

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2025.02.014

刘霞, 周凌霄, 夏心杰, 等. 基于混合蝙蝠智能算法优化 PLSR 的柑橘叶片氮含量预测方法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2025, 47(2): 160-170.

基于混合蝙蝠智能算法优化 PLSR 的柑橘叶片氮含量预测方法

刘霞, 周凌霄, 夏心杰, 韩如婷,
吕强, 谢让金, 易时来

西南大学柑桔研究所/国家柑桔工程技术研究中心/国家数字种植业(柑橘)创新分中心, 重庆 400712

摘要: 高光谱成像技术具有快速、无损检测的特点, 尤其在农作物生长监测方面具有广阔的应用前景。叶片氮含量是评估作物生长状况的重要指标之一, 对诊断作物生长状况和制定精准施肥策略至关重要。通过获取柑橘叶片高光谱和检测叶片氮含量, 探索二者的数学关系与模型, 旨在建立柑橘叶片氮含量高光谱监测技术。为提升高光谱数据建模的精度, 采用了标准正态变量变换(SNV)、平滑滤波函数(SG)等方法去除光谱数据中的噪声。利用竞争自适应加权采样法(CARS)和连续投影算法(SPA)筛选出与叶片氮含量关联度高的特征波段, 结合偏最小二乘回归(PLSR)、支持向量机回归(SVR)、基于遗传算法(GA)和蝙蝠算法(BA)等对 PLSR 进行智能优化(O-PLSR)后预测叶片氮含量。结果表明: 与 SVR 模型相比, PLSR 模型呈现更高的精度; 结合 GA 和 BA 算法对 PLSR 模型进行优化处理, 进一步提高了建模精度, 相较原始 PLSR 模型, 决定系数(R^2)最高提高了 14.8%, 且经 SG 滤波、CRAS 特征波段选取、O-PLSR 优化后的模型(SG-CRAS-O-PLSR)表现出最优的估算性能, 其 R^2 、均方根误差分别为 0.94 和 0.55。由此可见, 建立的 SG-CRAS-O-PLSR 模型具有较高的精度, 可为今后推进实施果园信息化与智能化精准高效施肥管理提供理论依据和技术支持。

关键词: 柑橘; 高光谱成像技术; 叶片氮含量; 偏最小二乘回归

中图分类号: TP181 **文献标志码:** A

文章编号: 1673-9868(2025)02-0160-11

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Predicting Citrus Leaf Nitrogen Content Based on Hybrid Bat Algorithm Optimized PLSR

LIU Xia, ZHOU Lingxiao, XIA Xinjie, HAN Ruting,
LYU Qiang, XIE Rangjin, YI Shilai

Citrus Research Institute, Southwest University // National Citrus Engineering Research Center /
National Digital Planting (Citrus) Innovation Sub-Center, Chongqing 400712, China

收稿日期: 2024-05-10

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YED0700602); 重庆市技术创新与应用发展专项面上项目(cstc2020jcsx-msxmX0026)。

作者简介: 刘霞, 硕士研究生, 主要从事果树栽培生理与施肥技术研究。

通信作者: 易时来, 副研究员。

Abstract: Hyperspectral imaging technology, characterized by its rapid and non-destructive detection capabilities, holds promising application prospects, particularly in agricultural fields such as crop growth monitoring. Leaf nitrogen content serves as an important indicator for assessing crop growth conditions, which is vital for understanding crop development and establishing precise fertilization strategies. This study focused on exploring the potential application of hyperspectral technology in assessing the nitrogen content of citrus leaves by collecting both hyperspectral data and corresponding nitrogen content data of the leaves. To enhance the preprocessing effect of the hyperspectral data, methods such as Standard Normal Variate Transformation (SNV) and Savitzky-Golay (SG) smoothing filters were utilized to eliminate noise from the spectral data. The Competitive Adaptive Reweighted Sampling (CARS) and Sequential Projection Algorithm (SPA) were adopted for screening the featured bands closely associated with leaf nitrogen content, and combined with various models including Partial Least Squares Regression (PLSR), Support Vector Regression (SVR) to optimize the PLSR (O-PLSR) based on Genetic Algorithm (GA) and Bat Algorithm (BA) for predicting the leaf nitrogen content. The results indicate that compared to the SVR model, the PLSR model exhibited higher precision. Moreover, optimizing the PLSR model via GA and BA algorithms facilitated further enhancement of modelling precision, with the R^2 value increasing by up to 14.8%. Notably, the SG-filtered and CARS-optimized PLSR model (SG-CARS-O-PLSR) demonstrated optimal performance in estimating accuracy, with a determination coefficient (R^2) of 0.94 and Root Mean Square Error of 0.55. The high precision of the SG-CARS-O-PLSR model underscores the practical value of hyperspectral imaging technology in agriculture, particularly in the monitoring the level of nitrogen in crop. This contributes to the advancement of intelligent orchard management and the implementation of precision agriculture.

Key words: citrus; hyperspectral imaging technology; leaf nitrogen content; partial least squares regression

柑橘是我国南方广大农村重要的水果经济作物,也是我国南方农村脱贫攻坚和乡村振兴的重要产业之一^[1]。氮素是植物生长的三大必需营养元素之一^[2],通过监测作物氮含量,可以及时、快速地诊断作物氮素状况,从而为作物生长及时采取相应的氮素调控策略。此外,氮也是蛋白质^[3]和叶绿素^[4]的重要组成成分,对柑橘的生长发育至关重要。监测柑橘叶片氮水平可以为柑橘氮素及时采取相应调控措施提供技术支持^[5]。然而,目前柑橘叶片氮含量测定方法涉及田间大量叶片的采集、烘干、制样、消煮等繁琐的前处理,使用试剂耗材和化学仪器的测定过程也可能带来环境污染问题,且费时费工、成本昂贵,在大规模的田间实验中难以推广实施。

近年来,高光谱成像技术作为一种快速、高效的非破坏性检测手段,为叶片氮含量的测定提供了新的可能。高光谱技术无需对作物样品进行破坏性离体采样与化学分析,即可获得作物生长的即时信息。已有研究利用各种算法预测植物叶片氮含量并取得了一定进展。例如,文献[6]利用非支配的精英策略遗传算法优化极限学习机(NAGA2-ELM)预测梗稻叶片氮含量,训练集的决定系数(R^2)达 0.82,均方根误差(RMSE)为 0.30;文献[7]利用支持向量机对水稻氮含量进行预测,预测 R^2 为 0.75;文献[8]使用岭回归、支持向量机、人工神经网络、决策树和随机森林等机器学习算法预测柑橘叶片氮、磷、钾、硫、铜等元素含量,其中随机森林建模的精确度较高,氮元素模型的训练集 R^2 达到 0.91;文献[9]利用基于核极限学习机(KELM)、支持向量机以及随机森林等算法预测茶叶在充足阳光和弱光下的叶绿素含量,以确定合适的回归模型。目前,高光谱技术在预测植物叶片元素含量方面的研究多聚焦于传统机器学习算法,对优化算法的探讨较少。鉴于此,本研究结合遗传算法和蝙蝠算法对偏最小二乘回归模型进行优化,以提高模型的性能和预测精度。

本研究首先对比分析了原始光谱反射率、经过 4 种预处理后的光谱反射率和柑橘叶片氮含量之间的相关性,然后采用支持向量机回归(SVR)、偏最小二乘回归(PLSR)以及结合遗传算法和蝙蝠算法的智能化优化偏最小二乘回归(O-PLSR)来构建预测模型。通过比较各模型的预测精度,筛选最适宜的预处理方法、特征波段选择算法以及模型方法,以期为柑橘叶片氮含量的快速、准确估测提供一种有效的技术途径。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验于 2023—2024 年度在重庆市北碚区歇马街道西南大学柑桔研究所沃柑园和龙回红脐橙园进行。果园地处北纬 29°45′、东经 106°22′,气候为亚热带季风气候,年均气温为 18℃,其中:沃柑园土壤为紫色土,土壤 pH 值为 7.39,碱解氮含量 99.82 mg/kg,有效磷含量 109.75 mg/kg,速效钾含量 258.04 mg/kg,有机质含量为 26.71 g/kg,以 20 年生枳(壳)为基础、血橙为中间砧的沃柑为试材;龙回红脐橙园土壤为紫色土,土壤 pH 值为 7.46,碱解氮含量 98.38 mg/kg,有效磷含量 110.39 mg/kg,速效钾含量 275.37 mg/kg,有机质含量为 30.69 g/kg,以 2 年生的枳壳砧和枳橙砧龙回红为试材。

1.2 数据测量

2023 年 11 月,随机选取 14 株沃柑树和 56 株龙回红脐橙树(枳橙砧龙回红 28 株,枳壳砧龙回红 28 株),共 70 株样本树。从样本树树冠四周中部位置随机采集 8 片叶子混合为一个样品。沃柑树重复 3 次采样,共采取 42 个样本。龙回红树单株重复,共采取 56 个样本。共有 98 个样本进行光谱数据采集与氮素含量化学检测分析。采集后的样品立即放入事先准备好的带有冰袋的保鲜盒中临时保存,迅速带回实验室用去离子水洗净并擦干样品,用高光谱成像仪进行图像数据采集;再将样品放置于恒温干燥鼓风机箱杀青、烘干后用 $H_2SO_4-H_2O_2$ 法消煮;最后用半微量凯氏定氮法测氮含量^[10]。98 个样本随机分成建模集(78 个)和验证集(20 个),其叶片氮含量检测结果如表 1 所示。

表 1 柑橘叶片氮含量分析

样本集	样本数/个	氮含量范围/%	氮含量均值/%	标准误差
建模集	78	16.65~27.53	21.45	0.239
验证集	20	19.11~25.75	22.39	0.409

1.3 软件使用

使用中国台湾五十铃光学公司的光谱成像数据采集软件和 HIS Analyzer 软件分别进行图像采集和图像校正。使用 ENVI 5.6 提取平均光谱。使用 python 3.11 对光谱数据进行预处理,提取特征光谱,建立模型。使用 SPSS 25.0 软件进行相关性分析。

2 高光谱数据采集与处理

2.1 高光谱数据采集与校正

如图 1 所示,利用高光谱成像系统获取柑橘叶片高光谱图像数据,其中 ROI 表示感兴趣区域。该系统由摄谱仪(ImSpector V10E,芬兰)、电子倍增电荷耦合器件(EMCCD)相机(Raptor photonics, FA285-CL,英国)、照明系统(150 W/21 V, Illumination Technologies, Inc., 美国)、移动平台、计算机组成,该系统采集 400~1 000 nm 波长范围内的图像。采集过程将叶片固定于反射率可忽略不计的黑色纸板上。将黑色纸板置于移动平台,设置平台移动速度为 1.78 nm/s。采集图像后进行黑白校正,校正公式如下:

$$R_c = \frac{R_x - R_d}{R_w - R_d}$$

式中: R_c 为图像的相对反射率; R_x 为样品图像; R_w 为白板校正图像; R_d 为黑板校正图像。

2.2 高光谱数据预处理

选择整个叶片作为 ROI, 使用 ENVI 5.6 提取平均光谱数据。提取过程为: 设置阈值; 从某一波段 (band300) 生成二值化图像; 通过掩膜处理得到 ROI; 求 ROI 区域的平均光谱。

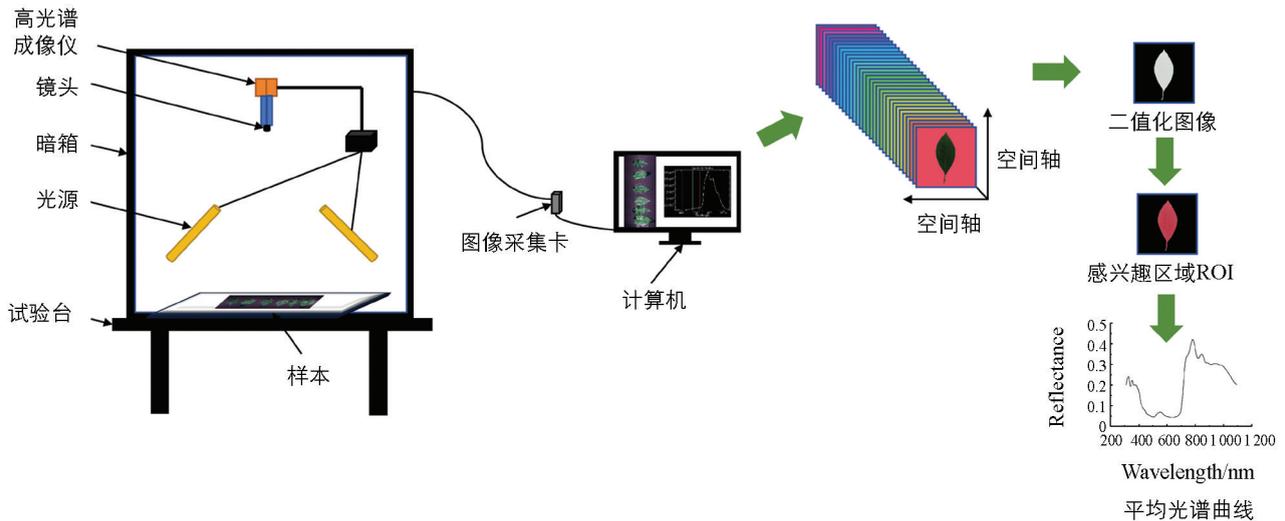


图 1 高光谱成像系统及数据处理

在本实验中, 为了减轻光的散射以及噪声的影响, 需要对光谱数据进行预处理。采用标准正态变换 (SNV)、小波变换 (WAVE)、Savitzky-Golay 平滑滤波 (SG)、一阶导数 (D1)、二阶导数 (D2) 对原始光谱 (OS) 进行处理。

2.3 特征波段的选择

2.3.1 竞争自适应重加权采样法

竞争自适应重加权采样法 (CARS)^[11] 是将蒙特卡洛采样和偏最小二乘结合为一体的特征选择方法。CARS 对波段进行循环分析, 保留偏最小二乘模型中回归系数绝对值权重较大的值, 去除较小的值, 并将较大的值作为新的子集继续进行循环分析, 具有达尔文“适者生存”的特点。经过多次 CARS 循环, 去除非信息变量。选择 PLS 模型交叉验证来评估新子集的降维效果。最终选择均方根误差小的子集中保留的波段为特征波段^[12-13]。

2.3.2 连续投影算法

连续投影算法 (SPA) 是前向特征波段选择方法。SPA 首先利用向量投影的方法, 将当前波长投影到其他波长, 比较投影向量的大小, 将投影向量最大的波长作为待选的波长; 然后基于多元线性回归选择最终的波长^[14-15]; 最后, 在校正模型的基础上通过计算交叉验证均方根误差 (RMSECV) 来获得特征波长^[16]:

$$RMSECV = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{m-1}}$$

式中: y_i 与 \hat{y}_i 分别为模型预测氮含量的真实值和预测值, m 表示预测值的数量 (和真实值的数量相同)。

2.4 模型建立

2.4.1 支持向量机回归模型

支持向量机回归 (SVR) 构建了一个宽度为 2ϵ 的间隔带。在输入空间和超平面找到一个函数点, 若其训练值位于间隔带内, 则预测是正确的。图 2 中 $\pm\epsilon$ 表示支持向量的随机误差, $f(x) = \epsilon^T x + b$ 为超平

面^[17-18]。本研究利用 SVR 预测叶片氮含量,以光谱特征为变量,将这些特征投射至高维超平面,而后进行泛化拟合。

2.4.2 偏最小二乘回归模型

PLSR 适用于自变量和因变量之间存在多重共线性的情况,通过主成分分析对因变量进行降维,建立新的综合变量,这些综合变量能够在很大程度上解释自变量和因变量之间的协方差^[19]。

2.4.3 混合蝙蝠算法智能优化

蝙蝠算法是模拟蝙蝠通过超声波寻找食物的过程。蝙蝠在寻找食物时会根据当前位置和食物的信息进行移动,并通过回声定位感知食物的位置和距离,在接近食物时脉冲的发射频率会增加、脉冲的响度会减小^[20-21]。所以蝙蝠算法中有两个关键操作:更新蝙蝠个体位置、调整脉冲的发射频率和响度。

基于此,引入了遗传算法,进行选择、交叉和变异。每次迭代过程中,选择最优的个体传入下一代。子代进行两两交配,每个个体以 P_m 的变异率进行染色体变异^[22],最后形成一个新的种群,提高了算法的搜索能力。具体流程图见图 3。

混合蝙蝠智能算法优化 PLSR 的具体步骤如下:

- 1) 参数初始化。设置蝙蝠个数 n_{bats} (即种群规模)和最大迭代次数 M_{max} ,随机生成初始蝙蝠的位置 x_i 和速度 v 。
- 2) 定义适应度函数用以评估模型的性能。目标函数的值为度量的标准。
- 3) 更新蝙蝠个体的位置和速度,随机生成一个 $[0, 1]$ 上的 r_1 。若 r_1 大于当前蝙蝠的脉冲发射频率 f_i ,则进行局部搜索重新确定位置;否则在目标空间随机生成一个值。计算新位置的适应度并执行遗传算法算子操作,包括选择、交叉和变异。然后随机输出一个 $[0, 1]$ 上的数 r_2 ,若 r_2 小于当前蝙蝠个体的脉冲响度 F_i ,且当前个体的适应度的值小于目前最优个体的适应度值(即当前蝙蝠个体的位置被接受),则更新脉冲发射频率和脉冲响度,输出新的最优个体的位置 x_b ,判断是否达到最大的迭代次数 G ,若是,返回具有最佳适配度的参数配置。
- 4) 利用最佳配置构建模型,使用训练集数据进行模型训练。

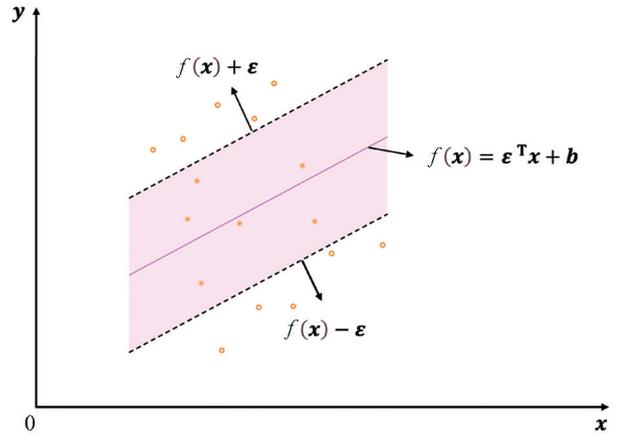


图 2 支持向量回归示意图

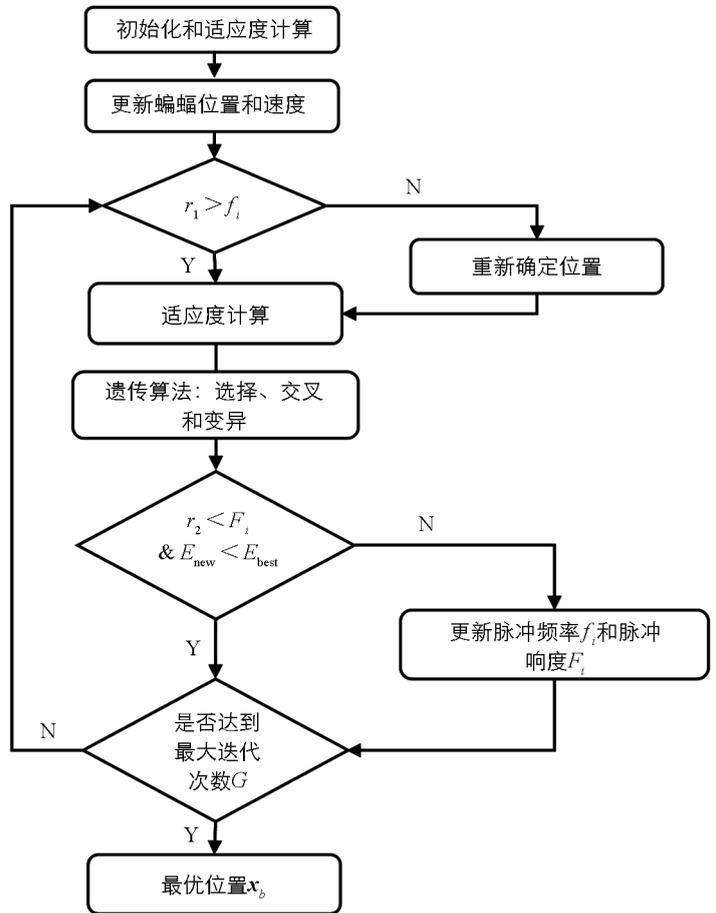


图 3 混合蝙蝠算法步骤

2.5 模型评价

模型的验证指标采用预测值和实测值的 R^2 , $RMSE$ 。 R^2 越接近于 1, $RMSE$ 越小说明模型精度越高。计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^m (\bar{y}_i - y_i)^2}$$

式中: y_i 与 \hat{y}_i 分别为模型预测氮含量的真实值和预测值, \bar{y}_i 表示真实值的平均值, m 表示预测值的数量(和真实值的数量)。

3 结果与分析

3.1 光谱变换及相关性分析

对不同光谱变换后各波段的氮含量与反射率的相关性分析结果如图 4 所示。从图 4 可知, OS 在 300~400 nm 各波段反射率与氮含量之间几乎没有显著的相关性, 在 400~800 nm 各波段反射率和氮含量呈显著的负相关, 且在 676 nm 处两者相关性最高 ($R^2 = -0.437$)。SNV 变换后的 500~600 nm 和 700~800 nm 波段范围内的相关性得到显著提高, 且在 523 nm ($R^2 = -0.595$) 和 737 nm ($R^2 = -0.642$) 处相关性最强; 经 D1 变换后的光谱在 774 nm 处相关性最强, 达到 0.527; 经 D2 变换后的光谱在 613 nm 和 640 nm 处与 N 相关性显著, 分别为 -0.581 和

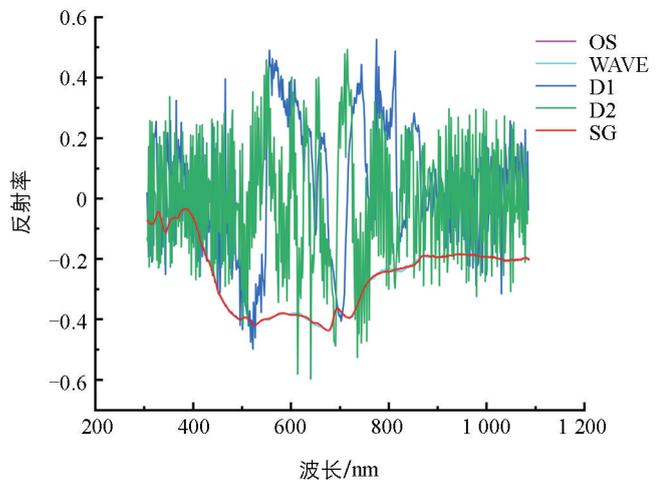


图 4 原始光谱以及各种预处理变换后光谱与 N 相关性分析

-0.597; 经 SG 变换后的光谱和 OS 的相关性系数曲线基本一致, 且在 675 nm 和 676 nm 处相关性最高, 为 -0.437。综上所述, SG 预处理效果更理想, 可能是因为在相关性的分析中, SG 变换后的光谱和 OS 的相关性曲线基本一致, 在某些波段上, SG 变换后的光谱的相关系数甚至高于 OS。

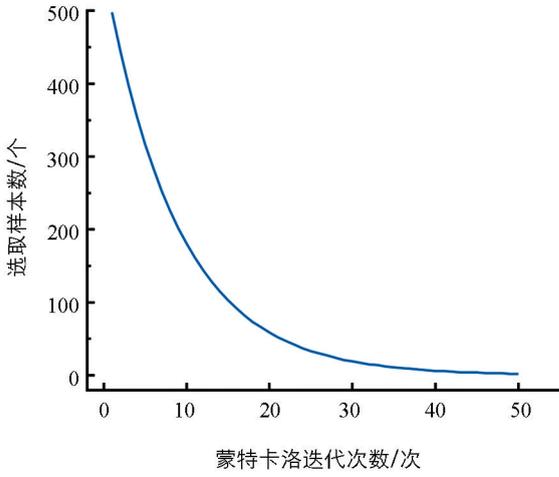
3.2 特征波段的选取

3.2.1 基于 CRAS 算法进行特征波段选取

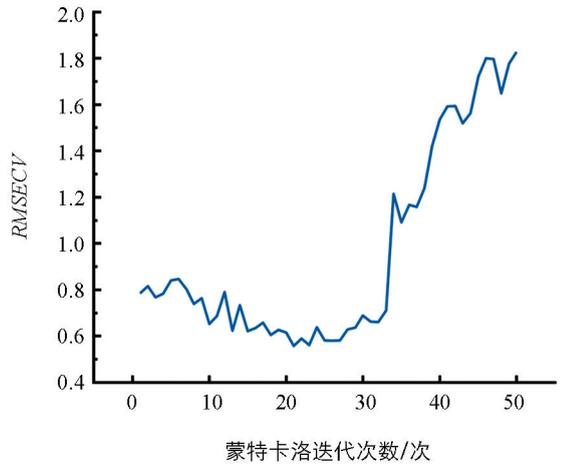
图 5 为基于 CRAS 算法选取的 OS 及各种预处理后的特征波段。以 D1 为例, 随着迭代次数增加, 被选取的特征波段数量在不断减少, $RMSECV$ 也呈下降趋势, 当运行到 21 次时 $RMSECV$ 达到最小值, 随后又开始逐渐增加。因此在迭代次数为 21 时确定特征波段, 此时选择的特征波段数为 33。从 D2 变换后的光谱中选取 24 个特征波段, 从 SG 变换后的光谱中选取 91 个特征波段, 从 WAVE 变换后的光谱中选择 37 个特征波段, 从原始波段中选取 33 个特征波段。总体而言, 经 CRAS 算法筛选的特征波段分布均匀。

3.2.2 基于 SPA 算法进行特征波段选取

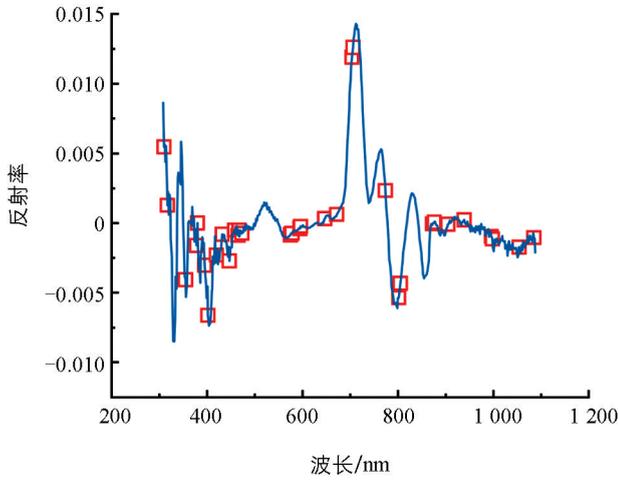
将 SPA 算法与氮含量相结合, 筛选特征波段, 结果见图 6。以 D1 为例, 由图 6b 可以看出, 随着模型中变量数的增加, $RMSE$ 大体上呈下降的趋势, 当变量数为 24 时, $RMSE$ 的下降趋势变缓。因此在所有波段中选 24 个特征波段, 从 D2 变换后的光谱中选取 24 个特征波段, 从 SG 变换后的光谱中选取 15 个特征波段, 从 WAVE 变换后的光谱中选取 11 个特征波段, 从原始波段中选取 11 个特征波段。



a. 蒙特卡洛迭代次数与选取样本数之间的关系

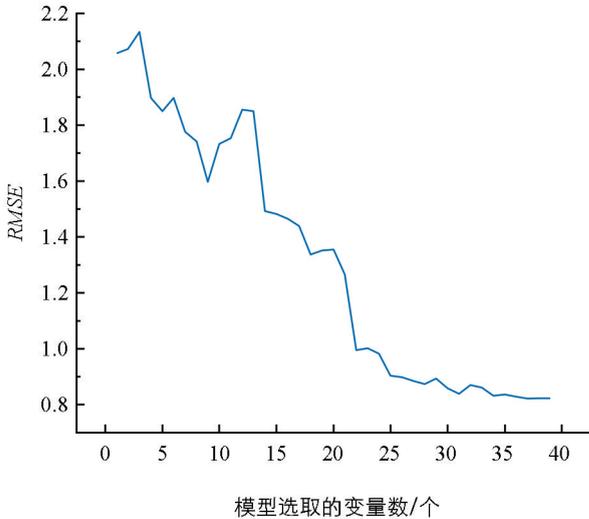


b. 蒙特卡洛迭代次数与RMSECV之间的关系

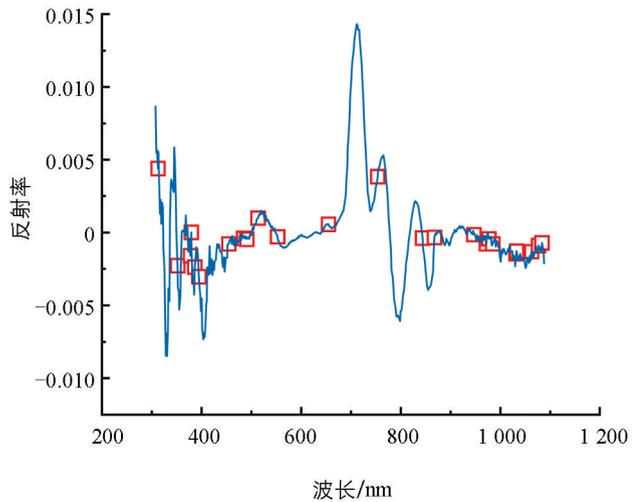


c. 特征波段选取结果

图 5 CRAS 算法选取特征波段



a. 模型选取的变量数与RMSE之间的关系



b. 特征波段选取结果

图 6 SPA 算法选取特征波段

3.3 PLSR 和 SVR 模型估计氮含量结果

使用不同预处理变换、特征波段选取算法预测氮含量的精确度尚不清楚, 因此建立不同的模型预测柑橘叶片氮含量, 结果如图 7 所示。

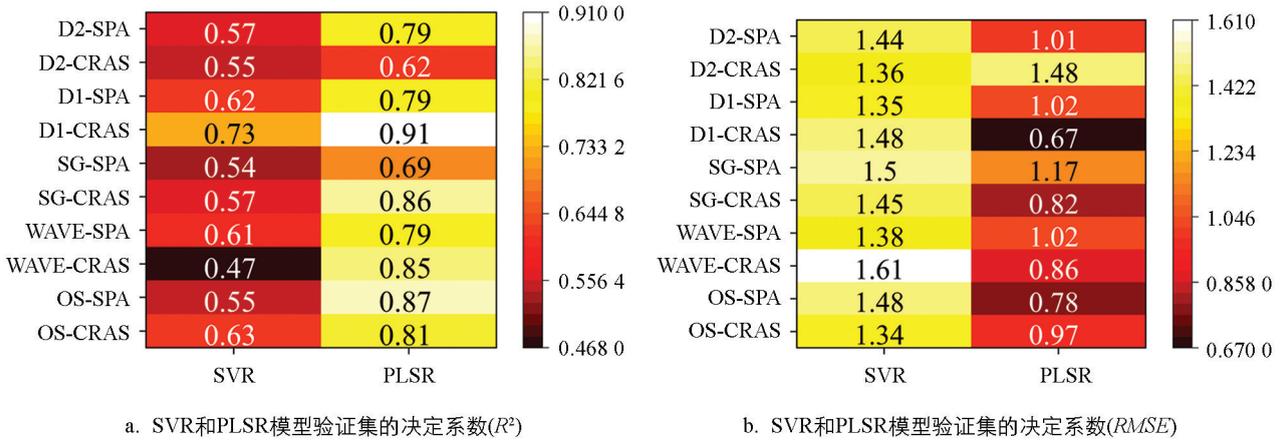


图 7 SVR 和 PLSR 模型验证集的决定系数(R^2)与均方根误差(RMSE)

对于 OS 预处理方法, PLSR 模型预测氮含量的准确度高于 SVR 模型。经过同种算法选择特征波段后, 不同预测模型也会得出不同的精确率: 经过 SPA 特征波段选取后, PLSR 模型比 SVR 模型的 R^2 提高了 58.2%, RMSE 减少了 47.3%; 经过 CRAS 特征波段选取后, PLSR 模型比 SVR 模型的 R^2 提高了 28.6%, RMSE 减小了 27.6%。

光谱变换后建立的 PLSR 模型精确度高于 SVR 模型, 因此, 使用 PLSR 模型估计柑橘叶片氮含量具有较高的精确度, 总体性能稳定。D1 预处理、CRAS 特征波段选取后 PLSR 模型(D1-CRAS-PLSR)的 R^2 为 0.91, RMSE 为 0.67, 故 D1-CRAS-PLSR 为预测柑橘叶片氮含量的最优模型。

3.4 基于 HBA 混合蝙蝠智能算法优化 PLSR 模型预测氮含量

为了建立更有效的回归预测模型, 在 PLSR 模型的基础上进行优化, 提高算法的精确度。通过遗传算法(GA)和蝙蝠算法(BA)结合智能优化 PLSR, 提高预测精度, 表现为更高的 R^2 和更低的 RMSE(图 8)。与 PLSR 相比, O-PLSR 均在不同程度上提高了模型的预测水平, R^2 最大可提高 14.8%, 且 SG 预处理, 经 SPA 特征波段选取的 PLSR 模型(SG-SPA-O-PLSR)的 R^2 达到了 0.94, RMSE 为 0.55(图 9)。

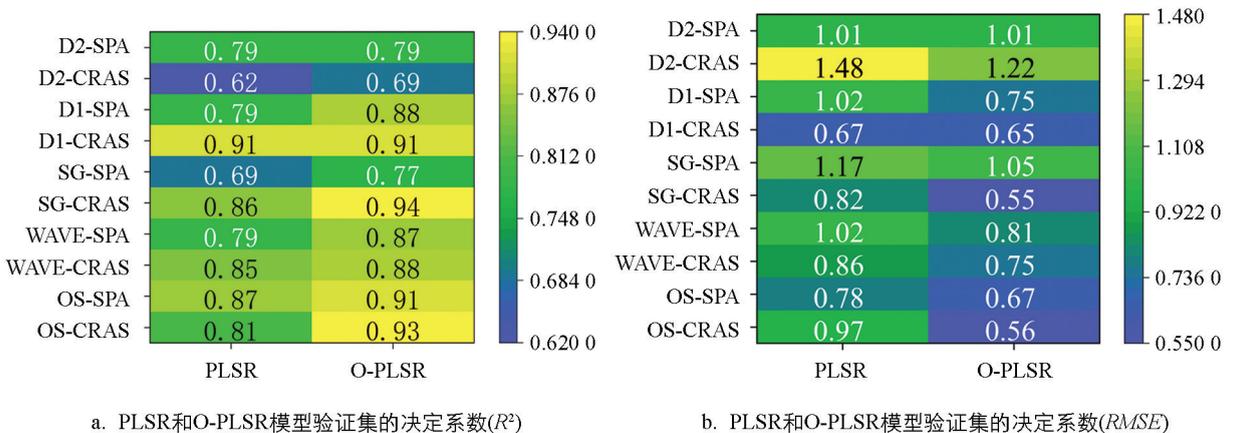


图 8 PLSR 和 O-PLSR 模型验证集的决定系数(R^2)与均方根误差(RMSE)

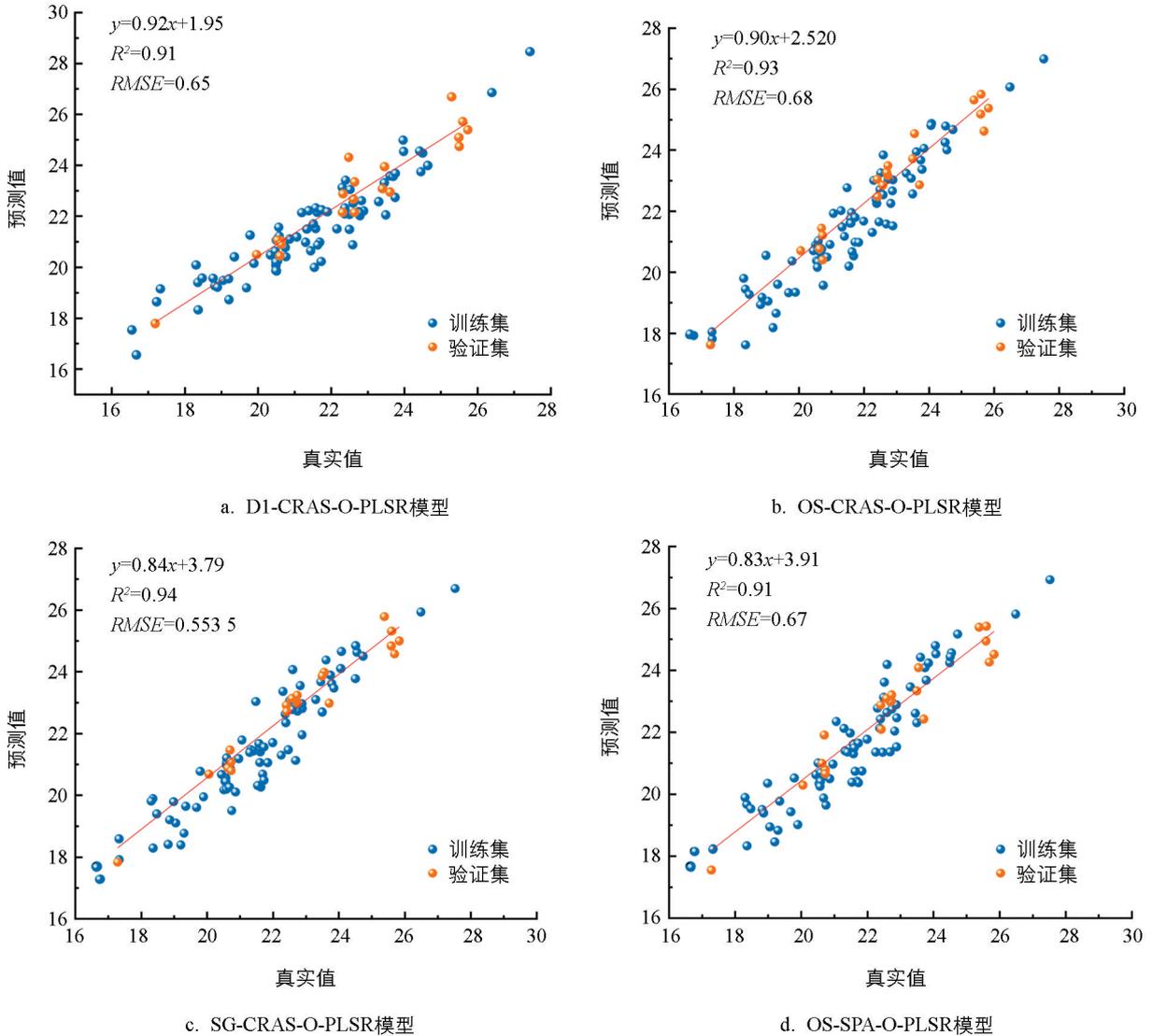


图 9 使用不同模型验证集的决定系数 (R^2) 与均方根误差 (RMSE)

4 讨论与结论

4.1 讨论

建模前对原始光谱进行适当的预处理,可减少数据中的噪声和干扰,增强光谱反射率和柑橘叶片氮含量之间的相关性,从而提高模型精度。本研究中,采用 O-PLSR 建模,原始光谱和经 SG 平滑处理后的光谱建模效果表现更佳,决定系数 R^2 分别为 0.91、0.94。SG 平滑后建模效果得到增强,可能是因为原始光谱存在波动或突变,数据平滑可以降低光谱的噪声,使光谱数据变平滑、连续。相较之下,经 WAVE、SNV、D1、D2 预处理后建模效果变差,可能原因是光谱预处理过程中数据可能出现了失真或信息丢失,导致具有固有特征和模式的部分数据在预处理过程受到一定影响。

对于特征波段选取,OS 运用 CRAS 和 SPA 分别筛选了 33 个和 15 个特征波段,分别占全波段的 6.6%、3.0%。SPA 筛选的特征波段少于 CRAS,在相同的建模方法下,利用 CRAS 建模的 R^2 为 0.93,利用 SPA 建模的 R^2 为 0.91,表明 CRAS 筛选特征波段的算法优于 SPA,这与文献[23-24]的研究结果一致,原因可能是 CRAS 算法在消除冗余信息的过程中尽可能多地保留了有效信息,提高了建模精度。

在采用 OS 以及经 SG、SNV、WAVE、D1、D2 预处理后的光谱进行建模时,PLSR 的建模准确度均

高于 SVR,这与文献[25-26]的研究结果类似。原因在于 PLSR 建模过程中能处理多重共线性问题,当输入的特征之间存在较高的相关性时,PLSR 可通过建立潜在的变量来减少特征之间的相关性,从而提高模型的稳定性和预测能力。相比之下,SVR 对于多重共线性的处理能力较弱。此外,PLSR 可通过降维的方式降低样本数与噪声问题,而 SVR 对样本的数量和噪声的限制较为敏感。

目前,机器学习在分析处理高光谱数据信息方面得到了广泛应用。PLSR 已经广泛运用于预测作物营养元素等领域,但在 PLSR 优化方面仍然需不断提升。本研究结合遗传算法和蝙蝠算法对 PLSR 进行了优化,证明了该算法在柑橘叶片氮含量预测中的有效性。通过遗传算法和蝙蝠算法相结合,在全局和局部进行搜索和优化,提高了 PLSR 模型的性能,获得了最优的回归结果。通过 SG-CRAS-O-PLSR 模型显示出较好的叶片氮含量估测能力,验证集 R^2 可达 0.94,进一步验证了 O-PLSR 对作物元素含量的预测能力。因此,O-PLSR 算法可预测柑橘叶片氮含量,便于对柑橘生长动态信息进行实时监测。

4.2 结论

通过相关性分析、特征波段筛选及模型建立,研究提出了 SG 为柑橘叶片氮含量高光谱预测的最佳预处理方法,且 SG-CRAS 特征波段选取方法表现出更高的准确性。智能优化的 PLSR 模型(SG-CRAS-O-PLSR)精度相对最高(R^2 为 0.94, $RMSE$ 为 0.55)。为提高预测精度,今后可扩大样本容量,并涵盖不同品种的叶片光谱信息,提供更稳定、可靠的柑橘氮素无损监测技术。

参考文献:

- [1] 章艳涛,王景新. 脱贫攻坚、乡村振兴和新型城镇化衔接的策略、经验与问题——顺昌县洋墩乡响应国家“三大战略”案例研究 [J]. 农村经济, 2020(8): 52-59.
- [2] 潘胜才,陈余波,简叙,等. 光照、氮素对杂交水稻干物质积累、分配和产量形成的影响 [J]. 作物研究, 2024, 38(1): 1-9, 15.
- [3] 王静,田永雷,慕宗杰,等. 不同施氮量对饲用燕麦中蛋白质和纤维素的影响 [J]. 畜牧与饲料科学, 2023, 44(4): 85-93.
- [4] 刘子晗,钟淑芳,杨培蓉,等. 光强和氮肥互作对杉木幼苗光合生理的影响 [J]. 应用与环境生物学报, 2024, 30(3): 467-476.
- [5] 钟冰,陈远喜. 施氮量对柑橘产量·品质·经济效益的影响 [J]. 安徽农业科学, 2016, 44(36): 74-76, 99.
- [6] 冯帅,曹英丽,许童羽,等. 高光谱和 NSGA2-ELM 算法的梗稻叶片氮素含量反演 [J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(8): 2584-2591.
- [7] DU L, GONG W, SHI S, et al. Estimation of Rice Leaf Nitrogen Contents Based on Hyperspectral LIDAR [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 44: 136-143.
- [8] OSCO L P, RAMOS A P M, FAITA PINHEIRO M M, et al. A Machine Learning Framework to Predict Nutrient Content in Valencia-Orange Leaf Hyperspectral Measurements [J]. Remote Sensing, 2020, 12(6): 906.
- [9] SONOBE R, HIRONO Y, OI A. Non-Destructive Detection of Tea Leaf Chlorophyll Content Using Hyperspectral Reflectance and Machine Learning Algorithms [J]. Plants, 2020, 9(3): 368.
- [10] 鲍士旦. 土壤农化分析 [M]. 3 版. 北京: 中国农业出版社, 2000.
- [11] 郑剑,周竹,仲山民,等. 基于近红外光谱与 CARS-PLS-LDA 的褐变板栗识别 [J]. 食品工业, 2016, 37(2): 134-138.
- [12] 孟珊,李新国. 基于高光谱小波能量特征向量估算湖滨绿洲表层土壤有机碳含量 [J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(12): 3853-3861.
- [13] 孙通,许文丽,林金龙,等. 可见/近红外漫透射光谱结合 CARS 变量优选预测脐橙可溶性固形物 [J]. 光谱学与光谱

分析, 2012, 32(12): 3229-3233.

- [14] CHEN X Y, LV X, MA L L, et al. Optimization and Validation of Hyperspectral Estimation Capability of Cotton Leaf Nitrogen Based on SPA and RF [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(20): 5201.
- [15] CHANG N J, JING X W, ZENG W L, et al. Soil Organic Carbon Prediction Based on Different Combinations of Hyperspectral Feature Selection and Regression Algorithms [J]. *Agronomy*, 2023, 13(7): 1806.
- [16] KANG Z L, GENG J P, FAN R S, et al. Nondestructive Testing Model of Mango Dry Matter Based on Fluorescence Hyperspectral Imaging Technology [J]. *Agriculture*, 2022, 12(9): 1337.
- [17] SUN Y T, DING S F, ZHANG Z C, et al. An Improved Grid Search Algorithm to Optimize SVR for Prediction [J]. *Soft Computing*, 2021, 25(7): 5633-5644.
- [18] HUANG J D, SUN Y T, ZHANG J F. Reduction of Computational Error by Optimizing SVR Kernel Coefficients to Simulate Concrete Compressive Strength through the Use of a Human Learning Optimization Algorithm [J]. *Engineering with Computers*, 2022, 38(4): 3151-3168.
- [19] NAWAR S, MOHAMED E S, ESSAM-ELDEEN SAYED S, et al. Estimation of Key Potentially Toxic Elements in Arid Agricultural Soils Using Vis-NIR Spectroscopy with Variable Selection and PLSR Algorithms [J]. *Frontiers in Environmental Science*, 2023, 11: 1222871.
- [20] 朱凤磊, 张立新, 胡雪, 等. 基于蝙蝠优化 BP-PID 算法的精准施肥控制系统研究 [J]. *农业机械学报*, 2023, 54(S1): 135-143, 171.
- [21] 宫佳. 基于蝙蝠算法的 PID 控制参数优化技术与仿真研究 [J]. *河南工程学院学报(自然科学版)*, 2023, 35(3): 67-70, 80.
- [22] 王硕, 李成杰, 崔丽琪, 等. 基于改进遗传算法的入侵检测技术的设计与实现 [J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2024, 22(3): 249-260.
- [23] DIAS A C, ALVES G C, DA SILVA T F R, et al. Inoculation Effects of Growthpromoting Bacteria on Corn Root Architecture: Influence of Nitrogen Levels, Bacterial Populations, and Plant Genotypes [J]. *Revista Brasileira de Ciência Do Solo*, 2023, 47: e0230059.
- [24] WANG F X, WANG C G, SONG S Y. A Study of Starch Content Detection and the Visualization of Fresh-Cut Potato Based on Hyperspectral Imaging [J]. *RSC Advances*, 2021, 11(22): 13636-13643.
- [25] HUANG D Y, LIU H, ZHU L T, et al. Soil Organic Matter Determination Based on Artificial Olfactory System and PLSR-BPNN [J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(3): 035801.
- [26] BAN S T, LIU W Z, TIAN M L, et al. Rice Leaf Chlorophyll Content Estimation Using UAV-Based Spectral Images in Different Regions [J]. *Agronomy*, 2022, 12(11): 2832.

责任编辑 张构