

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.10.017

基于无人机多光谱遥感的矮林芳樟光合参数估测

鲁向晖¹ 龚荣新¹ 张海娜¹ 王倩¹ 张杰¹ 谢荣秀^{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:为探讨应用无人机多光谱技术估算矮林芳樟(*Cinnamomum camphora*(Linn.) Presl)光合参数的有效分析模型和方法,本研究以矮林芳樟为研究对象,通过无人机搭载的多光谱相机获取其冠层六波段光谱反射率,同步测量其净光合速率(Pn)、胞间二氧化碳浓度(Ci)、气孔导度(Gs)和蒸腾速率(Tr)4种光合参数,采用最佳指数因子(OIF)筛选光谱反射率和植被指数的组合作为自变量,分别采用偏最小二乘法(Partial least squares method,PLS)、反向传播神经网络(Back propagation neural network,BPNN)和随机森林(Random forest,RF)构建自变量与光合参数的估算模型,并分析比较各估算模型的精度。结果显示:矮林芳樟光合参数与叶片红边波段2(中心波长750 nm)和近红外波段(中心波长840 nm)反射率有密切关系;红边波段2、增强型植被指数2(EVI2)、红边叶绿素指数(CI_{rededge})组合的OIF值最大,为0.0126,可作为模型自变量的最佳组合;Pn、Ci、Gs、Tr4种光合参数的最优模型均为BPNN,其建模集决定系数R²分别为0.85、0.81、0.80、0.82,均方根误差(RMSE)分别为0.85 μmol/(m²·s)、16.23 μmol/mol、0.03 mol/(m²·s)、0.37 mmol/(m²·s),相对分析误差(RPD)分别为2.59、2.33、2.28、2.37;验证集R²为0.81、0.73、0.83、0.76,RMSE为1.46 μmol/(m²·s)、18.37 μmol/mol、0.03 mol/(m²·s)、0.67 mmol/(m²·s),RPD为1.39、1.86、2.67、1.20。研究结果可为无人机多光谱遥感矮林芳樟光合参数估测提供理论依据,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;光合参数;估算;多光谱;植被指数;无人机遥感

中图分类号:S758 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2023)10-0179-09 **OSID:** 

Estimation of Photosynthetic Parameters of *Cinnamomum camphora* in Dwarf Forest Based on UAV Multi-spectral Remote Sensing

LU Xianghui¹ GONG Rongxin¹ ZHANG Haina¹ WANG Qian¹ ZHANG Jie¹ XIE Rongxiu^{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: In order to explore an effective analytical model and method for estimating photosynthetic parameters of *Cinnamomum camphora* (Linn.) Presl by using unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral technology, taking *Cinnamomum camphora* (Linn.) Presl as the research object, its canopy six-band spectral reflectance was obtained through a multispectral camera carried by UAV, and its net photosynthetic rate (Pn), intercellular carbon dioxide concentration (Ci), stomatal conductance (Gs) and transpiration rate (Tr) were simultaneously measured. The optimal index factor (OIF) was used to screen the combination of spectral reflectance and vegetation index as independent variables. Partial least squares method (PLS), back propagation neural network (BPNN), and random forest (RF) were used to construct estimation models for the independent variables and photosynthetic parameters, and the accuracy of each estimation model was analyzed and compared. The results showed that there was a close relationship between photosynthetic parameters and leaf reflectance in the red edge band 2 (center

收稿日期:2023-03-12 修回日期:2023-04-01
基金项目:国家自然科学基金项目(52269013、32060333)、江西省教育厅科技项目(GJJ190977、GJJ190946)、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:鲁向晖(1976—),男,副教授,博士,主要从事农林水文遥感技术研究,E-mail: xianghuilu@nit.edu.cn

wavelength 750 nm) and near infrared band (center wavelength 840 nm) of *Cinnamomum camphora* L. The combination of red edge band 2, enhanced vegetation index 2 (EVI2), and red edge chlorophyll index ($CI_{rededge}$) had the highest OIF value of 0.012 6, which can be used as the best combination of model independent variables. The optimal models for the four photosynthetic parameters Pn, Ci, Gs, and Tr were all BPNN, with the modeling set decision factors R^2 of 0.85, 0.81, 0.80, and 0.82, and the root mean square error (RMSE) of 0.85 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$, 16.23 $\mu\text{mol}/\text{mol}$, 0.03 $\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ and 0.37 $\text{mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$. The relative analytical error (RPD) were 2.59, 2.33, 2.28, and 2.37, respectively. The R^2 of the validation set was 0.81, 0.73, 0.83, 0.76, and the RMSE was 1.46 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$, 18.37 $\mu\text{mol}/\text{mol}$, 0.03 $\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ and 0.67 $\text{mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$, with RPD of 1.39, 1.86, 2.67, and 1.20, respectively. The research results can provide a theoretical basis for the estimation of photosynthetic parameters of *Cinnamomum camphora* in dwarf forests using UAV multispectral remote sensing, and provide technical support for rapid monitoring of the growth status of economic plants in large areas.

Key words: dwarf *Cinnamomum camphora*; photosynthetic parameters; estimate; multi-spectrum; vegetation index; unmanned aerial vehicle remote sensing

0 引言

芳樟(*Cinnamomum camphora* (Linn.) Presl)是我国南方重要的木本精油植物,在医药、化工、食品领域都有广泛的应用,具有较高的经济价值。近年来矮林芳樟精油产业在我国南方地区发展迅速,已成为地方林业经济发展的特色产业^[1-4]。植物光合作用作为地球上最重要的化学反应过程,其光合效率是植物生产力和作物产量的决定性因素^[5],因此,作为林业生产的核心,各种林业生产制度和措施都是为了更大限度地满足植物的光合作用^[6-7]。光合参数主要指净光合速率(Pn)、胞间二氧化碳浓度(Ci)、气孔导度(Gs)和蒸腾速率(Tr)4个指标,是反映植物生长状态的重要特征参量^[8]。对植物的光合参数进行快速精准监测,及时指导农业生产田间管理制度的制定,已成为精准农业发展必要需求。

Pn、Ci、Gs、Tr等光合参数虽然可以很好地反映植物生长状况,但是使用光合作用测定仪(Li-6400型)的测定方法消耗时间长,受天气条件限制性较强,操作难度高,不易普及,且结果不具备适时性^[9]。近年来,无人机遥感技术的发展为植物生长状况的实时监测提供了新思路。无人机具有低成本、易操作、高时空分辨率等一系列优点,可以实现对某一区域遥感影像的快速获取,能迅速而准确地完成区域内植物生长状况监测,并为更大范围农情采样估算提供便利。汪旭等^[10]采用大疆精灵4型多光谱无人机对甜菜叶丛快速生长期和块根糖分增长期进行监测,建立了多种植被指数对甜菜叶绿素含量的反演模型,其决定系数 R^2 高达0.76;徐云飞^[11]以冬小麦为研究对象,建立了叶绿素相对含量、地上生物量、植株含水率和株高4种生长参数与多光谱植被指数的联合反演模型,其 R^2 达到0.91。

以上研究表明无人机多光谱技术可以在较大面积范围快速且准确监测植物生长状况。

由于无人机多光谱技术在植物生长监测领域具有独特优势,相应研究也开始应用于植物的光合参数监测。陈俊英等^[12]使用六旋翼无人机搭载多光谱相机采集不同时间段棉花冠层光谱数据,并同步采集棉花冠层叶片的Pn、Ci、Gs、Tr4种光合参数,建立了4种光合参数与敏感波段光谱反射率的反演模型,其 R^2 最高分别为0.71、0.59、0.85、0.66。以上研究说明利用光谱技术监测植物光合参数具有相对可行性,但目前利用无人机平台搭载多光谱相机对林木光合参数的反演研究还鲜有报道。

本研究以矮林芳樟为研究对象,通过无人机搭载的多光谱相机获取矮林芳樟冠层六波段光谱反射率,同步测量其光合参数,计算植被指数,对光合参数与植被指数和光谱反射率进行相关性分析,使用最佳指数因子(OIF)降维及筛选光谱波段和植被指数组合作为模型自变量,采用偏最小二乘法(PLS)、反向传播神经网络(BPNN)和随机森林(RF)构建自变量与光合参数的估算模型,并依据决定系数 R^2 、均方根误差(RMSE)、相对分析误差(RPD)3种评价指标筛选出最优模型,以期建立高效的矮林芳樟光合参数估算方法,为矮林芳樟精油及其他矮化林业现代化田间管理方法提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 研究设计

研究区位于江西省南昌市南昌工程学院樟树种质资源圃,坐标为(28°41′40.85″N,116°01′41.18″E),属亚热带湿润季风气候,年平均气温17℃,年降水量1 600 mm,土壤质地为红壤土,土壤为微酸至中性,为矮林芳樟生长提供了有利条件,研究区示意图及

试验区无人机影像如图 1 所示。

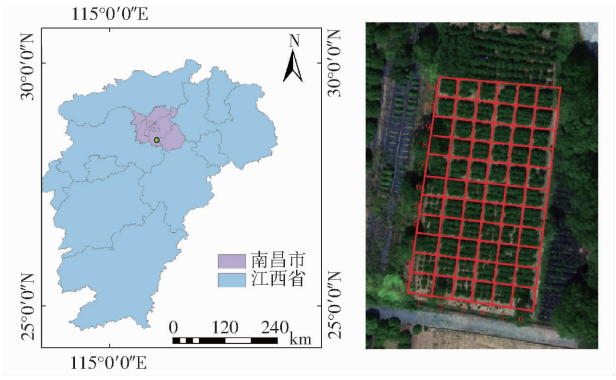


图 1 研究区示意图与试验区无人机影像
Fig.1 Research area schematic and drone imagery with the test area

研究区设 66 个小区,每个小区种植 3 行 3 列共 9 株矮林芳樟,株行距 1 m,每个样本小区 3 m×3 m,于试验区采集光谱数据及矮林芳樟冠层光合参数共 66 份有效样本,随机选择 58 份样本作为建模集,剩余样本作为验证集,分别基于 PLS、BPNN 和 RF 模型估算矮林芳樟光合参数,并验证和对比不同分析模型的估算精度。

1.2 数据获取

1.2.1 无人机数据获取

本研究采用大疆经纬 M300RTK 型四旋翼无人机搭载 MS600pro 型多光谱相机平台获取遥感数据,其中多光谱相机包含 6 个光谱通道,波段参数如表 1 所示。多光谱影像于 2022 年 9 月 25 日上午拍摄,天气晴朗无云,根据研究区范围规划飞行航线,并进行白板校正,飞行高度设置为 30 m,设置速度为 2.5 m/s,像元分辨率为 4.09 cm,选用自动捕获模式,航向重叠度为 75%、旁向重叠度为 65%。

表 1 无人机多光谱相机波段参数

Tab.1 UAV multispectral camera band parameters

nm		
光谱波段	中心波长	带宽
蓝光波段 (B)	450	35
绿光波段 (G)	550	25
红光波段 (R)	660	20
红边波段 1 (RE1)	720	10
红边波段 2 (RE2)	750	15
近红外波段 (NIR)	840	35

1.2.2 矮林芳樟光合参数获取

同一时段利用 Li-6400 型便携式光合作用测定仪测定矮林芳樟光合参数。设置光照强度为 1 500 μmol/(m²·s),叶室内二氧化碳浓度 (Mixer) 为 400 μmol/mol,在 66 个矮林芳樟小区中进行田间测量,每个小区选 3 株长势均匀的矮林芳樟,每棵树

随机选取 3 片中上部健康的成熟叶片测量光合参数取平均值,共获得 66 组样本数据。光合参数具体包括净光合速率 (Pn)、蒸腾速率 (Tr)、气孔导度 (Gs)、胞间二氧化碳浓度 (Ci)。

1.3 数据处理

1.3.1 无人机数据处理

本研究使用 Ysense Map 航空遥感预处理软件对获取的无人机图像拼接处理,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 软件,在研究区每个小区中选定一个感兴趣区域 (Region of interest, ROI),截取芳樟叶片的影像,剔除土壤和阴影的影响波段如图 2 所示,以每个 ROI 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。

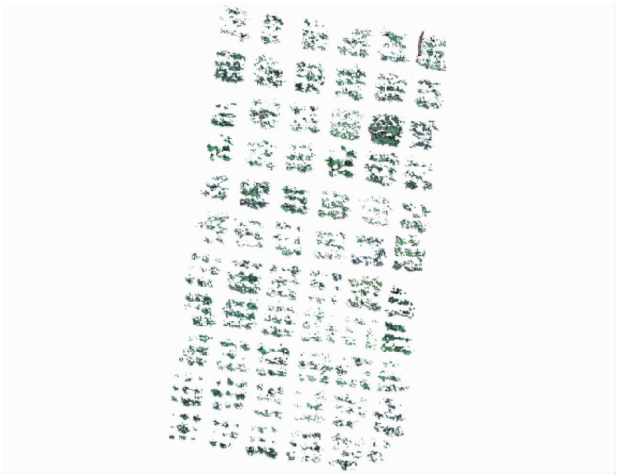


图 2 去除阴影和土壤的叶片影像
Fig.2 Remove shadow and soil from leaf images

1.3.2 植被指数计算

植被指数指从多光谱遥感数据中提取的有关地球表面植被覆盖状况的定量数值,通常是用红波段和近红外波段通过数学运算后得到^[13]。本文选用归一化植被指数 (NDVI)^[14]、绿色归一化植被指数 (GNDVI)^[14]、增强型植被指数 2 (EVI2)^[15]、红边叶绿素指数 (CI_{rededge})^[16]、绿波段叶绿素指数 (CI_{green})^[15]、土壤调节植被指数 (SAVI)^[15]、修正比值植被指数 (MSR)^[17]、转换型叶绿素吸收反射率指数 (TCARI)^[17] 共 8 种植被指数。

1.3.3 敏感波段和植被指数组合筛选

本研究使用皮尔逊相关系数 (Pearson) 筛选与光合参数相关性较高的敏感波段光谱反射率和植被指数,皮尔逊相关系数可以用来线性度量 2 个变量 x 和 y 之间的相关性,其范围为 [-1, 1],其中 1 是总正线性相关性,0 是非线性相关性, -1 是总负线性相关性^[18]。为减少信息冗余对数据降维,采用最佳指数因子 (Optimum index factor, OIF) 法,利用

Matlab 计算每 3 个波段的 OIF 值 R_{OIF} ,其计算公式为

$$R_{\text{OIF}} = \frac{S_1 + S_2 + S_3}{R_{12} + R_{13} + R_{23}}$$

式中, S_1 、 S_2 、 S_3 分别为 6 个波段反射率和 8 种植被指数中随机 3 组数据的标准差, R_{12} 、 R_{13} 、 R_{23} 分别为 6 个波段反射率和 8 种植被指数中任选 3 组数据间的相关系数^[19-20]。OIF 值越大说明变量之间的标准差越小,自变量组合数据质量越优^[21]。

1.3.4 模型构建

本研究模型均在 Matlab 2021a 软件中运行,以 OIF 值最大的光谱波段反射率和植被指数组合作为自变量,分别采用偏最小二乘(PLS)、反向传播神经网络(BPNN)、随机森林(RF)构建矮林芳樟光合参数估算模型。

偏最小二乘法将典型相关分析、主成分分析和多元线性回归的优势集于一体,为解决多变量对多变量问题提供了很好的途径^[22]。随机森林是决策树的组合,将许多决策树联合到一起,以降低过拟合的风险,在以决策树为机器学习构建 Bagging 集成的基础上,进一步在决策树的训练过程中引入了随机属性选择^[23]。本研究采用 10 折交叉验证的网格搜索方法调节随机森林参数,设置叶子节点数为 4,决策树数量为 120。BPNN 是指采用误差反向传播的多层神经网络,包括输入层、隐含层和输出层,各层之间通过相应的激活函数、权值和阈值连接^[24]。本研究中的 BP 神经网络估计模型是使用 Matlab 的 Neural-Net-work 工具箱构建的,基于数值优化理论,将隐含层的传递函数设置为 trainrp 函数,网络训练采用 L-M (Levenberg-Marquardt) 算法,该算法是一种迭代算法,具有在网络参数较少的情况下,达到较快收敛速度的特点,网络具有两层,第 1 层 4 个神经元,第 2 层 3 个神经元,最大迭代次数设置为 50 000,学习率为 0.1,确定目标值为 6.5×10^{-4} ,到此值时训练停止,神经网络训练后进行模拟,得到模拟值^[25]。

1.3.5 模型精度评价

为选出最理想的模型,并对其可靠性和预测结果的精准性进行检验,选取 R^2 、RMSE 和 RPD^[26], R^2 越趋近 1,表明模型的拟合性越强;RMSE 越接近于 0,模型的拟合性越强;RPD 为标准差与其均方根误差之比,当 RPD 大于 1.4 时可以预测模型,RPD 大于 2 时预测效果较好^[27]。本研究对 4 种模型的精度参数进行统计和比较,以更直观选择最优模型。

2 结果与分析

2.1 样本集数据分析

实际测量的矮林芳樟光合参数统计结果如表 2 所示,样本数为 66,Pn、Ci、Gs、Tr 的变异系数分别为 0.13、0.19、0.29 和 0.34,离散程度均较大,说明不同处理对矮林芳樟光合参数影响较大。

表 2 样本集数据分析

Tab.2 Data analysis of sample set

参数	净光合速率/ ($\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)	胞间二氧 化碳浓度/ ($\mu\text{mol}\cdot\text{mol}^{-1}$)	蒸腾速率/ ($\text{mmol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)	气孔导度/ ($\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)
最小值	11.34	122.13	1.30	0.06
最大值	22.76	284.83	5.95	0.40
平均值	17.58	195.16	4.16	0.21
标准差	2.22	36.59	0.94	0.07

光谱波段和植被指数与矮林芳樟光合参数的相关系数分别如表 3 和表 4 所示。可以看出 4 种光合参数与所选敏感波段和植被指数均显著负相关,表明使用光谱波段和植被指数估测矮林芳樟光合参数具有相对可行性。其中 6 个波段光谱反射率和 EVI2、 $\text{CI}_{\text{rededge}}$ 、 CI_{green} 、SAVI、MSR、CARI 6 种植被指数与 Pn、Ci、Gs、Tr 4 种光合参数的相关性均在 0.01 水平上显著。Pn 与 MSR 和 CI_{green} 相关系数最高,均达到 -0.87;Ci 与 RE1 相关系数最高为 -0.69;Gs 与 Tr 均和 EVI2 相关性最好,相关系数分别为 -0.82 和 -0.81,而 NDVI、GNDVI 与 4 种光合参数相关性均较差。经 Matlab 计算 RE2、EVI2、 $\text{CI}_{\text{rededge}}$ 组合的 OIF 值最大,为 0.012 6,该自变量组合数据质量最优,可作为模型输入量。

表 3 单波段光谱反射率与矮林芳樟光合参数的相关系数

Tab.3 Correlation between single-band spectral reflectance and photosynthetic parameters of *Cinnamomum camphora*

光合 参数	光谱波段					
	B	G	R	RE1	RE2	NIR
Pn	-0.74 **	-0.65 **	-0.72 **	-0.76 **	-0.86 **	-0.87 **
Ci	-0.62 **	-0.45 **	-0.51 **	-0.69 **	-0.62 **	-0.62 **
Tr	-0.70 **	-0.65 **	-0.63 **	-0.70 **	-0.83 **	-0.80 **
Gs	-0.66 **	-0.62 **	-0.64 **	-0.70 **	-0.80 **	-0.80 **

注:**表示在 0.01 水平上极显著相关,下同。

2.2 基于 PLS 估算

基于 PLS 的矮林芳樟 Pn、Ci、Gs、Tr 4 种光合参数拟合结果见图 3,建模集的 R^2 分别为 0.77、0.45、0.70、0.85, RMSE 分别为 $1.05 \mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 、 $27.92 \mu\text{mol}/\text{mol}$ 、 $0.04 \text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 、 $0.35 \text{mmol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$, RPD 分别为 2.10、1.36、1.84、2.53;验证集的 R^2 分

表 4 植被指数与矮林芳樟光合参数的相关系数

光合参数	植被指数							
	EVI2	CI _{rededge}	CI _{green}	SAVI	MSR	TCARI	GNDVI	NDVI
Pn	-0.85 **	-0.86 **	-0.87 **	-0.84 **	-0.87 **	-0.71 **	-0.21	-0.20
Ci	-0.63 **	-0.62 **	-0.62 **	-0.63 **	-0.64 **	-0.68 **	-0.28	-0.30
Tr	-0.81 **	-0.79 **	-0.80 **	-0.81 **	-0.81 **	-0.66 **	-0.18	-0.18
Gs	-0.82 **	-0.78 **	-0.79 **	-0.82 **	-0.82 **	-0.67 **	-0.25	-0.22

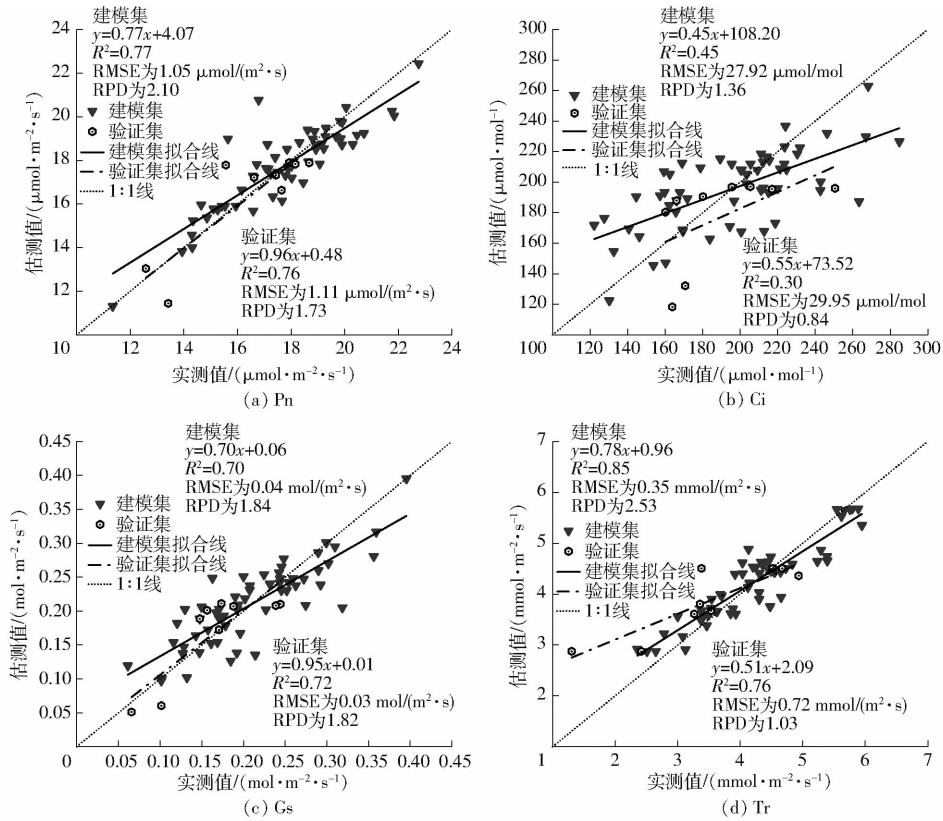


图 3 基于 PLS 的矮林芳樟光合参数估算模型

Fig. 3 Estimation model of photosynthetic parameters of *Cinnamomum camphora* in dwarf forest based on PLS

别为 0.76、0.30、0.72、0.76，RMSE 分别为 $1.11 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $29.95 \mu\text{mol}/\text{mol}$ 、 $0.03 \text{ mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $0.72 \text{ mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ，RPD 为 1.73、0.84、1.82、1.03。基于 PLS 的矮林芳樟 Gs、Tr 与 Pn 估算模型 R^2 均不小于 0.72，高于 Ci 模型，且 Gs 模型 RPD 最高，因此基于 PLS 的矮林芳樟 Gs 估算模型精度最高。

2.3 基于 BPNN 估算

基于 BPNN 的矮林芳樟 Pn、Ci、Gs、Tr 4 种光合参数拟合结果见图 4，建模集 R^2 分别为 0.85、0.81、0.80、0.82，RMSE 分别为 $0.85 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $16.23 \mu\text{mol}/\text{mol}$ 、 $0.03 \text{ mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $0.37 \text{ mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ，RPD 分别为 2.59、2.33、2.28、2.37；验证集 R^2 为 0.81、0.73、0.83、0.76，RMSE 为 $1.46 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $18.37 \mu\text{mol}/\text{mol}$ 、 $0.03 \text{ mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $0.67 \text{ mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ，RPD 为 1.39、1.86、2.67、1.20。基于 BPNN 的矮林芳樟 4 种光合参数模型精度相近，模型均拥有较高

准确性。

2.4 基于 RF 估算

基于 RF 的矮林芳樟 Pn、Ci、Gs、Tr 4 种光合参数拟合结果见图 5，基于 RF 的矮林芳樟 Pn 估算模型建模与预测集呈现负相关，4 种光合参数建模集 R^2 分别为 0.69、0.71、0.80、0.73，RMSE 分别为 $3.66 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $20.35 \mu\text{mol}/\text{mol}$ 、 $0.03 \text{ mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $0.46 \text{ mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ，RPD 分别为 0.60、1.86、2.28、1.93；验证集 R^2 为 0.72、0.70、0.78、0.74，RMSE 为 $4.10 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $16.11 \mu\text{mol}/\text{mol}$ 、 $0.03 \text{ mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $0.59 \text{ mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ，RPD 为 0.40、1.75、2.10、1.28。基于 RF 的矮林芳樟 Gs 估算模型 R^2 和 RPD 均最高，因此利用 RF 模型估算 Gs 较其它光合参数更准确。

2.5 模型评价

为对比和选择最优模型，将 3 种模型精度参数

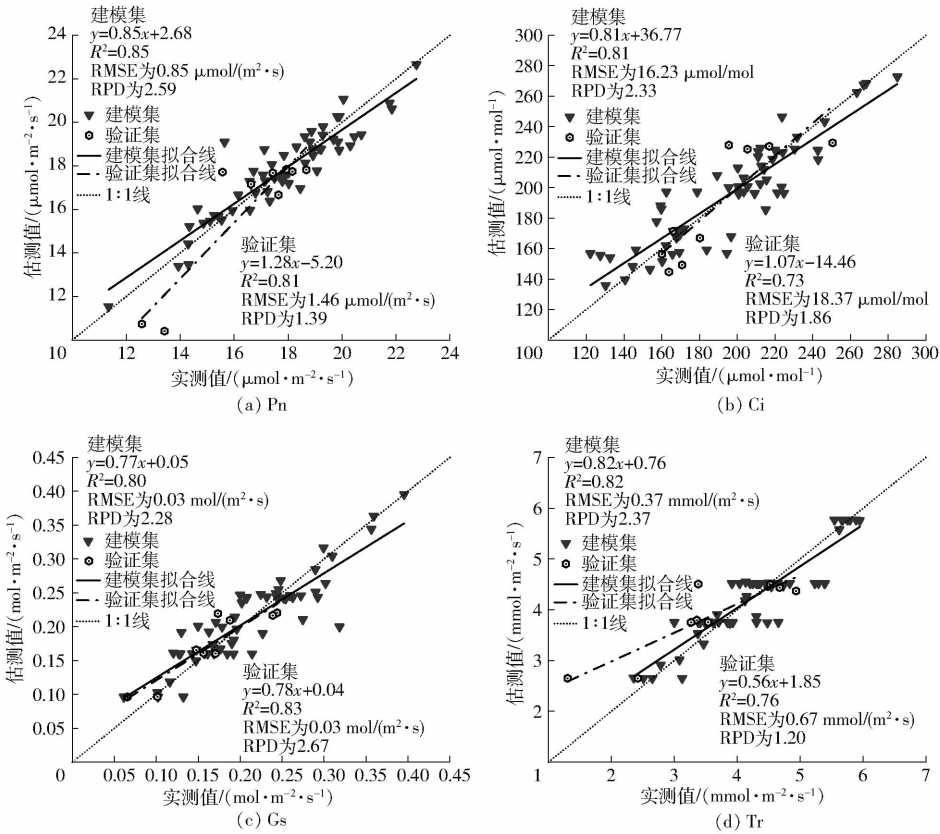


图 4 基于 BPNN 的矮林芳樟光合参数估算

Fig.4 Estimation of photosynthetic parameters of *Cinnamomum camphora* in dwarf forest based on BPNN

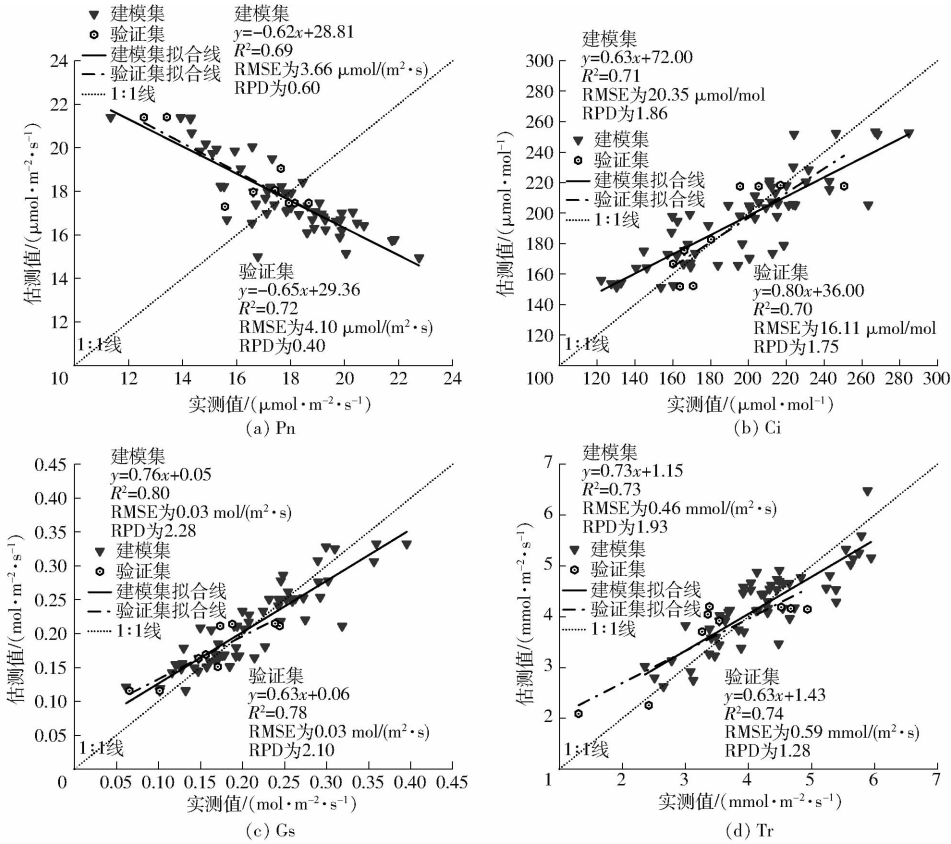


图 5 基于 RF 的矮林芳樟光合参数估算

Fig.5 Estimation of photosynthetic parameters of *Cinnamomum camphora* in dwarf forest based on RF

统计于表 5。基于 BPNN 模型的 Pn 建模集和验证集有最高的决定系数,分别为 0.85 和 0.81,建模集 RMSE 最小,为 0.85 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$,是其最优模型,基于 PLS 模型的 Pn 建模集和验证集 R^2 次之,分别为 0.77 和 0.76,验证集 RMSE 最小,为 1.11 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$,2 种模型建模集 RPD 均大于 2,验证集 RPD 均大于 1.4,可以很好地估测样本,而 Pn 的 RF 模型建模集和验证集 R^2 均最小,RMSE 最大,RPD 小于 1,模型估测样本能力较差。对于 Ci,BPNN 模型为其最优模型,建模集和验证集 R^2 均最高,分别为 0.81 和 0.73,RPD 均大于 1.8;

Ci 的 PLS 模型建模集和验证集 R^2 小于 0.5,RPD 小于 1,无法作为 Ci 的估测模型。Gs 的 BPNN、PLS、RF 3 种模型建模集和验证集 R^2 均大于 0.70,RMSE 均小于 0.1 $\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$,BPNN 的 RPD 最大,验证集 RPD 达到了 2.67,比 RF 和 PLS 分别高 0.57 和 0.85,因此 BPNN 为 Cs 的最优模型。Tr 的 BPNN 模型建模集 R^2 虽然低于 PLS 模型,但是验证集 R^2 为 0.76,比 PLS 和 RF 分别高 0.04 和 0.02,建模集和验证集 RMSE 均小于 1 $\text{mmol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$,RPD 均大于 2,故选 BPNN 为 Tr 最优模型。

表 5 模型精度对比
Tab.5 Comparison of model accuracy

光合参数	模型类型	R^2		RMSE		RPD	
		建模集	验证集	建模集	验证集	建模集	验证集
Pn	PLS	0.77	0.76	1.05 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	1.11 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	2.10	1.73
	RF	0.69	0.72	3.66 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	4.10 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	0.60	0.40
	BPNN	0.85	0.81	0.85 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	1.46 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	2.59	1.39
Ci	PLS	0.45	0.30	27.92 $\mu\text{mol}/\text{mol}$	29.95 $\mu\text{mol}/\text{mol}$	1.36	0.84
	RF	0.71	0.70	20.35 $\mu\text{mol}/\text{mol}$	16.11 $\mu\text{mol}/\text{mol}$	1.86	1.75
	BPNN	0.81	0.73	16.23 $\mu\text{mol}/\text{mol}$	18.37 $\mu\text{mol}/\text{mol}$	2.33	1.86
Tr	PLS	0.85	0.72	0.35 $\text{mmol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	0.72 $\text{mmol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	2.53	1.03
	RF	0.73	0.74	0.46 $\text{mmol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	0.59 $\text{mmol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	1.93	1.28
	BPNN	0.82	0.76	0.37 $\text{mmol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	0.67 $\text{mmol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	2.37	1.20
Gs	PLS	0.70	0.72	0.04 $\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	0.03 $\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	1.84	1.82
	RF	0.80	0.78	0.03 $\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	0.03 $\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	2.28	2.10
	BPNN	0.80	0.83	0.03 $\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	0.03 $\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$	2.28	2.67

3 讨论

在对光合参数与光谱波段皮尔逊相关系数的研究中发现,Pn、Ci、Gs、Tr 4 种光合参数与敏感波段均为负相关,这与陈硕博^[28]利用无人机多光谱估算棉花光合参数发现上午(11:00)Pn、Gs、Tr 与光谱波段显负相关而 Ci 与光谱波段呈正相关的结论不同,这可能是由于光合参数的测量受不同地区气候、植物品种影响造成差别。此外 Pn、Ci、Gs、Tr 4 种光合参数均与红边波段有较高的相关系数,这可能是由于红边波段处于近红外与红光波段之间快速变化的区域,对植被叶绿素的微小变化较敏感^[29],导致光合参数对红边波段更敏感。

在模型构建中 BPNN 模型在光谱波段和植被指数组合上对 Pn、Ci、Gs、Tr 4 种光合参数估算的模型精度均高于 PLS 和 RF 模型,这表明 BPNN 模型在对光合参数的估算中比其他模型更具优势。李诗瑶等^[30]利用无人机多光谱遥感估算玉米 SPAD 值和邱春荣^[31]利用光谱波段估算油菜 SPAD 值也得出相似结论。而 RF 模型整体表现较差,其在对 Pn、Gs、Tr 3 种光合参数的估算模型精度均最低。

导致以上结果可能是因为 RF 在解决回归问题上,并没有像它在解决分类问题中表现的那么好,并不能给出一个连续的输出,当进行回归分析时,某些特定的噪声数据在建模时容易出现过拟合^[32];PLS 是将系统中的数据信息进行分解和筛选,对因变量解释性最强的综合变量进行提取,改善多元数据维度高、噪声大等问题,克服变量多重相关性在系统建模中引起的不良作用,更加适合小样本的模型构建,在本研究中取得比 RF 模型更好的结果,但 PLS 在面对非线性问题时并不能很好的处理^[33];与前两者比较,BPNN 模型具有更高的模型精度,可能归因于其非线性函数逼近能力强^[34],具有较高的自学习和自适应能力,以及较高的容错能力来应对测量中出现的误差,使之相较其它模型更适用于矮林芳樟光合参数的估算。本研究所得出的反演模型仅适用于本次测量结果,对于不同生长期矮林芳樟以及不同品种、地区、时段内矮林芳樟光合参数的估算还有待于进一步研究。因此,后续模型优化可以扩大样本数量,进一步筛选对矮林芳樟更敏感的光谱波段和植被指数,并根据矮林芳樟不同品种和生长期分别讨论和建立模型,以期得到更准确和全面的矮林芳

樟光合参数估算模型。

4 结 论

- (1) Pn、Ci、Gs、Tr 4 种光合参数与光谱反射率和所选植被指数均显负相关,其中叶片 RE2、NIR 波段反射率与光合参数密切关系, EVI2、CI_{rededge}、CI_{green}、SAVI、MSR、TCARI 6 种植被指数与光合参数的相关系数绝对值均大于 0.6。
- (2) RE2、EVI2、CI_{rededge} 组合的 OIF 值最大,为 0.012 6,可作为模型自变量的最佳组合。

(3) 在 Pn、Ci、Gs、Tr 4 种光合参数的估算模型中,BPNN 模型精度最优,其建模集 R^2 分别为 0.85、0.81、0.80、0.82, RMSE 分别为 0.85 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、16.23 $\mu\text{mol}/\text{mol}$ 、0.03 $\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、0.37 $\text{mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$, RPD 分别为 2.59、2.33、2.28、2.37;验证集的 R^2 为 0.81、0.73、0.83、0.76, RMSE 为 1.46 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、18.37 $\mu\text{mol}/\text{mol}$ 、0.03 $\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、0.67 $\text{mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$, RPD 为 1.39、1.86、2.67、1.20。因此,BPNN 模型作为矮林芳樟光合参数建模的首选方法,可以快速准确地监测其光合参数。

参 考 文 献

[1] LEE H J, HYUN E A, YOON W J, et al. In vitro anti-inflammatory and anti-oxidative effects of *Cinnamomum camphora* extracts[J]. Journal of Ethnopharmacology, 2006, 103(2):208–216.

[2] ZHOU H, HUANG R, SU T, et al. A c-MWCNTs/AuNPs-based electrochemical cytosensor to evaluate the anticancer activity of pinoresinol from *Cinnamomum camphora* against HeLa cells[J]. Bioelectrochemistry, 2022, 146:108133.

[3] 肖祖飞,艾卿,金志农,等.芳樟矮林生长节律及精油动态变化研究[J].江西农业大学学报,2021,43(4):834–841.

XIAO Zufe, AI Qing, JIN Zhinong, et al. Study on growth rhythm and dynamic changes of essential oils in Falpine dwarf forest [J]. Journal of Jiangxi Agricultural University, 2021, 43(4):834–841. (in Chinese)

[4] YU Y, DONG J, WANG Y, et al. RNA-seq analysis of antibacterial mechanism of *Cinnamomum camphora* essential oil against Escherichia coli[J]. PeerJ, 2021, 9(6103):e11081.

[5] ZHU X G, LONG S P, ORT D R. Improving photosynthetic efficiency for greater yield[J]. Annu Rev Plant Biol, 2010, 61:235–261.

[6] FURUMI S, XIONG Y, FUJIWARA N. Establishment of an algorithm to estimate vegetation photosynthesis by pattern decomposition using multi-spectral data[J]. Journal of the Remote Sensing Society of Japan, 2009, 25:47–59.

[7] 汪本福,黄金鹏,姜仕,等.“叶之缘”光合作用生物增效剂在水稻上的应用效果研究[J].湖北农业科学,2012,51(11):2180–2183.

WANG Benfu, HUANG Jinpeng, JIANG Shi, et al. Application effect of photosynthetic biosynergist on rice [J]. Hubei Agricultural Sciences, 2012, 51(11):2180–2183. (in Chinese)

[8] 李子唯.三七对重金属镉的富集效应及其生理机制研究[D].昆明:昆明理工大学,2017.

LI Ziwei. Study on the enrichment effect and physiological mechanism of *Panax notoginseng* on heavy metal cadmium [D]. Kunming :Kunming University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)

[9] 王来刚,贺佳,郑国清,等.基于无人机多光谱遥感的玉米 FPAR 估算[J].农业机械学报,2022,53(10):202–210.

WANG Laigang, HE Jia, ZHENG Guoqing, et al. Estimation of maize FPAR based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10):202–210. (in Chinese)

[10] 汪旭,邓裕帅,练雪萌,等.基于无人机多光谱技术的甜菜冠层叶绿素含量反演[J].中国糖料,2022,44(4):36–42.

WANG Xu, DENG Yushuai, LIAN Xuemeng, et al. Inversion of chlorophyll content in sugar beet canopy based on UAV multispectral technology [J]. China Sugar, 2022, 44(4):36–42. (in Chinese)

[11] 徐云飞.基于无人机多光谱遥感的冬小麦参数反演及综合长势监测[D].淮南:安徽理工大学,2022.

XU Yunfei. Parameter inversion and comprehensive growth monitoring of winter wheat based on UAV multispectral remote sensing [D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2022. (in Chinese)

[12] 陈俊英,陈硕博,张智韬,等.无人机多光谱遥感反演花蕾期棉花光合参数研究[J].农业机械学报,2018,49(10):230–239.

CHEN Junying, CHEN Shuobo, ZHANG Zhitao, et al. Investigation on photosynthetic parameters cotton during budding period by multi-spectral remote sensing of unmanned aerial [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10):230–239. (in Chinese)

[13] 江洪,王钦敏,汪小钦.福建省长汀县植被覆盖度遥感动态监测研究[J].自然资源学报,2006,21(1):126–132,166.

JIANG Hong, WANG Qinmin, WANG Xiaoqin. Dynamic monitoring of vegetation coverage in Changting County, Fujian Province [J]. Journal of Natural Resources, 2006, 21(1):126–132, 166. (in Chinese)

[14] MANGEWA L J, NDAKIDEMI P A, ALWARD R D, et al. Comparative assessment of UAV and Sentinel-2 NDVI and GNDVI for preliminary diagnosis of habitat conditions in Burunge Wildlife Management Area, Tanzania [J]. Earth, 2022, 3(3):769–787.

[15] 谭丞轩.基于无人机多光谱遥感的大田玉米土壤含水率估算模型研究[D].杨凌:西北农林科技大学,2020.

TAN Chengxuan. Research on soil moisture content estimation model of field maize based on UAV multispectral remote sensing [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2020. (in Chinese)

[16] BURKE M W V, RUNDQUIST B C. Scaling PhenoCam GCC, NDVI, and EVI2 with harmonized Landsat-Sentinel using Gaussian processes [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 300:108316.

- [17] MURAMATSU K. Use of chlorophyll index-green and the red-edge chlorophyll index to derive an algorithm for estimating gross primary production capacity[C]// Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XXI, 2019.
- [18] 陈天宇. 基于可测量数据的实验装置动力学结构重构[D]. 北京:北京邮电大学,2018.
CHEN Tianyu. Dynamic structure reconstruction of experimental device based on measurable data[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications,2018. (in Chinese)
- [19] CHAVEZ P S, BERLIN G L, SOWERS L B. Statistical-method for selecting Landsat MSS ratios[J]. Journal of Applied Photographic Engineering, 1982, 8(1):23–30.
- [20] 赵庆展, 刘伟, 尹小君, 等. 基于无人机多光谱影像特征的最佳波段组合研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(3):242–248, 291.
ZHAO Qingzhan, LIU Wei, YIN Xiaojun, et al. Research on optimal band combination based on UAV multispectral image features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3):242–248, 291. (in Chinese)
- [21] 裴欢, 孙天娇, 王晓妍. 基于 Landsat 8 OLI 影像纹理特征的面向对象土地利用/覆盖分类[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2):248–255.
PEI Huan, SUN Tianjiao, WANG Xiaoyan. Object-oriented land use/cover classification based on texture features of Landsat 8 OLI images[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(2):248–255. (in Chinese)
- [22] 王锐. 净套作大豆叶片光谱响应特征及主要参数模型构建[D]. 成都:四川农业大学, 2016.
WANG Rui. Construction of spectral response characteristics and main parameter model of soybean leaves[D]. Chengdu: Sichuan Agricultural University, 2016. (in Chinese)
- [23] 陈卓. 晋陕蒙接壤区成长型资源城市土地利用变化遥感监测[D]. 北京:中国地质大学(北京), 2017.
CHEN Zhuo. Remote sensing monitoring of urban land use change in growing resources in Jin–Shaanxi–Mongolia border area [D]. Beijing:China University of Geosciences (Beijing), 2017. (in Chinese)
- [24] ZHAO Huihui, LIU Peijia, QIAO Baojin, et al. The spatial distribution and prediction of soil heavy metals based on measured samples and multi–spectral images in Tai Lake of China[J]. Land, 2021, 10(11):11–27.
- [25] 陈昊, 鞠昱, 韩立, 等. TDLAS 技术中不同背景气体的混合气体浓度算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(10):3015–3020.
CHEN Hao, JU Yu, HAN Li, et al. Mixed gas concentration algorithm of different background gases in TDLAS technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(10):3015–3020. (in Chinese)
- [26] 龚辉, 夏乔浪, 黄媛媛. 近红外漫反射技术快速检测黄酒酒醅中酒精度[J]. 酿酒科技, 2021(7):125–129.
GONG Hui, XIA Qiaolang, HUANG Yuanyuan. Rapid detection of alcohol content in rice wine mash by near-infrared diffuse reflection technology[J]. Brewing Science and Technology, 2021(7):125–129. (in Chinese)
- [27] 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. Nondestructive detection method of kiwifruit sugar content with hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(7):2188–2195. (in Chinese)
- [28] 陈硕博. 无人机多光谱遥感反演棉花光合参数与水分的模型研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2019.
CHEN Shuobo. Model study on photosynthetic parameters and moisture of UAV multispectral remote sensing inversion cotton [D]. Yangling:Northwest A&F University, 2019. (in Chinese)
- [29] 左雪燕, 崔丽娟, 李伟, 等. 基于高光谱数据的互花米草叶片功能性状反演[J]. 生态学报, 2021, 41(15):6159–6169.
ZUO Xueyan, CUI Lijuan, LI Wei, et al. Inversion of functional traits of *Spartina alterniflora* based on hyperspectral data[J]. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(15):6159–6169. (in Chinese)
- [30] 李诗瑶, 丛士翔, 王融融, 等. 基于无人机多光谱遥感的干旱胁迫下玉米冠层 SPAD 值监测[J]. 干旱区地理, 2023, 46(7):1121–1132.
LI Shiyao, CONG Shixiang, WANG Rongrong, et al. Monitoring of SPAD value of maize canopy under drought stress based on UAV multispectral remote sensing[J]. Arid Land Geography, 2023, 46(7):1121–1132. (in Chinese)
- [31] 邱春荣. 油菜高光谱特征信息融合与建模研究[D]. 长沙:湖南农业大学, 2019.
QIU Chunrong. Research on information fusion and modeling of hyperspectral characteristics of rapeseed[D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [32] 穆海蓉, 丁丽萍, 宋宇宁, 等. DiffPRFs:一种面向随机森林的差分隐私保护算法[J]. 通信学报, 2016, 37(9):175–182.
MU Hairong, DING Liping, SONG Yuning, et al. DiffPRFs: a differential privacy protection algorithm for random forest[J]. Journal on Communications, 2016, 37(9):175–182. (in Chinese)
- [33] 郭凤娟. 应用红外光谱和化学计量学进行疾病诊断及甘草指标成分含量测定的研究[D]. 广州:广东药科大学, 2017.
GUO Fengjuan. Research on disease diagnosis and determination of licorice index components using infrared spectroscopy and chemometrics[D]. Guangzhou:Guangdong Pharmaceutical University, 2017. (in Chinese)
- [34] 陈春俊, 杨露, 何智颖, 等. ARIMA–BP 神经网络高速列车隧道压力波预测模型研究[J]. 中国测试, 2021, 47(10):80–86.
CHEN Chunjun, YANG Lu, HE Zhiying, et al. Research on pressure wave prediction model of ARIMA–BP neural network high-speed train tunnel[J]. China Test, 2021, 47(10):80–86. (in Chinese)