

基于无人机多光谱遥感的芳樟矮林 SPAD 反演

鲁向晖 王 倩 张海娜 龚荣新 张 杰 杨宝城

(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: 为实现利用多光谱技术开展芳樟叶绿素相对含量 (SPAD) 监测, 及时快速诊断芳樟矮林生长状况, 为田间管理决策提供信息支持, 以红壤区芳樟矮林为研究对象, 利用无人机多光谱遥感影像, 提取波段反射率, 筛选植被指数, 分别以波段反射率和植被指数为模型输入量, 采用偏最小二乘回归、支持向量回归、反向传播 (Back propagation, BP) 神经网络和径向基函数 (Radial basis function, RBF) 神经网络 4 种方法构建芳樟矮林 SPAD 反演模型, 并对比不同输入量、不同模型模拟结果的反演精度。研究表明: 对比两种不同的输入量, 在同一模型反演的精度相差不大; 其中, 基于偏最小二乘回归法, 以植被指数为模型自变量估测芳樟矮林 SPAD 效果略优; 基于支持向量回归、BP 神经网络和 RBF 神经网络, 以波段反射率为模型自变量估测芳樟矮林 SPAD 效果略优; 对比 4 种建模方法, 不同方法建模预测精度不同, 与偏最小二乘回归、支持向量回归和 BP 神经网络相比, 基于 RBF 神经网络反演芳樟 SPAD 的精度最高, 以波段反射率和植被指数为模型输入量的测试集为例, 其决定系数 R^2 分别为 0.788、0.751, 均方根误差 (RMSE) 分别为 1.838、2.457, 表明 RBF 神经网络在芳樟矮林 SPAD 预测过程中具有明显优势。

关键词: 芳樟; 叶绿素相对含量; 多光谱遥感; 反射率; 植被指数; 径向基函数神经网络

中图分类号: S758 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)05-0201-09 OSID: 

Inversion of SPAD of *Cinnamomum camphora* Dwarf Forest Based on UAV Multispectral Remote Sensing

LU Xianghui WANG Qian ZHANG Haina GONG Rongxin ZHANG Jie YANG Baocheng

(Jiangxi Provincial Engineering Research Center of Seed-Breeding and Utilization of Camphor Trees, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China)

Abstract: The use of multispectral technology to carry out chlorophyll relative content (SPAD) monitoring of *Cinnamomum camphora* dwarf forest could provide timely diagnosis of *Cinnamomum camphora* dwarf forest growth and provide timely information support for field management decisions. The SPAD inversion model of *Cinnamomum camphora* dwarf forest was constructed by using UAV multispectral remote sensing images to extract band reflectance and filter vegetation index, which took band reflectance and vegetation index as model input respectively, and four methods were used: partial least squares regression (PLSR), support vector regression (SVR), back propagation (BP) neural network and radial basis function (RBF) neural network, and different input quantities and the inversion accuracy of simulation results of different models were compared. The results showed that there was little difference in the accuracy of inversion in the same model compared with two different inputs. Based on the partial least squares regression method, the estimation of SPAD of *Cinnamomum camphora* dwarf forest with vegetation index as the model independent variable was slightly better. Based on support vector regression, BP neural network and RBF neural network, the estimation of SPAD of *Cinnamomum camphora* dwarf forest with band reflectance as the model independent variable was slightly better. Compared with partial least squares regression, support vector regression and BP neural network, the accuracy of *Cinnamomum camphora* SPAD inversion based on RBF neural network was the highest. Taking the band reflectance and vegetation index as the input of the model as examples, the coefficient of determination (R^2) was respectively 0.788 and 0.751, and root mean square error (RMSE) was respectively 1.838 and 2.457, indicating that RBF neural network had obvious advantages in predicting

the SPAD of *Cinnamomum camphora* dwarf forest.

Key words: *Cinnamomum camphora*; SPAD; multispectral remote sensing; reflectance; vegetation index; radial basis function neural network

0 引言

植物叶片是进行光合作用的重要器官^[1], 叶片叶绿素含量影响植物的光合能力和生长情况, 可及时反映植物的健康状况^[2]。叶绿素相对含量 (SPAD) 表征植物叶片的绿色程度, 与叶绿素含量呈显著正相关, 测量 SPAD 是获取叶绿素含量的一种无损、便捷的方法^[3]。目前广泛使用叶绿素仪测定, 测定时必须与植物叶片接触, 一次仅能测得一个点, 费时费力且易形成较大误差。同一植物叶片的 SPAD 具有日变化差异, 对于大尺度农田, 试验时效性较差。因此, 快速无损监测植被 SPAD 等生态生理参数, 是当前农业监测中亟待突破的技术难点。

近年来, 遥感技术因可大面积同步观测、瞬时成像等优势, 给农业实时监测技术带来极大便利。已有研究利用卫星遥感、高光谱仪等技术根据不同植物生长阶段对光谱吸收的特征实现了生长参数的反演^[4-5]。然而, 卫星遥感影像分辨率低、时效性低和高光谱仪成本高、信息冗余处理繁琐^[6], 限制了卫星遥感和高光谱仪的广泛应用。相比于卫星遥感和高光谱仪, 无人机低空遥感具有空间分辨率高、灵活性强、机动性强和成本低等优势, 可快速间接获取农田信息^[7-8], 极大促进了植物、土壤、水等农林生态要素的实时动态监测。前人通过运用无人机遥感技术, 采用不同方法建立反演模型, 可以较好地获得农作物的 SPAD 监测结果。田军仓等^[9]利用 Sequoia 5 通道多光谱传感器对宁夏地区番茄冠层不同垂直位置的叶绿素含量进行了反演, 将 9 种植被指数作为反演模型的输入, 提出支持向量机模型预测番茄叶绿素含量最佳。周敏姑等^[10]利用 MicaSense RedEdge-M 型 5 波段多光谱相机采集陕西省杨陵区冬小麦拔节期、孕穗期、抽穗期、开花期的冠层多光谱遥感影像, 将冠层叶片 5 个波段反射率作为模型输入, 建立反射率与 SPAD 之间的回归模型, 提出逐步回归模型反演冬小麦精度最高。纪伟帅等^[11]利用 Parrot Sequoia 农业专用多光谱相机对华北平原地区棉花叶片 SPAD 进行预测, 提出 BP 神经网络模型为最佳模型。YUAN 等^[12]对热带濒危树种坡垒进行 SPAD 估算, 通过比较不同算法得出随机森林模型的预测精度最高。分析已有研究成果发现, 在模拟植物的 SPAD 空间分布时, 模型输入大多数选取光谱反射率或植被指数二者之一, 没有对二者

在同一种反演模型的模拟精度进行探究, 且研究对象多为一年生农作物, 而利用无人机多光谱遥感技术对多年生木本植物生长状况的监测鲜有报道。

樟树 (*Cinnamomum camphora* (L.) presl) 属于樟科 (*Lauraceae*) 植物, 可分为芳樟、脑樟、黄樟、油樟和龙脑樟 5 个化学类型, 主要分布于我国长江流域及其以南红壤区, 是香精香料、药用卫生、园林和食品等领域的主要原材料来源, 其樟树精油产业已成为南方地区林业的主导产业之一^[13-14]。有统计结果显示, 我国以樟科植物为主的工业原料林种植面积达 $6.67 \times 10^4 \text{ hm}^2$, 江西省达 $1.33 \times 10^4 \text{ hm}^2$ 以上, 其中江西省芳樟矮林面积超过 $3.3 \times 10^3 \text{ hm}^2$, 并且拥有天然芳樟醇的国际市场价格定价权^[15]。芳樟的长势影响着生物量和出油率, 进而影响芳樟产业优质高效生产。本文以芳樟矮林为研究对象, 利用多光谱无人机获取芳樟冠层多光谱影像, 对光谱反射率和植被指数与地面实测 SPAD 数据进行相关性分析, 分别以光谱反射率和植被指数作为输入, SPAD 为输出, 以决定系数为依据分别构建偏最小二乘回归 (Partial least squares regression, PLSR)、支持向量回归 (Support vector regression, SVR)、反向传播 (Back propagation, BP) 神经网络和径向基函数 (Radial basis function, RBF) 神经网络模型, 寻求芳樟矮林 SPAD 最佳反演模型, 通过精准估测芳樟 SPAD, 可实现芳樟矮林生长快速监测并及时指导田间种植与管理, 为促进芳樟矮林产业发展提供理论基础和技术支持。

1 材料和方法

1.1 研究区概况

试验区位于江西省南昌市南昌工程学院生物技术实验基地 ($28^{\circ}41'33''\text{N}$, $116^{\circ}01'19.37''\text{E}$), 属于亚热带湿润季风气候, 多年平均降雨量 1 600 mm, 多年平均气温在 17℃ 左右, 极端高温 42℃, 极端低温 -10℃, 光照充足, 历年平均日照时数 1 772 ~ 1 845 h。该试验区土壤质地为红壤土, pH 值约为 5.47, 有机质含量 6.39 g/kg, 全氮含量 0.62 g/kg, 全磷含量 0.30 g/kg, 全钾含量 13.00 g/kg, 碱解氮含量 47.74 mg/kg, 速效磷含量 1.49 mg/kg, 速效钾含量 61.10 mg/kg。周围无遮挡、地势开阔, 卫星信号良好, 无人机可以正常起飞运行。

试验芳樟采用矮林栽培, 品种为“赣芳 1 号”,

来自同一无性系扦插苗,2020 年 3 月移栽,于 2021 年 3 月定植,2022 年 9 月底进行伐桩,此时芳樟矮林生长基本处于收获状态,其干物质积累达到峰值,生长状况具有代表性。设计试验区内共 66 个样本小区,每个样本范围为 3 m × 3 m,栽植行距、株距为 1 m × 1 m。研究区示意图如图 1 所示。

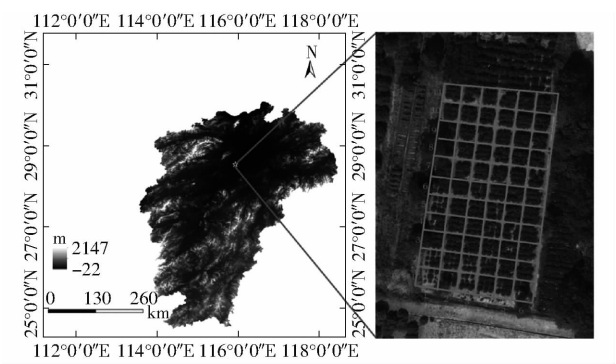


图 1 研究区示意图
Fig. 1 Research area schematic

1.2 数据获取

1.2.1 无人机多光谱遥感数据获取

多光谱遥感数据获取采用大疆经纬 Matrice 300 RTK 型四旋翼无人机,搭载 MS600PRO 型多光谱相机,质量 170 g,可同时获取 6 个光谱通道的波段遥感影像,6 个 120 万像素单色传感器为:蓝光(中心波长 450 nm,带宽 35 nm)、绿光(中心波长 555 nm,带宽 25 nm)、红光(中心波长 660 nm,带宽 20 nm)、红边 1(中心波长 720 nm,带宽 10 nm)、红边 2(中心波长 750 nm,带宽 15 nm)和近红外光(中心波长 840 nm,带宽 35 nm)。获取遥感影像在 2022 年 9 月 26 日 12:00 左右进行,光照充足、信号良好,适合飞行。根据试验地范围规划飞行航线,并进行白板校正,飞行高度设置为 30 m,速度设置为 2.5 m/s。像元分辨率是 4.09 cm,选用自动捕获模式,航向、旁向的重叠度分别为 75%、65%。

1.2.2 地面 SPAD 实测数据获取

采样仪器为 SPAD-502 型手持式叶绿素仪,每个小区选择 3 棵长势均匀的芳樟,每棵树随机选取中上部 5 片健康的成熟叶片,测定其 SPAD,每个叶片不同部位测量 3 次取平均值,最后计算 5 个叶片的平均值作为该树的 SPAD。地面测定 SPAD 与无人机飞行测量同步进行。

本次试验共获取 66 个芳樟 SPAD 样本数据,最大值为 54.78,最小值为 33.51,均值为 40.07,标准差为 3.79,变异系数为 0.094。

1.3 数据处理

1.3.1 无人机多光谱数据处理

通过多光谱相机获取到单波段影像数据,经图

像配准,运用 Yusesemap 完成图像合成与拼接作业、辐射定标等,拼成 TIF 格式文件。在 ENVI 5.3 中导入拼接好的影像图,通过进行感兴趣区域(ROI)截取、手动勾画芳樟部分叶片的影像、剔除土壤和阴影的影响波段,可分别获得 6 个波段下感兴趣区域内所有植被冠层像素点的平均光谱反射率,并将其作为该小区的芳樟冠层原始光谱反射率。

1.3.2 植被指数提取与选择

植被指数与 SPAD 具有一定的相关性。植被指数反映出植被在可见光、近红外波段反射与土壤背景之间的区别,由遥感光谱数据经线性和非线性组合而成^[16]。根据现有文献研究成果^[17-18],本试验选取了 8 个植被指数进行芳樟的 SPAD 估算,分别为修正叶绿素吸收反射植被指数(MCARI)^[19]、无蓝色波段增强型植被指数(EVI2)^[18]、优化土壤调节植被指数(OSAVI)^[20]、三角植被指数(TVI)^[21]、差异植被指数(DVI)^[22]、改进的非线性植被指数(MNVI)^[23]、作物氮反射指数(NRI)^[24]、MERIS 陆地叶绿素指数(MTCI)^[25]。

1.4 数据分析

利用 Matlab 2020a 软件平台分别建立基于偏最小二乘回归、支持向量回归、BP 神经网络、RBF 神经网络的芳樟 SPAD 反演模型。采用 Origin 2021 软件进行芳樟 SPAD 与各波段光谱反射率、植被指数之间的相关性分析,以及绘制各反演模型的拟合图。

1.5 模型精度评价

将 66 组波段反射率和植被指数实测数据重新排序,将数据随机分成 50 组作为训练集,其余 16 组为测试集。采用决定系数 R^2 和均方根误差(RMSE)评价 4 个 SPAD 反演模型的精度。 R^2 越接近 1、RMSE 越小,模型反演芳樟 SPAD 效果越好^[26-27]。

2 结果与分析

2.1 波段反射率与芳樟 SPAD 相关性分析

对获取的芳樟矮林多光谱遥感影像进行处理分析,每个试验小区提取出 6 个原始波段反射率,与相对应的芳樟 SPAD 实测值组成一个数据集。分析结果显示,蓝光、绿光、红光、红边 1、红边 2 和近红外波段与 SPAD 均存在正相关关系(表 1)。其中红边 2 与 SPAD 的相关系数最高,为 0.676。其余 5 个波段与 SPAD 相关系数为 0.571 ~ 0.674,相关性均在 0.01 水平上显著。综合来看,6 个波段的光谱反射率与芳樟 SPAD 具有显著稳定的相关关系,增加了以此 6 个波段反射率反演芳樟 SPAD 的可行性。

2.2 植被指数与芳樟 SPAD 相关性分析

对选定的芳樟矮林 8 个植被指数与 SPAD 进行

表 1 单波段光谱反射率与芳樟 SPAD 相关系数
Tab.1 Correlation coefficient between single-band spectral reflectance and SPAD of *Cinnamomum camphora*

波段	相关系数
蓝光	0.625 **
绿光	0.646 **
红光	0.571 **
红边 1	0.674 **
红边 2	0.676 **
近红外	0.673 **

注：** 为在 0.01 水平上极显著相关,下同。

相关性分析,NRI 与 SPAD 之间呈负相关关系,其余 7 个植被指数均与 SPAD 呈正相关关系(表 2)。MCARI、EVI2、OSAVI、TVI、DVI、MNVI 与 SPAD 的相关系数在 0.573 ~ 0.676 范围内,均在 0.01 水平上显著相关;MTCI 与 SPAD 的相关系数为 0.297,在 0.05 水平上显著相关;NRI 的相关系数为 -0.153,弱相关。在 2022 年 9 月底芳樟矮林生长期间,TVI 与 SPAD 相关程度最优,相关系数为 0.676,NRI 相关性最低。除 MTCI 和 NRI,其余 6 个植被指数均与芳樟 SPAD 具有较好的相关性。因此,选取 MCARI、EVI2、OSAVI、TVI、DVI、MNVI 来估算芳樟 SPAD 具有一定可行性。

表 2 植被指数与芳樟 SPAD 相关系数
Tab.2 Correlation coefficient between vegetation index and SPAD of *Cinnamomum camphora*

植被指数	相关系数
MCARI	0.673 **
EVI2	0.633 **
OSAVI	0.573 **
TVI	0.676 **
DVI	0.656 **
MNVI	0.626 **
NRI	-0.153
MTCI	0.297 *

注：* 为在 0.05 水平上显著相关。

2.3 反演模型构建

2.3.1 偏最小二乘回归 SPAD 反演模型构建

对于线性回归方法,本文选用偏最小二乘回归(PLSR)。PLSR 集主成分分析、典型相关、多元线性回归三者的基本思想于一体,建模过程中,在一定程度上解决了自变量存在多重共线性的问题^[28],优于普通多元线性回归^[29]。根据自变量的累计贡献率,选取 2 个主成分。

由表 1 可知,6 个原始波段反射率与芳樟 SPAD 的相关程度较高,因此以原始 6 个波段反射率作为自变量,芳樟 SPAD 作为因变量,建立基于偏最小二乘回归的芳樟矮林 SPAD 估算模型,模型训练集和

测试集 R^2 分别为 0.578、0.564, RMSE 分别为 2.614、3.914(图 2)。由表 2 可知,MCARI、EVI2、OSAVI、TVI、DVI 和 MNVI 与芳樟 SPAD 相关性显著,以 6 个植被指数与芳樟 SPAD 建立基于偏最小二乘回归的反演模型,训练集和测试集 R^2 均为 0.580, RMSE 分别为 2.266、3.697(图 3)。因此,采用偏最小二乘回归法定量反演芳樟 SPAD 时,以植被指数为输入量准确性最佳。

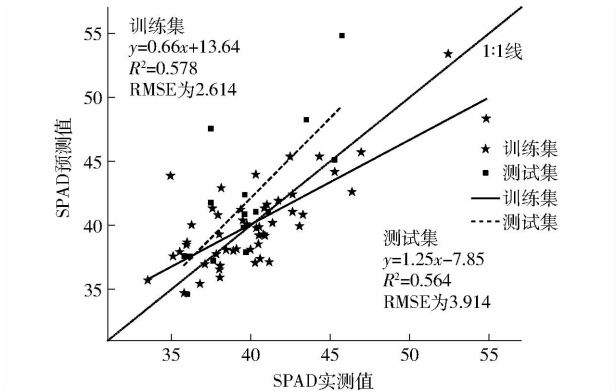


图 2 以反射率为自变量的 PLSR 模型
Fig.2 PLSR model with reflectance as independent variable

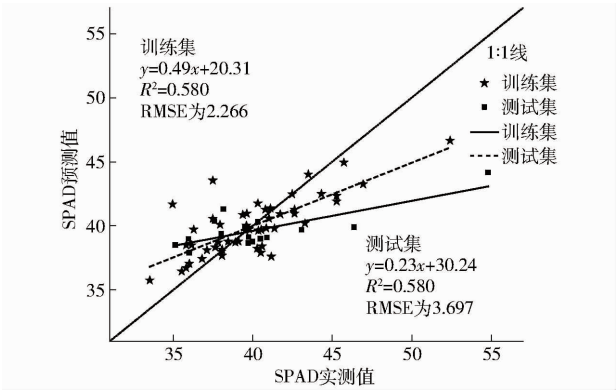


图 3 以植被指数为自变量的 PLSR 模型
Fig.3 PLSR model with vegetation index as independent variable

2.3.2 支持向量回归 SPAD 反演模型构建

支持向量回归(SVR)是一种以统计学理论为基础的监督学习算法^[30]。SVR 主要的思想是通过核函数将原始数据从低维映射到更高维特征空间,从而可以将非线性问题进行线性分离^[31]。建立基于支持向量回归的芳樟 SPAD 反演模型,核函数选用径向基核函数,采用 5 折交叉验证法和网络搜索法来确定径向基函数中的参数,阈值误差容限 ϵ 设置为 0.01。以波段反射率、植被指数为输入的模式构建中,径向基核函数中惩罚系数 C 分别确定为 32、16,正则化系数 γ 分别确定为 0.25、0.5。

图 4 为基于支持向量回归算法以 6 个原始波段反射率为输入量的芳樟 SPAD 估算模型建立情况:该模型训练集、测试集 R^2 分别为 0.659、0.627,

RMSE 分别为 2.304、2.166。图 5 为基于支持向量回归算法以 MCARI、EVI2、OSAVI、TVI、DVI 和 MNVI 这 6 个植被指数为输入量的芳樟 SPAD 估算模型建立情况：该模型训练集和测试集 R^2 分别为 0.643、0.632，RMSE 分别为 2.427、2.144。因此，采用支持向量回归法定量反演芳樟 SPAD，2 种输入量的反演效果相近。

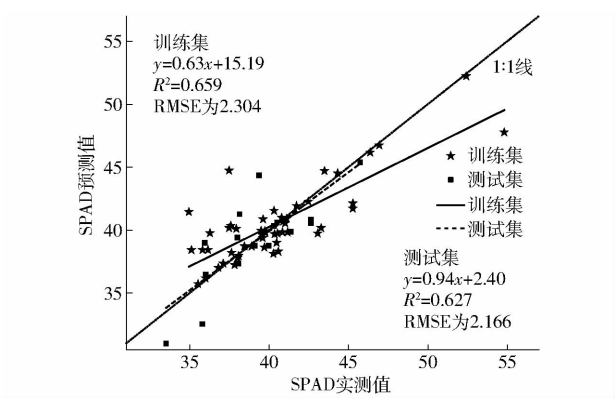


图 4 以反射率为自变量的 SVR 模型

Fig. 4 SVR model with reflectance as independent variable

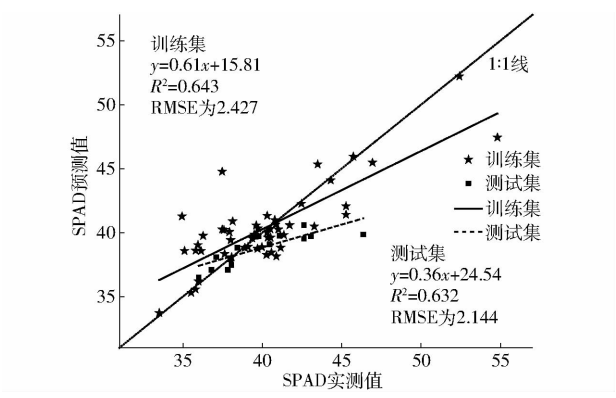


图 5 以植被指数为自变量的 SVR 模型

Fig. 5 SVR model with vegetation index as independent variable

2.3.3 BP 神经网络 SPAD 反演模型构建

反向传播神经网络 (BPNN) 是人工神经网络算法中应用最广泛的算法之一^[32]，主要思想是根据实际输出信号和期望输出信号来不断反向传递误差，进而反复训练模型调整神经元的权值来逼近最小误差，较好地解决了非线性连续函数问题^[33]。本文建立基于 BP 神经网络的芳樟 SPAD 反演模型，以波段反射率、植被指数为输入的模式构建中均采用输入层-隐含层-输出层结构为 6-15-1，目标误差阈值设置为 10^{-13} ，学习率为 0.01，最大迭代次数为 1 000 次。

图 6 为基于 BP 神经网络以 6 个原始波段反射率为输入量的芳樟 SPAD 估算模型建立情况：该模型训练集和测试集 R^2 分别 0.740、0.739，RMSE 分别为 1.991、2.786。图 7 为基于 BP 神经网络以

MCARI、EVI2、OSAVI、TVI、DVI 和 MNVI 这 6 个植被指数为输入量的芳樟 SPAD 估算模型建立情况：该模型训练集和测试集 R^2 分别为 0.707、0.678，RMSE 分别为 2.199、1.981。因此，采用 BP 神经网络算法定量反演芳樟 SPAD 时，以原始波段反射率为模型输入量准确性最佳。

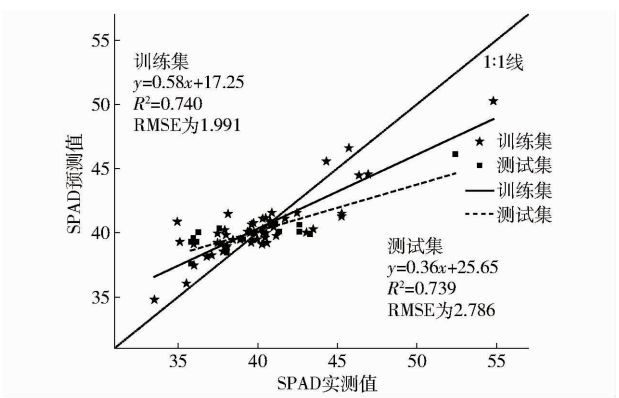


图 6 以反射率为自变量的 BP 神经网络模型

Fig. 6 BP neural network model with reflectance as independent variable

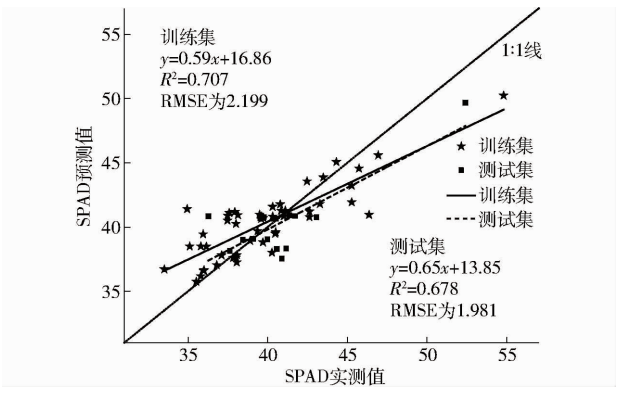


图 7 以植被指数为自变量的 BP 神经网络模型

Fig. 7 BP neural network model with vegetation index as independent variable

2.3.4 RBF 神经网络 SPAD 反演模型构建

径向基函数神经网络 (RBFNN) 和 BP 神经网络相似，前者的隐含层神经元采用的激活函数为高斯函数（亦称径向基函数），后者采用 Sigmoid 函数^[34]。建立基于 RBF 神经网络的芳樟 SPAD 反演模型，模型包含 3 层结构：输入层、隐含层、输出层。其中，隐含层神经元采用高斯函数，神经元数量为 50 个，径向基函数的扩展速度设置为 70；输出层神经元采用线性激活函数，其他参数设置为默认^[35]。

图 8 为基于 RBF 神经网络以 6 个原始波段反射率为输入量的芳樟 SPAD 估算模型建立情况。该模型的训练集和测试集的 R^2 分别为 0.826、0.788，RMSE 分别为 1.549、1.838。相应地，图 9 为基于 RBF 神经网络以 MCARI、EVI2、OSAVI、TVI、DVI 和

MNVI 这 6 个植被指数为输入量的芳樟 SPAD 值估算模型建立情况:该模型训练集和测试集 R^2 分别为 0.758、0.751, RMSE 分别为 1.790、2.457。综合上述结果,以 6 个原始波段反射率为自变量, RBF 神经网络模型对矮林芳樟 SPAD 有较好的估测能力。

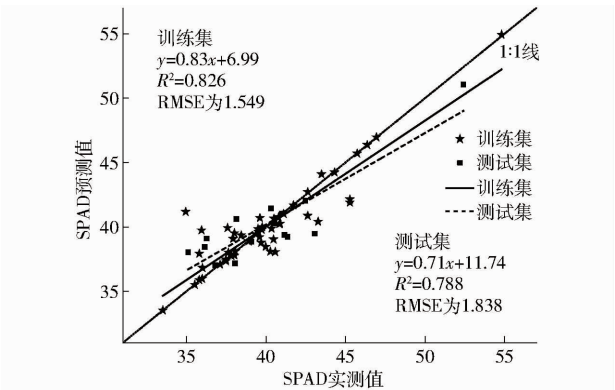


图 8 以反射率为自变量的 RBF 神经网络模型
Fig. 8 RBF neural network model with reflectance as independent variable

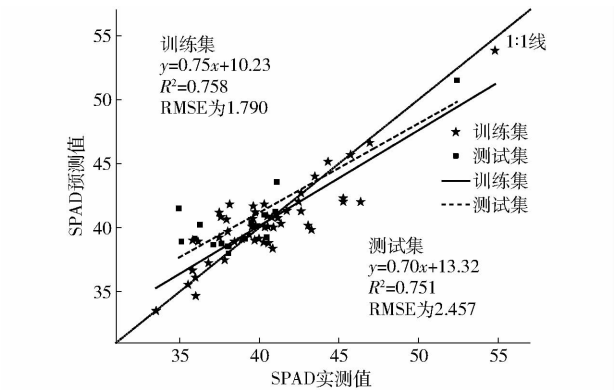


图 9 以植被指数为自变量的 RBF 神经网络模型
Fig. 9 RBF neural network model with vegetation index as independent variable

2.4 模型评价

对比 4 种模型的预测精度,以 6 个原始波段反射率与以 6 个植被指数为输入建立反演模型的精度相差不大,对于线性回归方法,以植被指数为自变量的反演模型决定系数高于反射率;对于机器学习方法,以反射率为自变量的反演模型决定系数高于植被指数(表 3)。分析发现,4 种模型中,反演芳樟 SPAD 最优的为 RBF 神经网络,以反射率为自变量的模型训练集和测试集的决定系数分别为 0.826、0.788,以植被指数为自变量的模型训练集和测试集的决定系数分别为 0.758、0.751。

3 讨论

红边是由于叶绿素强吸收大部分红光与强反射近红外波段光所形成的植被反射率剧烈变化区域^[36],在本试验中多光谱遥感影像的红边波段与芳

表 3 模型预测精度对比

Tab.3 Model prediction accuracy comparison results					
模型输入量	建模	训练集		测试集	
	方法	R^2	RMSE	R^2	RMSE
6 个波段反射率	PLSR	0.578	2.614	0.564	3.914
	SVR	0.659	2.304	0.627	2.166
	BPNN	0.740	1.991	0.739	2.786
	RBFNN	0.826	1.549	0.788	1.838
6 个植被指数	PLSR	0.580	2.266	0.580	3.697
	SVR	0.643	2.427	0.632	2.144
	BPNN	0.707	2.199	0.678	1.981
	RBFNN	0.758	1.790	0.751	2.457

樟 SPAD 相关系数最高 ($R = 0.676$),说明红边波段与表征芳樟的生长状况的叶绿素含量之间具有较高的相关性,红边对叶绿素含量变化较敏感,芳樟叶绿素特征信息很大程度上反映在红边波段。这与万玲凤等^[37]利用 ASD 手持式野外光谱辐射仪研究发现樟树幼林叶绿素 a 含量、叶绿素 b 含量、叶绿素总含量与红边位置相关系数达到 0.01 极显著性检验水平的结论较为相似。然而,刘秀英等^[38]将高光谱反射率与樟树幼林叶绿素含量进行相关性分析,得到 556 nm 处的光谱反射率与叶绿素含量相关程度最高,相关系数达到 -0.73,该结论与本研究结果有所不同,主要原因可能是:①文献[38]研究对象是大叶樟,本试验栽植的“赣芳 1 号”是江西省樟树繁育与开发利用工程研究中心自主申报的香料樟树优良品种,出油率、芳樟醇含量等关键指标方面表现良好。②文献[38]研究的樟树是幼林期,本文研究对象为 3 年生芳樟。本研究通过植被指数与芳樟 SPAD 相关性分析,与 SPAD 相关性最高、最低的植被指数分别是 TVI、NRI,两者均由红边波段和绿光波段构建,表明相同波段不同的线性或非线性组合构建的植被指数与 SPAD 的相关性有较大差异。

除模型自变量(原始波段反射率、植被指数)的选取外,建模方法也是影响芳樟矮林 SPAD 监测结果的重要因素。在本研究中,以波段反射率和植被指数作为模型自变量,其最优模型均是 RBF 神经网络模型,说明该模型在反演芳樟 SPAD 过程中具有较明显的优势,主要原因在于 RBF 神经网络的收敛速度较快、抗噪能力较强^[39]。很多研究表明 RBF 神经网络模型性能较好,罗丹等^[40]研究表明 RBF 神经网络模型为估算苹果叶片叶绿素含量的最佳模型,杨宝华等^[35]利用高光谱数据预测小麦氮含量, RBF 神经网络模型估测精度最高,且具有可靠性。本文中 RBF 神经网络模型预测精度优于 BP 神经网络,其原因主要是:RBF 神经网络是前向网络中最优的网络,在本研究中,能更好地将输入(原始波段

反射率、植被指数)和输出(芳樟 SPAD)形成映射;从训练算法上看,RBF 神经网络具有全局逼近能力,从根本上解决了 BP 神经网络易限于局部极小值的缺点^[41]。偏最小二乘回归模型估测效果最差,推测是由于偏最小二乘回归的多元线性回归模型处理较为复杂的非线性实际问题时,具有较明显的劣势^[42-43]。支持向量回归模型需依靠经验选用核函数,在一定程度上增加了制约性,影响模型的预测效果。

孟沌超等^[44]从多角度提取 SPAD 相关参数,采用基于植被指数和纹理特征模型对不同品种不同生育期的玉米 SPAD 进行估算,取得较好的反演效果。唐彧哲等^[45]通过构建面积光谱指数,更准确地反演不同生育期玉米叶片叶绿素含量,预测模型的决定系数达到 0.94。相比之下,本研究仅选取芳樟的单一生长期进行分析,样本数量较少,因此,后续反演模型优化将考虑不同生长期、增加样本点等方面,进一步提高模型应用的准确性。

4 结论

(1) 原始波段反射率与芳樟矮林 SPAD 的 Pearson 相关性分析结果表明,红边波段与 SPAD 的

相关性最高,其次是近红外波段。对植被指数与芳樟矮林 SPAD 进行 Pearson 相关性分析,6 个植被指数中与芳樟 SPAD 相关性由高到低依次为 TVI、MCARI、DVI、EVI2、MNVI、OSAVI,相关系数最高达到 0.676,且均在 0.5 及以上。说明以波段反射率和植被指数分别作为自变量反演芳樟 SPAD 具有可行性。

(2) 基于偏最小二乘回归法,以植被指数为模型自变量估测芳樟矮林 SPAD 效果略优;基于支持向量回归算法、BP 神经网络和 RBF 神经网络,以波段反射率为模型自变量估测芳樟矮林 SPAD 效果略优。

(3) 本试验条件下,RBF 神经网络模型为反演芳樟矮林 SPAD 最优模型,可以对芳樟矮林 SPAD 进行动态监测。以波段反射率为输入量,构建基于 RBF 神经网络反演模型训练集和测试集的决定系数 R^2 分别为 0.826、0.788,均方根误差分别为 1.549、1.838。以植被指数为输入量,构建基于 RBF 神经网络反演模型训练集和测试集的决定系数 R^2 分别为 0.758、0.751,均方根误差分别为 1.790、2.457。表明基于无人机多光谱遥感图像,建立 RBF 神经网络模型,对芳樟矮林 SPAD 反演具有良好的适用性,对芳樟矮林的管理具有一定指导作用。

参 考 文 献

[1] 罗绪强,张桂玲,王世杰,等. 退化喀斯特森林群落常见植物叶片光合作用变异特征[J]. 生态环境学报, 2019, 28(9): 1713 - 1721.
LUO Xuqiang, ZHANG Guiling, WANG Shijie, et al. Variation characteristics of SPAD values of leaves of common plants in degraded Karst forest communities[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2019, 28(9): 1713 - 1721. (in Chinese)

[2] 李玉杰,程才,向刚,等. 石漠化环境下 2 种藓类植物叶绿素含量与 SPAD 值的相关性及其空间分异[J]. 西南农业学报, 2020, 33(8): 1671 - 1678.
LI Yujie, CHENG Cai, XIANG Gang, et al. Correlation between chlorophyll content and SPAD value and spatial differentiation of two mosses plants under rocky desertification[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2020, 33(8): 1671 - 1678. (in Chinese)

[3] 王薇,宋廷宇,王艳,等. 番茄叶片 SPAD 值与叶绿素含量的相关性分析[J]. 北方园艺, 2013(23): 12 - 15.
WANG Wei, SONG Tingyu, WANG Yan, et al. Correlation between SPAD value and chlorophyll content in tomato leaves[J]. Northern Horticulture, 2013(23): 12 - 15. (in Chinese)

[4] 孙中宇,陈燕乔,杨龙,等. 轻小型无人机低空遥感及其在生态学中的应用进展[J]. 应用生态学报, 2017, 28(2): 528 - 536.
SUN Zhongyu, CHEN Yanqiao, YANG Long, et al. Low altitude remote sensing of light and small UAVs and its application progress in ecology[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017, 28(2): 528 - 536. (in Chinese)

[5] LI Y, LI L, WANG J, et al. Prediction of SPAD value and distribution of rape leaf based on hyperspectral imaging technology [C]//Third International Conference on Agro-geoinformatics. IEEE, 2014.

[6] FIEUZA R, BAUP F. Estimation of leaf area index and crop height of sunflowers using multi-temporal optical and SAR satellite data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(12): 2780 - 2809.

[7] WHITEHEAD K, HUGENHOLTZ C H. Remote sensing of the environment with small unmanned aircraft systems (UASs), part 1: a review of progress and challenges[J]. Journal of Unmanned Vehicle Systems, 2014, 2(3): 69 - 85.

[8] SUN B, WANG C, YANG C, et al. Retrieval of rapeseed leaf area index using the PROSAIL model with canopy coverage derived from UAV images as a correction parameter[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 102: 102373.

[9] 田军仓,杨振峰,冯克鹏,等. 基于无人机多光谱影像的番茄冠层 SPAD 预测研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 178 - 188.
TIAN Juncang, YANG Zhenfeng, FENG Kepeng, et al. Research on SPAD prediction of tomato canopy based on UAV multispectral image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 178 - 188. (in Chinese)

- [10] 周敏姑, 邵国敏, 张立元, 等. 无人机多光谱遥感反演冬小麦 SPAD 值[J]. 农业工程学报, 2020, 36(20): 125–133. ZHOU Mingu, SHAO Guomin, ZHANG Liyuan, et al. SPAD value of winter wheat inversion by UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(20): 125–133. (in Chinese)
- [11] 纪伟帅, 陈红艳, 王淑婷, 等. 基于无人机多光谱的华北平原花铃期棉花叶片 SPAD 建模方法研究[J]. 中国农学通报, 2021, 37(22): 143–150. JI Weishuai, CHEN Hongyan, WANG Shuting, et al. Study on SPAD modeling method of cotton leaves in the bell stage of North China Plain based on UAV multispectral spectrum[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2021, 37(22): 143–150. (in Chinese)
- [12] YUAN Y, WANG X, SHI M, et al. Performance comparison of RGB and multispectral vegetation indices based on machine learning for estimating *Hopea hainanensis* SPAD values under different shade conditions[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 2615.
- [13] 廖矛川, 汪迎洲, 杨芳云, 等. 樟树叶化学成分研究(II)[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2022, 41(1): 14–18. LIAO Maochuan, WANG Yingzhou, YANG Fangyun, et al. Chemical composition of camphor leaves(II)[J]. Journal of South Central University for Nationalities(Natural Science Edition), 2022, 41(1): 14–18. (in Chinese)
- [14] LIU Yingjiao, XIE Lijuan, LIAO Lan, et al. Authentication of two different chemical types of *Cinnamomum camphora* leaves by microscopic technique with GC–MS and GC analysis[J]. Pharmaceutical Chemistry Journal, 2020, 54: 154–161.
- [15] 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 analysis of spice camphor research[J]. Journal of Nanchang Institute of Technology, 2020, 39(6): 1–13. (in Chinese)
- [16] 刘文雅, 潘洁. 基于神经网络的马尾松叶绿素含量高光谱估算模型[J]. 应用生态学报, 2017, 28(4): 1128–1136. LIU Wenya, PAN Jie. Hyperspectral estimation model of chlorophyll content in *Pinus massoniana* based on neural network[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017, 28(4): 1128–1136. (in Chinese)
- [17] 黄梦婷, 张薇, 闫浩迪, 等. 基于无人机多光谱遥感的水稻冠层 SPAD 值反演[J/OL]. 中国农村水利水电: 1–14. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1419.TV.20220711.1419.085.html>. HUANG Mengting, ZHANG Wei, YAN Haodi, et al. Inversion of SPAD value of rice canopy based on UAV multispectral remote sensing[J/OL]. China Rural Water Resources and Hydropower: 1–14. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1419.TV.20220711.1419.085.html>. (in Chinese)
- [18] 杨广云, 牛鲁燕. 基于无人机多光谱的夏玉米穗位叶绿素含量反演研究[J]. 江西农业学报, 2022, 34(5): 8–12. YANG Guangyun, NIU Luyan. Inversion study on chlorophyll content in summer maize ear based on UAV multispectral study[J]. Jiangxi Journal of Agricultural Sciences, 2022, 34(5): 8–12. (in Chinese)
- [19] DAUGHTRY C, WALTHALL C L, KIM M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 74(2): 229–239.
- [20] RONDEAU G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95–107.
- [21] 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.
- [22] JORDAN C F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663–666.
- [23] PENG G, PU R, BIGING G S, et al. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2003, 41(6): 1355–1362.
- [24] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. Remote Sensing and Environment, 1979, 8(2): 127–150.
- [25] DASH J, CURRAN P J. MTCI: the meris terrestrial chlorophyll index[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(549): 151–161.
- [26] DUBE T. Landscape-scale aboveground biomass estimation in buffer zone community forests of central nepal: coupling in situ measurements with Landsat 8 Satellite data[J]. Remote Sensing, 2018, 10(11): 1848.
- [27] LI M, WU J, SONG C, et al. Temporal variability of precipitation and biomass of alpine grasslands on the northern Tibetan plateau[J]. Remote Sensing, 2019, 11(3): 360.
- [28] 唐启义, 唐洁. 偏最小二乘回归分析在均匀设计试验建模分析中的应用[J]. 数理统计与管理, 2005(5): 45–49, 67. TANG Qiyi, TANG Jie. Application of partial least squares regression analysis in uniform design experimental modeling analysis[J]. Mathematical Statistics and Management, 2005(5): 45–49, 67. (in Chinese)
- [29] 陈志超, 蒋贵印, 张正, 等. 基于无人机高光谱遥感的春玉米氮营养指数反演[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2022, 41(3): 81–89. CHEN Zhichao, JIANG Guiyin, ZHANG Zheng, et al. Inversion of nitrogen nutrition index of spring maize based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science Edition), 2022, 41(3): 81–89. (in Chinese)
- [30] ZHANG Y. A new merging method and its spectral and spatial effects[J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(10): 2003–2014.
- [31] 张琳, 汪廷华, 周慧颖. 基于群智能算法的 SVR 参数优化研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(16): 50–64. ZHANG Lin, WANG Tinghua, ZHOU Huiying. Research progress of SVR parameter optimization based on swarm intelligence

- algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(16): 50–64. (in Chinese)
- [32] 陆文星, 戴一茹, 李楚, 等. 基于改进 PSO-BP 神经网络的旅游客流量预测方法[J]. 系统科学与数学, 2020, 40(8): 1407–1419.
LU Wenxing, DAI Yiru, LI Chu, et al. Tourism visitor flow prediction method based on improved PSO-BP neural network[J]. Systems Science and Mathematical Sciences, 2020, 40(8): 1407–1419. (in Chinese)
- [33] 曾晓青. BP 神经网络在建模中的参数优化问题研究[J]. 气象, 2013, 39(3): 333–339.
ZENG Xiaqing. Research on parameter optimization problem of BP neural network in modeling[J]. Meteorology, 2013, 39(3): 333–339. (in Chinese)
- [34] 贾伟宽, 赵德安, 刘晓洋, 等. 机器人采摘苹果果实的 K-means 和 GA-RBF-LMS 神经网络识别[J]. 农业工程学报, 2015, 31(18): 175–183.
JIA Weikuan, ZHAO Dean, LIU Xiaoyang, et al. K-means and GA-RBF-LMS neural network recognition of apple fruit picking by robot[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(18): 175–183. (in Chinese)
- [35] 杨宝华, 陈建林, 陈林海, 等. 基于敏感波段的小麦冠层氮含量估测模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(22): 176–182.
YANG Baohua, CHEN Jianlin, CHEN Linhai, et al. Estimation model of nitrogen content in wheat canopy based on sensitive band[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(22): 176–182. (in Chinese)
- [36] CURRAN P J, DUNGAN J L, GHOLZ H L. Exploring the relationship between reflectance red edge and chlorophyll content in slash pine[J]. Tree Physiology, 1990, 7(1–4): 33–48.
- [37] 万玲凤, 林辉, 刘秀英. 樟树幼林生物化学参数与高光谱遥感特征参数相关分析[J]. 中南林业科技大学学报, 2007, 27(4): 44–48.
WAN Lingfeng, LIN Hui, LIU Xiuying. Correlation analysis of biochemical parameters and hyperspectral remote sensing characteristic parameters of camphor young forest[J]. Journal of Central South University of Forestry and Technology, 2007, 27(4): 44–48. (in Chinese)
- [38] 刘秀英, 林辉, 万玲凤, 等. 樟树幼林叶绿素含量的高光谱遥感估算模型[J]. 中南林业科技大学学报, 2007, 27(4): 49–54.
LIU Xiuying, LIN Hui, WAN Lingfeng, et al. Hyperspectral remote sensing estimation model of chlorophyll content in young forest of camphor tree[J]. Journal of Central South University of Forestry and Technology, 2007, 27(4): 49–54. (in Chinese)
- [39] 罗定贵, 郭青, 王学军. 基于 RBF 神经网络的地下水动态模拟与预测[J]. 地球学报, 2003, 24(5): 475–478.
LUO Dinggui, GUO Qing, WANG Xuejun. Dynamic simulation and prediction of groundwater based on RBF neural network[J]. Acta Geologica Sinica, 2003, 24(5): 475–478. (in Chinese)
- [40] 罗丹, 常庆瑞, 齐雁冰. 基于红边参数和人工神经网络的苹果叶片叶绿素含量估算[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2019, 47(1): 107–115.
LUO Dan, CHANG Qingrui, QI Yanbing. Estimation of chlorophyll content of apple leaves based on red edge parameters and artificial neural network[J]. Journal of Northwest A&F University(Natural Science Edition), 2019, 47(1): 107–115. (in Chinese)
- [41] 孟斌, 冯永杰, 翟玉庆. 前馈神经网络中 BP 算法的一种改进[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2001, 31(4): 40–42.
MENG Bin, FENG Yongjie, ZHAI Yuqing. An improvement of BP algorithm in feedforward neural networks[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2001, 31(4): 40–42. (in Chinese)
- [42] 刘昌华, 方征, 陈志超, 等. ASD Field Spec3 野外便携式高光谱仪诊断冬小麦氮营养[J]. 农业工程学报, 2018, 34(19): 162–169.
LIU Changhua, FANG Zheng, CHEN Zhichao, et al. ASD Field Spec3 field portable hyperspectrometer for the diagnosis of nitrogen nutrition in winter wheat[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(19): 162–169. (in Chinese)
- [43] KONSTANTINO L, PATRIZIA B, DIMITRIOS M, et al. Machine learning in agriculture: a review[J]. Sensors, 2018, 18(8): 2674.
- [44] 孟沌超, 赵静, 兰玉彬, 等. 基于无人机可见光影像的玉米冠层 SPAD 反演模型研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 2): 366–374.
MENG Dunchao, ZHAO Jing, LAN Yubin, et al. SPAD inversion model of maize canopy based on UAV visible light image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 2): 366–374. (in Chinese)
- [45] 唐彧哲, 红梅, 郝嘉永, 等. 基于优化面积光谱指数的玉米叶片叶绿素值估测[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(3): 924–932.
TANG Yuzhe, HONG Mei, HAO Jiayong, et al. Estimation of chlorophyll value of maize leaves based on optimized area spectral index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(3): 924–932. (in Chinese)