RSR-1100型光谱仪获取不同时期油菜叶片的光谱信息, 建立了支持向量回归等18个估测油菜叶片含水率模型, 研究结果认为经过正交信号校正预处理后的光谱数据结合主成分分析建立的支持向量回归模型具有最优的估测效果; 陈海波等^[16]研究了不同水分处理下甘蔗叶片

水势和冠层反射光谱的变化规律及其相互关系,结果表明,不同水分处理下甘蔗冠层光谱反射曲线的波峰与波谷总体趋势一致,归一化差值水分指数(NDVI1)、全球植被水分指数(GVMI4)和光谱植被指数(VI1)与土壤水分的相关性最好;陈智芳等^[17]基于不同水分处理,构建4种植被指数与冬小麦叶水势的估算模型,发现在70%田间持水量(FC)的水分处理下,基于增强型植被指数II(EVI2)所得叶水势估算模型的 R^2 (0.922)最高,而在60%FC和50%FC水分处理下,基于优化土壤调整植被指数(OSAVI)所建模型的 R^2 最高。由此,基于无人机多光谱技术预测叶片含水率和叶水势是可行的。

还有一些学者探讨了不同飞行高度下光谱影像对作物长势监测的影响。刘涛等^[18]研究在3个飞行高度(30、60、120 m)采集多光谱影像,建立小麦的光谱指数和叶面积指数(LAI)与叶绿素相对含量(SPAD)的反演模型,得出在高度30 m条件下利用偏最小二乘回归模型对LAI的预测结果最优,在高度60 m条件下利用BP神经网络模型对SPAD的预测结果最优;何勇等^[19]探究了不同飞行高度对估算植被覆盖度以及植被指数结果的影响,结果发现飞行高度50 m的真实图像与模拟图像估算植被覆盖度结果的相关系数为0.9928,两者具有强相关性,42 m为获取植被指数的最佳高度。前人研究表明利用无人机进行光谱数据采集可以获取更高的空间分辨率和时间分辨率,无人机不同飞行高度的光谱数据有一定差异,进而对实验结果产生影响。

为探究不同高度下无人机多光谱数据与矮林芳樟叶片含水率和叶水势的关系,本研究利用无人机搭载多光谱相机获取3个飞行高度(30、60、100 m)下的影像,结合地面实测矮林芳樟叶片含水率与叶水势的数据,通过分析无人机多光谱影像光谱反射率+植被指数的组合与叶片含水率、叶水势的相关性,建立反演模型,探究不同高度下无人机多光谱数据反演叶片含水率和叶水势的精确度。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区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)。海拔22 m,地处江南丘陵和江面平原之间;气候类型属于亚热带季风气候,年平均气温17.7℃,年均降雨量1 600 mm,年平均相对湿度为78.5%,年平均蒸发量为1 271.6 mm;年均日照时数1 775 h;土壤类型为红壤,pH值为微酸至中性,矿质化作用快,淋溶过程强烈,水溶性盐基离子容易淋失,土壤毛管孔

隙的量较小,保存有效水的能力较差^[20]。

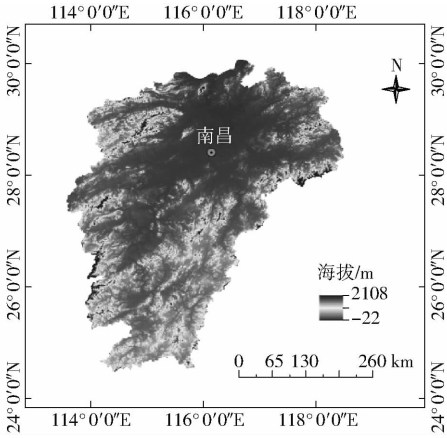


图1 研究区地理位置

Fig.1 Geographical location of study area

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3 m×3 m,种植9株矮林芳樟,株行距1 m×1 m,共594株。栽植时间为2021年4月,一年生扦插苗,不施药物,人工除草。

试验采用不同种类养分处理,12个氮肥处理小区,12个磷肥处理小区,12个钾肥处理小区,15个有机肥处理小区,15个生物炭处理小区。本试验水分供应方式为天然降雨结合人工补充喷灌。

1.2 数据采集

1.2.1 无人机多光谱数据

使用DJI M300 RTK型无人机(深圳市大疆创新科技有限公司)携带辰MS600 Pro型多光谱相机(长光禹辰信息技术与装备(青岛)有限公司)进行光谱数据采集,相机配备6个1/3英寸CMOS影像传感器,像素 1.2×10^6 。其中6个单色传感器分别为蓝光波段(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)。

多光谱影像数据采集时间为2022年9月26日,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。土壤处于干燥状态,避免了雨后湿润土壤对植株水分与叶水势的干扰。起飞前使用标准白板进行多光谱相机的反射率标定。飞行设置航线为Z型,航向和旁向重叠度均设置为75%,相机镜头正射地面,拍照模式为等时间间隔。飞行高度处理分别设置为F30、F60和F100(30、60、100 m),对应地面分辨率为2.04、4.24、7.18 cm。

1.2.2 地面实测数据

无人机获取影像的同时,同步测量66个小区芳

樟冠层叶片含水率和叶水势。叶片含水率(M)的测量使用烘干法:每株芳樟摘取各方位和高度新鲜叶片,使用电子天平取 300 g,放入牛皮纸袋并编号,随后放入干燥箱 105℃ 杀青 0.5 h、80℃ 干燥 42 h 至恒质量,称取减去牛皮纸袋质量后的干质量。每个小区芳樟叶片平均含水率计算公式为

$$M_i = \frac{1}{9} \sum_{j=1}^9 \left(\frac{G_j - D_j}{G_j} \right) \times 100\% \quad (i = 1, 2, \dots, 66) \quad (1)$$

式中 G ——叶片鲜质量,取 300 g

D ——叶片干质量,g

i ——小区编号

j ——植株编号

采用植物水势仪(PMS 600D 型便携式植物水势压力室)测定叶片水势,每个小区选取长势平均的 3 棵芳樟,每棵芳樟取不同方位和高度且尺寸平均的 5 片叶子,即每个小区测定 15 片叶子,测定时使用工具刀切割叶柄与枝连接处,留下平整切口,随后密封送进实验室测量,最后取平均值代表该小区平均叶水势($\bar{\psi}$, MPa)。测定时间为 06:00—07:00、09:00—10:00、12:00—13:00、15:00—16:00 和 18:00—19:00 共 5 个时间段。

1.3 多光谱影像处理

本研究利用软件 Ysense Map V2.2.2 对获取的无人机多光谱影像进行拼接处理,拼接过程自动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软件 ENVI 5.3 中提取光谱反射率。裁剪 66 个感兴趣区(Region of interest, ROI)后,剔除土壤与树木阴影,将感兴趣区域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 66 组 6 个波段的光谱反射率。不同高度的图像重复此步骤,最后得到蓝、绿、红、红边 1、红边 2 和近红外波段的反射率,分别用 B、G、R、RE1、RE2、NIR 表示。

1.4 植被指数构建与选择

参考相关文献,选取与叶片含水率和叶水势反演相关的 7 种植被指数:转化叶绿素吸收与反射率指数/土壤调节植被指数(Transformed chlorophyll absorption in reflectance index/Soil adjusted vegetation index, TCARI/SAVI, 可以用于评估干旱程度,监测植物的水分胁迫状况^[21])、归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI, 可以用于监测和评估植被覆盖、植被生长状况、植被受到的干旱或胁迫程度等信息^[22])、归一化绿红差异指数(Normalized green-red difference index, NGRDI, 用于评估植被水分状况的遥感指数,它通过计算红色

波段和绿色波段之间的差异来表示植被的水分含量,还可消除不同辐照度对植被光谱特征的影响^[23])、增强型植被指数(Enhanced vegetation index, EVI, 是用于评估植被生长和健康状况的遥感指数,通常在 -1 ~ 1 之间^[24])、土壤调节植被指数(Soil adjusted vegetation index, SAVI, 是用于评估植被覆盖度的遥感指数,在植被监测、土壤水分评估等领域具有广泛的应用^[25])、水分影响叶片叶绿素含量,因此本研究还选取了红边叶绿素指数(Red-edge chlorophyll index, ReCI)^[26]与花青素反射指数(Anthocyanin reflectance index, ARI)^[27]。具体计算公式见文献[21—27]。

1.5 模型方法和评价指标

1.5.1 模型方法

本研究的反演工作选取常见的机器学习模型:支持向量机(Support vector machine, SVM)、径向基神经网络(Radial basis function neural network, RBFNN)、随机森林(Random forest, RF)。SVM 是一种常用的机器学习算法,属于监督学习方法,它可以用于分类和回归任务,通过使用核函数,可以将低维的数据映射到高维空间,从而实现非线性分类,对于小样本数据集, SVM 通常表现较好^[28]。RBFNN 在模式识别、函数逼近、数据降维等领域有广泛应用,它能够处理非线性问题并具有较好的泛化能力,在实际应用中可以用于分类、回归、聚类和时序预测等任务,具有一定的灵活性和鲁棒性^[29]。RF 是一种集成学习算法,用于解决分类和回归问题,它是基于决策树的集成算法,通过构建多个决策树,并将它们的结果综合起来,最终得出分类或回归的结果, RF 优点很多,如在解决分类和回归问题时都有良好的表现,随机选择训练集和特征可以有效避免过拟合问题^[30]。

1.5.2 评价指标

模型拟合结果采用决定系数 R^2 、均方根误差(RMSE)与平均相对误差(MRE)进行评价, R^2 越接近 1, 说明模型反演精度越高; RMSE 与 MRE 越小, 说明模型性能更稳定, 反演结果也更准确^[31—32]。

1.5.3 显著性检验

参考自相关性系数检验表,当自由度(即样本量)为 66 时,相关性系数大于 0.310 时达到极显著相关水平($P < 0.01$);当自由度为 44 时,相关性系数大于 0.376 时达到极显著相关水平($P < 0.01$);当自由度为 22 时,相关性系数大于 0.515 时达到极显著相关水平($P < 0.01$)。

1.6 数据处理与分析软件

利用 Excel 2021 计算叶片含水率与叶水势实测

数据,利用反射率计算植被指数,并计算植被指数与精油产量相关系数;使用 Matlab 2020a 分别建立 SVM、RBFNN、RF 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 叶水势日变化特征

地面实测数据经分析与总结,66 个小区叶水势数据均为 06:00—07:00 最高,12:00—16:00 逐渐下降至最低,18:00—19:00 缓慢回升(如图 2 和图 3 所示)。不同处理之间叶水势存在差异:06:00—07:00 叶水势最高值为 -0.380 MPa ,12:00—16:00 叶水势最低值为 -2.070 MPa ,叶水势日变化不同时间段平均值为 $-1.680\sim -0.524\text{ MPa}$ 。

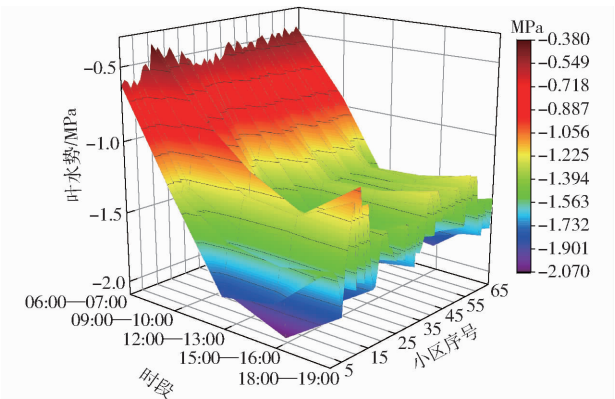


图 2 66 个小区叶水势日变化特征
Fig. 2 Diurnal variation characteristics of leaf water potential in 66 plots

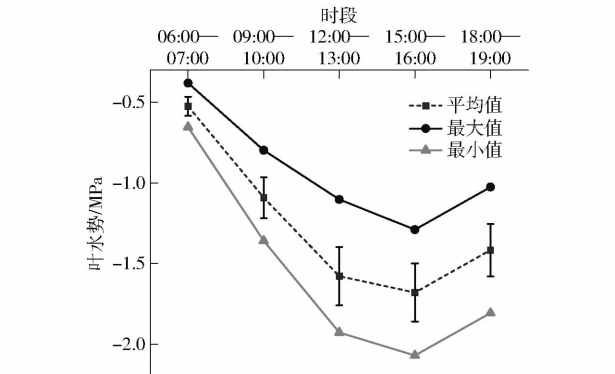


图 3 66 个小区叶水势日变化平均值、最高值和最低值
Fig. 3 Average, maximum and minimum daily variations of leaf water potential in 66 plots

2.2 平均叶片含水率与平均叶水势样本数据分析

芳樟叶片含水率与多光谱数据均为 12:00—14:00 获取,每个小区取平均叶片含水率代表小区整体叶片含水率。为了建模反演的准确性,叶水势数据同样选择 12:00—14:00 的数据进行分析与反演,取小区平均叶水势代表小区整体叶水势,如图 4a 所示。

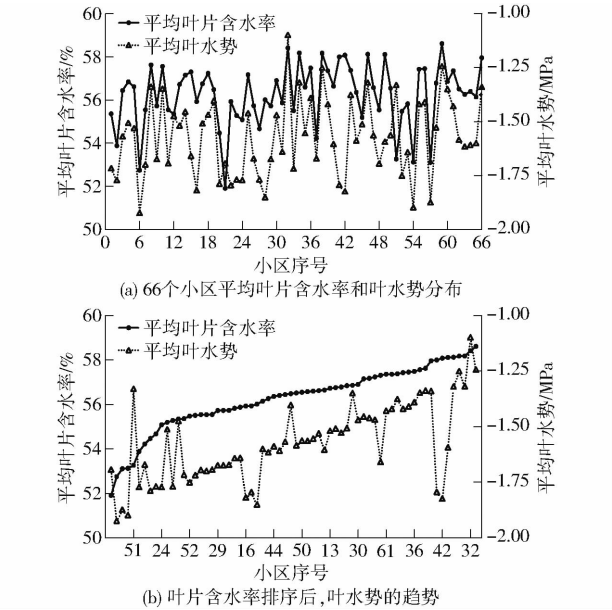


图 4 平均叶片含水率与平均叶水势样本数据分布情况
Fig. 4 Distributions of sample data on mean leaf water content and mean leaf water potential

经计算芳樟 12:00—14:00 时间段叶片含水率与叶水势相关系数 R 为 0.644。图 4b 为叶片含水率从小到大排序后,叶水势的变化趋势趋近叶片含水率。可以看出芳樟叶水势与叶片含水率呈明显相关性,叶片含水率高的小区呈现叶水势高,叶片含水率低的小区呈现叶水势低的现象。

2.3 光谱反射率、植被指数与叶片含水率、叶水势的相关性分析

对光谱反射率、植被指数与叶片含水率、叶水势的相关性进行分析,结果如表 1 所示。

分析光谱反射率+植被指数与叶片含水率的相关性,各飞行高度筛选出相关系数 R 最大的 6 个指数。F30 处理选择 R 、 $RE1$ 、 $RE2$ 、 NIR 、 EVI 、 $SAVI$;F60 处理选择 R 、 $RE1$ 、 $RE2$ 、 NIR 、 EVI 、 $SAVI$;F100 处理选择 G 、 $RE1$ 、 $RE2$ 、 NIR 、 EVI 、 $SAVI$,作为模型的输入变量。分析光谱反射率+植被指数与 ψ 的相关性,各飞行高度同样筛选出相关系数 R 最大的 6 个指数:F30 处理选择 R 、 $RE2$ 、 NIR 、 EVI 、 $SAVI$ 、 ARI ;F60 处理选择 R 、 $RE1$ 、 $RE2$ 、 NIR 、 EVI 、 $SAVI$;F100 处理选择 $RE2$ 、 NIR 、 $TCARI$ 、 $SAVI1$ 、 $TCARI$ 、 $SAVI2$ 、 EVI 、 $SAVI$,作为模型的输入变量。

以田间试验获取的 66 组叶片含水率与叶水势样本作为输出,以 66 组敏感光谱反射率+敏感植被指数数据样本作为输入。3 种算法均设定为对 66 组叶片含水率与叶水势样本进行排序,随机选取 2/3 的样本作为训练集,其余 1/3 的样本作为测试集,得出分析结果。

表 1 矮林芳樟光谱反射率、植被指数与叶片含水率、叶水势相关系数

Tab.1 Correlation coefficients between spectral reflectance, vegetation index and leaf water content, leaf water potential of *Cinnamomum camphora*

飞行高度处理	光谱反射率	R_1	R_2	飞行高度处理	植被指数	R_1	R_2
F30	B	0.397 **	0.379 **	F30	TCARI/SAVI1	0.223	0.314 **
	G	0.398 **	0.459 **		TCARI/SAVI2	-0.079	0.106
	R	0.451 **	0.726 **		NDVI	0.128	-0.461 **
	RE1	0.433 **	0.537 **		NGRDI	0.101	-0.227
	RE2	0.594 **	0.674 **		EVI	0.659 **	0.444 **
	NIR	0.656 **	0.567 **		SAVI	0.655 **	0.451 **
					ReCI1	0.272	-0.194
			ReCI2	0.137	-0.262		
			ARI	-0.415 **	-0.592 **		
F60	B	0.458 **	0.478 **	F60	TCARI/SAVI1	-0.075	0.061
	G	0.301	0.227		TCARI/SAVI2	-0.092	-0.039
	R	0.615 **	0.584 **		NDVI	0.087	0.159
	RE1	0.473 **	0.566 **		NGRDI	-0.385 **	-0.427 **
	RE2	0.614 **	0.555 **		EVI	0.611 **	0.582 **
	NIR	0.618 **	0.588 **		SAVI	0.615 **	0.574 **
					ReCI1	0.262	0.001
			ReCI2	-0.068	-0.003		
			ARI	-0.477 **	-0.444 **		
F100	B	-0.084	-0.161	F100	TCARI/SAVI1	-0.231	-0.398 **
	G	0.245	0.085		TCARI/SAVI2	-0.104	-0.329 **
	R	-0.137	-0.288		NDVI	0.242	0.293
	RE1	0.156	0.237		NGRDI	0.146	0.210
	RE2	0.328 **	0.394 **		EVI	0.408 **	0.349 **
	NIR	0.594 **	0.555 **		SAVI	0.404 **	0.342 **
					ReCI1	0.183	0.024
			ReCI2	0.168	0.002		
			ARI	-0.016	0.151		

注： R_1 为与叶片含水率的相关系数、 R_2 为与叶水势的相关系数。 ** 表示达到极显著相关水平。

2.4 矮林芳樟叶片含水率、叶水势估算模型结果分析

以筛选出的 6 组光谱反射率 + 植被指数组合作为自变量,以实测矮林芳樟叶片含水率与叶水势作为响应变量,分别利用 SVM、RF、RBFNN 构建反演模型,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叶片含水率与叶水势反演结果如图 5、6 所示。

表 2 与表 3 结果表明:不同飞行高度反演结果对比显示,3 种模型均对 F30 处理下的叶片含水率反演精度最高,其训练集与测试集的 R^2 均为最大, RMSE 与 MRE 均低于其他高度;F30 处理下光谱反射率 + 植被指数构建的 SVM、RF、RBFNN 3 种矮林芳樟叶片含水率反演模型的测试集 R^2 分别为 0.717、0.832、0.778,具有良好的线性拟合效果,较 F60 和 F100 构建模型测试集的 R^2 (0.713、0.791、0.722 和 0.620、0.721、0.713) 分别高 0.5%、5.2%、7.6% 和 15.6%、15.4%、9.1%; RMSE 与 MRE 在 1% 左右,3 种模型的反演值与实测值之间的一致性

很好。相同高度下,3 种建模方法构建的矮林芳樟叶片含水率估算模型的建模集与测试集精度表现由好到差依次为:RF、RBFNN、SVM。各飞行高度处理下,基于 RF 构建的矮林芳樟叶片含水率反演模型测试集 R^2 较 SVM 与 RBFNN 提高 0.008 和 0.115。综上所述,F30 与 RF 方法分别为本研究中反演叶片含水率的最优光谱获取高度处理与最优模型构建方法,由此构建的最优矮林芳樟叶片含水率估算模型训练集与测试集的 R^2 为 0.845 与 0.832, RMSE 分别为 0.548% 与 0.683%, MRE 分别为 0.712% 与 0.897%。

叶水势反演模型同样为 F30 下表现最好, SVM、RF、RBFNN 3 种矮林芳樟叶水势反演模型的测试集 R^2 分别为 0.679、0.806、0.732, 较 F60 和 F100 构建模型测试集的 R^2 (0.621、0.787、0.715 和 0.676、0.690、0.709) 分别高 9.3%、2.4%、2.4% 和 0.4%、16.8%、3.2%; RMSE 在 0.1 MPa 左右, MRE 在 3% ~6%, 3 种模型的反演值与实测值之间没有出

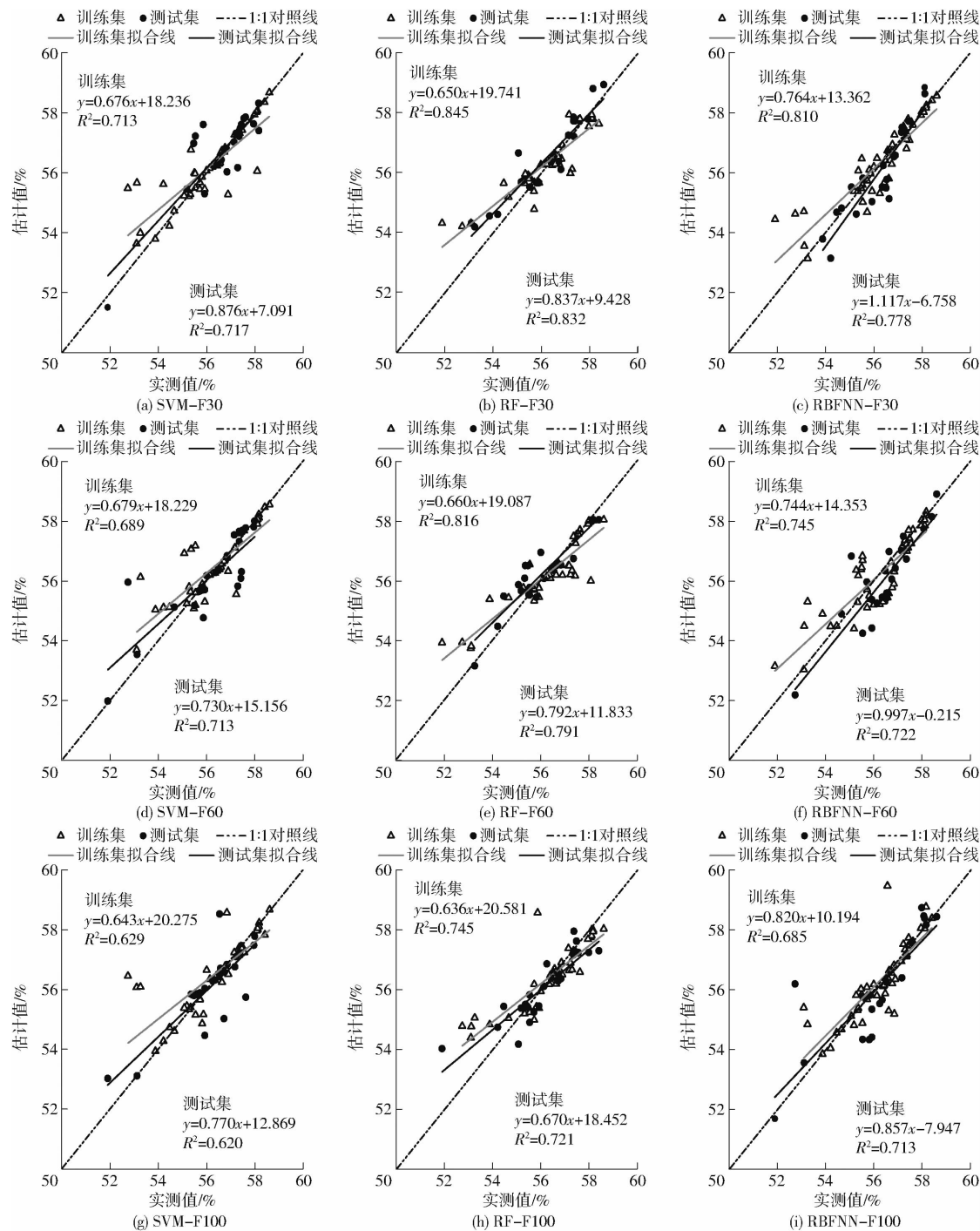


图 5 3 种高度处理和 3 种模型反演叶片含水率拟合曲线

Fig. 5 Fitted curves of leaf water content for three height treatments and three model inversions

现较大偏差。F30 和 F60 处理下,3 种建模方法构建的矮林芳樟叶水势估算模型的建模集与测试集精度表现由好到差依次为 RF、RBFNN、SVM;F100 处理下,表现由好到差依次为 RBFNN、RF、SVM,但是 RBFNN 与 RF 测试集 R^2 仅相差 0.19,无明显差异。综上所述,F30 与 RF 方法分别为本研究中反演叶水势的最优光谱获取高度处理与最优模型构建方法,由此构建的最优矮林芳樟 $\bar{\psi}$ 估算模型训练集与测试集的 R^2 为 0.814 与 0.806, RMSE 分别为 0.073 MPa 与 0.095 MPa, MRE 分别为 3.550% 与 4.250%。

3 讨论

水分是植物进行光合作用和营养运输的基本要素,植物叶片的水分状况直接影响植物的生长过程。因此,了解植物叶水势变化和叶片含水率对于了解植物生长、判断植物水分状况和合理管理植物水资源至关重要^[33]。这也是农业、林业、园艺等领域中关注的一个重要问题。

本研究发现矮林芳樟平均叶水势呈现早晨高,中午低,傍晚回升的现象,这与尹立河等^[34]的研究

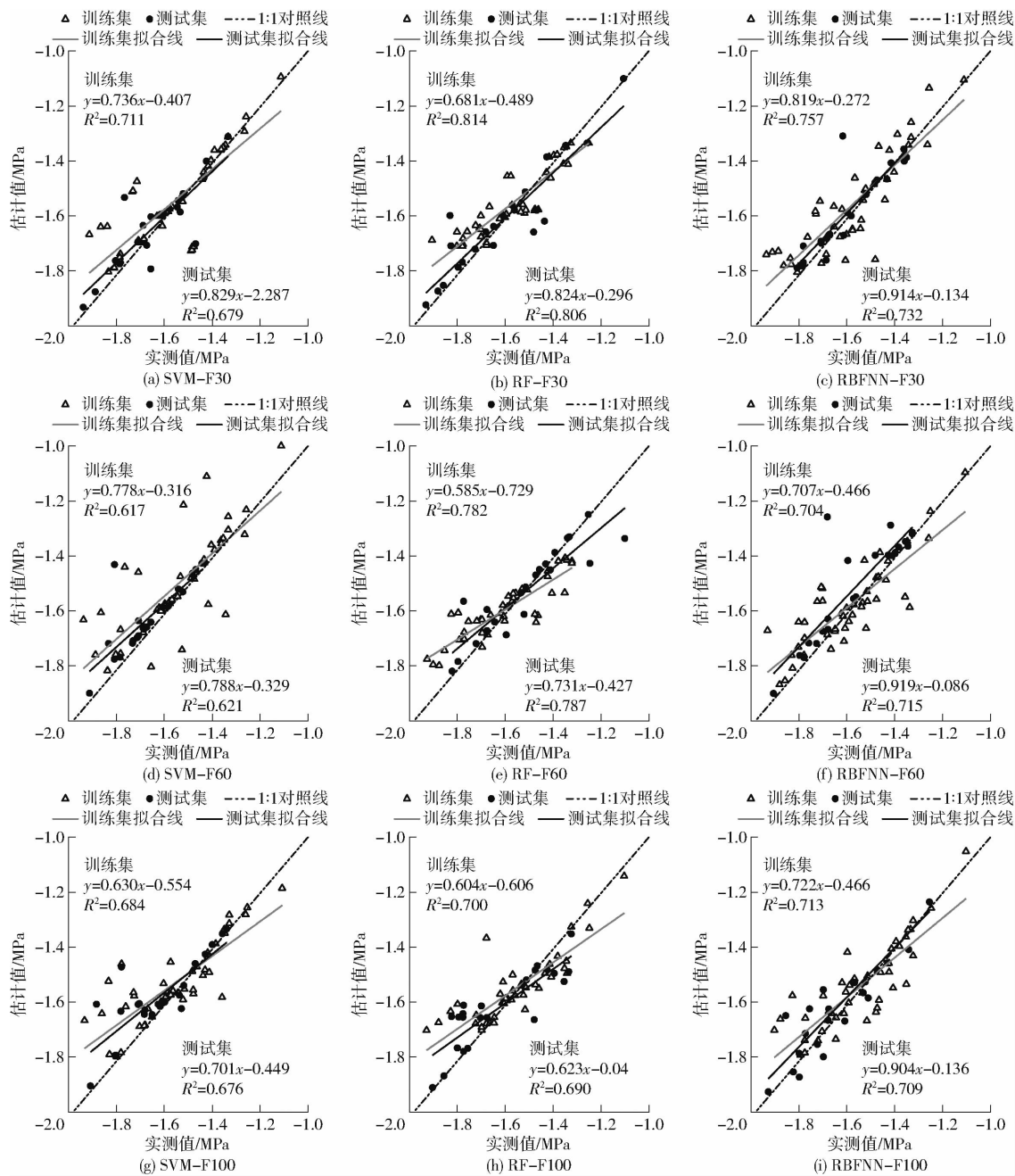


图 6 3 种高度处理和 3 种模型反演叶水势拟合曲线

Fig. 6 Fitted curves of leaf water potential for three height treatments and three model inversions

类似。一般来说,植物叶片水分状况会随着时间而改变,早晨植物叶片相对较湿润,因为夜间较低的温度和湿度,有助于增加植物吸收水分的能力;白天随着温度升高,蒸散作用增强,植物叶片逐渐失去水分,叶水势会逐渐下降;傍晚和夜晚植物叶片的水分状况会恢复,因为较低的温度和湿度,有助于减少蒸散作用并增加植物吸收水分的能力^[35]。叶水势与叶片含水率具有相关性,在一定范围内,叶片含水率降低则叶水势也会相应降低,付秋实等^[36]研究发现,叶水势与叶片含水率随土壤含水率变化而有相同变化趋势。

植物叶片的水分情况是植物生长和健康状态的

重要指标,因此准确地测量叶片水分对农业和生态研究非常重要^[37],无人机技术的发展为快速准确测量叶片水分提供了新的方法。无人机结合多光谱镜头在农业现代化领域已成为研究热点,无人机飞行高度既影响传感器与目标之间的大气深度,也影响图像的空间分辨率,但对无人机光谱反射率测量的影响尚未得到详细研究^[38]。本研究发现不同飞行高度下矮林芳樟叶片含水率与叶水势的反演模型表现各有差异,得出 F30 处理下最好,F100 处理下最差,这可能是分辨率降低导致的,但是 3 种高度下 RF 模型测试集 R^2 差异均小于 15%,且 R^2 均大于 0.7。F30 与 F60 处理下 RF 模型测试集 R^2 均大于

表 2 叶片含水率反演模型精度评价结果

Tab.2 Accuracy evaluation of leaf water content inversion model

飞行高 度处理	评价 指标	SVM		RF		RBFNN	
		训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集
F30	R^2	0.713	0.717	0.845	0.832	0.810	0.778
	RMSE/%	0.780	0.763	0.548	0.683	0.684	0.714
	MRE/%	0.739	0.934	0.712	0.897	0.778	1.071
F60	R^2	0.689	0.713	0.816	0.791	0.745	0.722
	RMSE/%	0.747	0.898	0.696	0.606	0.766	0.843
	MRE/%	0.745	0.941	0.848	0.821	1.046	1.255
F100	R^2	0.629	0.620	0.745	0.721	0.685	0.713
	RMSE/%	0.916	0.909	0.748	0.774	0.741	0.979
	MRE/%	0.797	1.140	0.857	1.036	0.753	1.136

表 3 叶水势反演模型精度评价结果

Tab.3 Accuracy evaluation of $\bar{\psi}$ inversion model

飞行高 度处理	评价 指标	SVM		RF		RBFNN	
		训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集
F30	R^2	0.711	0.679	0.814	0.806	0.757	0.732
	RMSE/ MPa	0.105	0.086	0.073	0.095	0.096	0.083
	MRE/%	3.645	3.407	3.550	4.250	4.760	2.993
F60	R^2	0.617	0.621	0.782	0.787	0.704	0.715
	RMSE/ MPa	0.126	0.086	0.089	0.091	0.098	0.110
	MRE/%	4.786	2.120	4.365	3.858	4.398	3.977
F100	R^2	0.684	0.676	0.700	0.690	0.713	0.709
	RMSE/ MPa	0.106	0.099	0.095	0.108	0.096	0.099
	MRE/%	4.131	3.145	3.980	5.850	4.284	4.550

0.8,说明 F30 与 F60 都可作为光谱数据收集备选高度处理。YIN 等^[39]研究表明,飞行高度为 60 m 时获得的棉花叶片图像像素比在飞行高度为 100 m 时获得的图像像素更清晰,原始光谱与棉花叶片氮含量(LNC)的相关系数很差。而在较低飞行高度(60 m)下获得的原始反射率与棉花叶片中可见和近红外区氮含量的相关性相对较高。LUO 等^[40]验证和评价了辐射定标方法(RCM)和无人机飞行高度(UAVFAs)对水稻表型估计精度的差异,结果表明,在不同海拔观测到的反射率和可见光的变化趋势因组分比例的变化而有显著差异,除乳熟期外,其他时期的反射率和可见光在 50~100 m 波动较大,100 m 以上变化较小,高度 50 m 下水稻生长监测与产量预测精度(单周期变量和多周期变量)较高度 100 m 提升 2% 左右。

此外,本研究筛选敏感光谱反射率+植被指数组合,采用 3 种不同的建模方法来反演矮林芳樟平均叶片含水率与平均叶水势。经对比分析发现,不同高度下基于 RF 模型的反演精度均高于 SVM 模

型和 RBFNN 模型,说明 RF 模型在估算矮林芳樟叶片含水率与叶水势方面更有优势,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,具有强抗干扰性和抗过拟合能力,对噪声异常值容忍性高,RF 通过随机选择特征和样本来构建多个决策树,有效地降低了过拟合的风险。通过对多个决策树的结果进行平均,可以得到更稳定且泛化能力更强的预测结果^[41]。这与人研究相同,HELEN 等^[42]发现,通过无人机获取多光谱数据后,研究对比 SVM、RF、决策树回归(DT)、人工神经网络回归(ANN)和偏最小二乘回归(PLS)算法对玉米叶片含水率指标——等效水厚度(EWT)、燃料水分含量(FMC)和比叶面积(SLA)的预测效果,得出 RF 算法是 EWT、FMC 和 SLA 的最佳预测模型, R^2 分别为 0.89、0.76 和 0.73,rRMSE 分别为 3.13%、1% 和 3.48%。

当前,利用无人机多光谱数据对作物叶绿素、生物量、氮素和产量模型研究取得了很好的效果^[43-44],而不同高度下反演叶片含水率与叶水势的研究较少,本研究结果表明 F30 处理筛选最优光谱指数+植被指数组合作为输入变量,采用 RF 构建叶片含水率与叶水势反演模型可以得出最佳的拟合精度。本研究还存在一些不足与限制,如飞行高度只选择 3 个典型高度,存在一定的不连续性;芳樟水分数据与多光谱数据只采集 1 个生育期,若能进行全生育期多光谱信息采集,形成数据集,反演精度可能会更高等。今后需要通过不同生育期、不同尺度和不同品种类型的试验对模型进行检验和改进,实现模型反演精确性和普适性的有效统一。

4 结论

- (1)叶水势呈现早晨高,中午低,傍晚回升的现象,正午叶片含水率与叶水势相关系数 R 为 0.644,呈极显著相关水平。
- (2)不同飞行高度处理下基于 RF 模型的反演精度均高于 SVM 模型和 RBFNN 模型,F30 处理反演精度均高于 F60 与 F100。叶片含水率反演研究中,F30 处理下敏感光谱反射率+植被指数组合为 $R(660\text{ nm})$ 、 $RE1(720\text{ nm})$ 、 $RE2(750\text{ nm})$ 、 $NIR(840\text{ nm})$ 、 EVI 、 $SAVI$,RF 模型训练集与测试集 R^2 分别为 0.845、0.832。叶水势反演研究中,F30 处理下敏感光谱反射率+植被指数组合为 $R(660\text{ nm})$ 、 $RE2(750\text{ nm})$ 、 $NIR(840\text{ nm})$ 、 EVI 、 $SAVI$ 、 ARI ,RF 模型训练集与测试集 R^2 分别为 0.814、0.806。因此 F30 与 RF 模型分别为反演矮林芳樟叶片含水率与叶水势的最优光谱获取高度处理与最优模型构建

方法。

(3)F30 处理下矮林芳樟叶片含水率与叶水势的反演模型表现均为最好,F100 处理下最差,分辨率是影响反演精度的主要因素,但是 3 种高度处

理下 RF 模型测试集 R^2 差异均小于 15% ,且 F30 与 F60 处理下 RF 模型测试集 R^2 均为 0.8 左右,说明 30 m 与 60 m 都可作为光谱数据收集备选飞行高度。

参 考 文 献

[1] RAVINDRAN N P, BABU N K, SHYLAJA M. *Cinnamon and Cassia: the genus cinnamomum*[M]. CRC Press,2003.

[2] 丁乐,杨弋,倪辉,等.生物炭施肥对芳樟精油产量及品质的影响[J].中南林业科技大学学报,2022,42(5):91–100.
DING Le, YANG Yi, NI Hui, et al. Effects of biochar application on the yield and quality of *Cinnamomum camphora* essential oil[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2022, 42(5): 91–100. (in Chinese)

[3] ZHANG T, ZHENG Y, FU C, et al. Chemical variation and environmental influence on essential oil of *Cinnamomum camphora* [J]. Molecules, 2023, 28(3):973.

[4] 夏银华,章新平,戴军杰,等.亚热带季风区樟树的水分利用特征[J].水土保持学报,2022,36(6):195–205.
XIA Yinhua, ZHANG Xinping, DAI Junjie, et al. Water use characteristics of *Cinnamomum camphora* in subtropica monsoon region[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2022, 36(6): 195–205. (in Chinese)

[5] WANG Z, HUANG H, WANG H, et al. Leaf water content contributes to global leaf trait relationships [J]. Nature Communications, 2022,13(1):5525.

[6] YANG C, ZHANG J, ZHANG G, et al. Potassium deficiency limits water deficit tolerance of rice by reducing leaf water potential and stomatal area[J]. Agricultural Water Management, 2022,271:107744.

[7] 彭要奇,肖颖欣,傅泽田,等.多光谱图像的玉米叶片含水量含水量检测[J].光谱学与光谱分析,2020,40(4):1257–1262.
PENG Yaoqi, XIAO Yingxin, FU Zetian, et al. Water content detection of maize leaves based on multispectral images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2020,40(4):1257–1262. (in Chinese)

[8] 柏新富,卜庆梅,谭永芹,等.植物4种水势测定方法的比较及可靠性分析[J].林业科学,2012,48(12):128–133.
BAI Xinfu, BU Qingmei, TAN Yongqin, et al. Comparison and analysis of four methods used in measuring the plant water potential[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2012,48(12):128–133. (in Chinese)

[9] 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)

[10] 徐广春,徐鹿,石伟山,等.植保无人机施药防治水稻病虫害的研究进展[J].江苏农业科学,2023,51(7):1–7.
XU Guangchun, XU Lu, SHI Weishan, et al. Research progress on control of rice diseases and insect pests with UAV for plant protection[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023,51(7):1–7. (in Chinese)

[11] 张迷霞,栾俊,游于陆,等.无人机航空摄影测量与遥感行业发展现状与趋势[J].测绘与空间地理信息,2023,46(1):38–41,46.
ZHANG Mixia, LUAN Jun, YOU Yulu, et al. Development status and trend of aerial photogrammetry and remote sensing based on UAS[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(1):38–41,46. (in Chinese)

[12] 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)

[13] 赵必权,丁幼春,蔡晓斌,等.基于低空无人机遥感技术的油菜机械直播苗期株数识别[J].农业工程学报,2017,33(19):115–123.
ZHAO Biquan, DING Youchun, CAI Xiaobin, et al. Seedlings number identification of rape planter based on low altitude unmanned aerial vehicles remote sensing technology[J]. Transactions of the CSAE,2017,33(19):115–123. (in Chinese)

[14] 胡珍珠,潘存德,潘鑫,等.基于光谱水分指数的核桃叶片含水量含水量估算模型[J].林业科学,2016,52(12):39–49.
HU Zhenzhu, PAN Cunde, PAN Xin, et al. Estimation models for water content of walnut leaves based on spectral moisture index[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2016,52(12):39–49. (in Chinese)

[15] 张君,蔡振江,张东方,等.基于机器学习与光谱技术的油菜叶片含水率估测研究[J].河北农业大学学报,2021,44(6):122–127.
ZHANG Jun, CAI Zhenjiang, ZHANG Dongfang, et al. Estimation of water content in rape leaves by spectral reflectance combined with machine learning[J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2021,44(6):122–127. (in Chinese)

[16] 陈海波,李就好,余长洪,等.基于冠层光谱反射特征的甘蔗叶水势模型[J].灌溉排水学报,2014,33(3):92–96.
CHEN Haibo, LI Jiuhao, YU Changhong, et al. Sugarcane leaf water potential model based on canopy spectral signature[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2014,33(3):92–96. (in Chinese)

[17] 陈智芳,宋妮,王景雷,等.基于高光谱遥感的冬小麦叶水势估算模型[J].中国农业科学,2017,50(5):871–880.
CHEN Zhifang, SONG Ni, WANG Jinglei, et al. Leaf water potential estimating models of winter wheat based on hyperspectral

- remote sensing[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2017,50(5):871–880. (in Chinese)
- [18] 刘涛,张寰,王志业,等. 利用无人机多光谱估算小麦叶面积指数和叶绿素含量[J]. *农业工程学报*, 2021,37(19):65–72.
LIU Tao, ZHANG Huan, WANG Zhiye, et al. Estimation of the leaf area index and chlorophyll content of wheat using UAV multi-spectrum images[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021,37(19):65–72. (in Chinese)
- [19] 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 Yong, DU Xiaoyue, ZHENG Liyuan, et al. Effects of UAV flight height on estimated fractional vegetation cover and vegetation index[J]. *Transactions of the CSAE*, 2022,38(24):63–72. (in Chinese)
- [20] 李文庆. 红壤的水分状况及其与物理性质的关系[J]. *水土保持研究*, 1995(1):15–17.
LI Wenqing. A relationship between soil moisture of red soil and its physical properties[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 1995(1):15–17. (in Chinese)
- [21] ZHANG L, ZHANG H, NIU Y, et al. Mapping maize water stress based on UAV multispectral remote sensing[J]. *Remote Sensing*, 2019,11(6):605.
- [22] 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)
- [23] WANG F, HUANG J, TANG Y, et al. New vegetation index and its application in estimating leaf area index of rice[J]. *Rice Science*, 2007,14(3):195–203.
- [24] 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)
- [25] 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)
- [26] 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.
- [27] GITELSON A A, MERZLYAK M N, CHIVKUNOVA O B. Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves[J]. *Photochemistry and Photobiology*, 2001,74(1):38–45.
- [28] TANG X, HUANG M. Inversion of chlorophyll—a concentration in Donghu lake based on machine learning algorithm[J]. *Water*, 2021,13(9):1197.
- [29] NIE S, WANG Y, TU J, et al. Retrieval of soil moisture content based on multisatellite dual-frequency combination multipath errors[J]. *Remote Sensing*, 2022,14(13):3193.
- [30] CUI L, DOU Z, LIU Z, et al. Hyperspectral inversion of phragmites communis carbon, nitrogen, and phosphorus stoichiometry using three models[J]. *Remote Sensing*, 2020,12(12):1998.
- [31] DAOSHENG C, FEI Z, LEONG M T, et al. Improved Na^+ estimation from hyperspectral data of saline vegetation by machine learning[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022,196:106862.
- [32] TINGTING C, JING M, MINGJING Z, et al. The spectral fusion of laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) and mid-infrared spectroscopy (MIR) coupled with random forest (RF) for the quantitative analysis of soil pH[J]. *Journal of Analytical Atomic Spectrometry*, 2021,36(5):1084–1092.
- [33] 周怀林,周广胜. 玉米叶片水分利用效率的保守性[J]. *生态学报*, 2019,39(6):2156–2167.
ZHOU Huailin, ZHOU Guangsheng. Water conservation in terms of leaf water use efficiency of maize (*Zea mays* L.)[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019,39(6):2156–2167. (in Chinese)
- [34] 尹立河,黄金廷,王晓勇,等. 毛乌素沙地 4 种植物叶水势变化及其影响因素分析[J]. *植物资源与环境学报*, 2016,25(1):17–23.
YIN Lihe, HUANG Jinting, WANG Xiaoyong, et al. Analyses on change in leaf water potential of four species in Maowusu sandland and its influence factors[J]. *Journal of Plant Resources and Environment*, 2016,25(1):17–23. (in Chinese)
- [35] 刘诗莹,鲁绍伟,李少宁,等. 北京市七种园林树种叶水势动态特征及其影响因素分析[J]. *北方园艺*, 2022(7):75–82.
LIU Shiyang, LU Shaowei, LI Shaoning, et al. Analysis on dynamic characteristics and influencing factors of leaf water potential of seven landscape tree species in Beijing[J]. *Northern Horticulture*, 2022(7):75–82. (in Chinese)
- [36] 付秋实,李红岭,崔健,等. 水分胁迫对辣椒光合作用及相关生理特性的影响[J]. *中国农业科学*, 2009,42(5):1859–1866.
FU Qiushi, LI Hongling, CUI Jian, et al. Effects of water stress on photosynthesis and associated physiological characters of *Capsicum annuum* L. [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2009,42(5):1859–1866. (in Chinese)

optimization[J]. Ocean Engineering, 2023, 270(1): 1–21.

[26] WARD B. Resolving the raven paradox: simple random sampling, stratified random sampling, and inference to best explanation[J]. Philosophy of Science, 2022, 89(2): 360–377.

[27] 刘航,汪西莉. 自适应感受野机制遥感图像分割模型[J]. 中国图像图形学报, 2021, 26(2): 464–474.
LIU Hang, WANG Xili. Remote sensing image segmentation model based on an adaptive receptive field mechanism[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(2): 464–474. (in Chinese)

[28] 岳帆,谭勇,黄仕建,等. 基于全局金字塔和注意力机制的双流网络结构[J]. 信息技术与信息化, 2023, 1(3): 188–192.
YUE Fan, TAN Yong, HUANG Shijian, et al. A dual flow network architecture based on global pyramid and attention mechanism[J]. Information Technology and Informatization, 2023, 1(3): 188–192. (in Chinese)

[29] 方汀,刘艺超,唐哲,等. 基于高效通道注意力模块(ECA)和 YOLO v5 的图像检测方法研究[J]. 科学技术创新, 2023, 1(8): 88–91.
FANG Ting, LIU Yichao, TANG Zhe, et al. An image detection method based on ECA and YOLO v5[J]. Scientific and Technological Innovation, 2023, 1(8): 88–91. (in Chinese)

[30] FU Y, SONG J, XIE F, et al. Circular fruit and vegetable classification based on optimized GoogLeNet[J]. IEEE Access, 2021, 9(1): 113599–113611.

[31] BERNADO L S, DAMASEVICIUS R, LING S H, et al. Modified SqueezeNet architecture for parkinson’s disease detection based on keypress data[J]. Biomedicines, 2022, 10(11): 1–15.

[32] HUANG A, JIANG L, ZHANG J, et al. Attention – VGG16 – UNet: a novel deep learning approach for automatic segmentation of the median nerve in ultrasound images[J]. Quantitative Imaging in Medicine and Surgery, 2022, 12(6): 3138–3150.

[33] 朱炳宇,刘朕,张景祥. 融合 Grad – CAM 和卷积神经网络的 COVID – 19 检测算法[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(9): 2108–2120.
ZHU Bingyu, LIU Zhen, ZHANG Jingxiang. COVID – 19 detection algorithm combining Grad – CAM and convolutional neural network[J]. Computer Science and Exploration, 2022, 16(9): 2108–2120. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 230 页)

[37] 热依拉·艾合买提,吾木提·艾山江,阿不都艾尼·阿不里,等. 基于机器学习的春小麦叶片水分含量高光谱估算[J]. 麦类作物学报, 2022,42(5):640–648.  
RAHILA Ahmat, UMUT Hasan, ABDUGHENI Abliz, et al. Hyperspectral estimation of spring wheat leaf water content based on machine learning[J]. Journal of Triticeae Crops, 2022,42(5):640–648. (in Chinese)

[38] AASEN H, HONKAARA E, LUCIEER A, et al. Quantitative remote sensing at ultra-high resolution with UAV spectroscopy: a review of sensor technology, measurement procedures, and data correction workflows[J]. Remote Sensing, 2018,10(7):1091.

[39] YIN C, LV X, ZHANG L, et al. Hyperspectral UAV images at different altitudes for monitoring the leaf nitrogen content in cotton crops[J]. Remote Sensing, 2022,14(11): 2576.

[40] LUO S, JIANG X, YANG K, et al. Multispectral remote sensing for accurate acquisition of rice phenotypes: impacts of radiometric calibration and unmanned aerial vehicle flying altitudes[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 958106.

[41] CHUANMEI Z, JIANLI D, ZIPENG Z, et al. SPAD monitoring of saline vegetation based on Gaussian mixture model and UAV hyperspectral image feature classification[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 200: 107236.

[42] HELEN S N, JOHN O, MBULISI S, et al. A comparative estimation of maize leaf water content using machine learning techniques and unmanned aerial vehicle (UAV)-based proximal and remotely sensed data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(20):4091.

[43] CHLINGARYAN A, SUKKARIEH S, WHELAN B. Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018,151:61–69.

[44] SHI H, GUO J, AN J, et al. Estimation of chlorophyll content in soybean crop at different growth stages based on optimal spectral index[J]. Agronomy,2023,13(3): 663.