

人参果损伤的高光谱无损检测方法研究

柏孝燚¹ 伍金凤² 张晋恒¹ 周 兵¹

(1. 云南农业大学理学院, 云南 昆明 650201; 2. 云南农业大学食品科学技术学院, 云南 昆明 650201)

摘要: [目的] 实现对人参果损伤程度的准确、无损检测。[方法] 通过自由落体碰撞方式制备不同损伤级别的人参果样本, 采集各类样本高光谱数据, 分析 4 种不同预处理方法对随机森林(RF)分类模型的影响。采用连续投影算法(SPA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)对预处理后的光谱数据进行特征波长提取, 构建偏最小二乘法判别分析(PLS-DA)、支持向量机(SVM)和 RF 3 种机器学习分类模型并进行对比分析。利用贝叶斯(BO)算法对最优模型的超参数进行寻优。[结果] 标准正态变换(SNV)预处理后模型分级效果最佳, 预测集准确率达到 78.89%; 特征波长提取后, 分级准确率有所提高, SNV-CARS-RF 模型表现出了最佳分级性能, 预测集准确率为 92.78%; 最后经 BO 算法对 SNV-CARS-RF 模型的 4 个超参数完成优化, 模型准确率提升至 100%。[结论] 使用高光谱技术结合机器学习算法能够实现对不同损伤级别的人参果准确检测。

关键词: 人参果; 损伤检测; 高光谱检测; 果实损伤; 随机森林; 无损检测

A hyperspectral non-destructive method for detecting damage of *Solanum muricatum* fruits

BAI Xiaoyi¹ WU Jinfeng² ZHANG Jinheng¹ ZHOU Bing¹

(1. College of Science, Yunnan Agricultural University, Kunming, Yunnan 650201, China;

2. College of Food Science and Technology, Yunnan Agricultural University, Kunming, Yunnan 650201, China)

Abstract: [Objective] To establish a non-destructive method for precise identification of mechanical damage in *Solanum muricatum* fruits. [Methods] The *S. muricatum* fruit samples exhibiting varying degrees of damage are induced by free-fall collisions, and then the hyperspectral data of each sample are collected. The effects of four preprocessing methods on the performance of the random forest (RF) classification model are evaluated. The sequential projection algorithm (SPA) and competitive adaptive reweighting algorithm (CARS) are used to extract the feature wavelengths of the preprocessed spectral data. Three machine learning-based classification models-partial least squares-discriminant analysis (PLS-DA), support vector machine (SVM), and random forest-are constructed and compared. The Bayesian optimization (BO) algorithm is employed to optimize the hyperparameters of the best-performing model. [Results] The model utilizing standard normal variate (SNV) preprocessing achieves the highest classification accuracy, which reaches 78.89%. Further enhancement of classification accuracy is observed through feature wavelength extraction, and the SNV-CARS-RF model attains the best performance, with the accuracy reaching 92.78% on the prediction set. Finally, the BO algorithm is used to optimize four hyperparameters of the SNV-CARS-RF model, increasing the prediction accuracy to 100%. [Conclusion] The integration of hyperspectral technology with machine learning enables the accurate detection of varying degrees of damage in *S. muricatum* fruits.

Keywords: *Solanum muricatum* fruit; damage detection; hyperspectrum detection; fruit damage; random forest; non-destructive detection

人参果又名香瓜茄, 属茄科作物^[1], 果实皮薄肉厚, 果实无核, 可食用部分达到 95% 以上, 且富含对人体健康有益的矿质元素、可溶性固形物和氨基酸等^[2]。研究^[3]发现, 人参果的化学成分以酚酸类化合物居多, 提取物也具

基金项目: 云南省重大科技专项计划项目(编号: 202302AE09002003)

通信作者: 周兵(1975—), 男, 云南农业大学教授, 博士。E-mail: bingzhoukm@126.com

收稿日期: 2025-02-20 改回日期: 2025-08-22

引用格式: 柏孝燚, 伍金凤, 张晋恒, 等. 人参果损伤的高光谱无损检测方法研究[J]. 食品与机械, 2026, 42(1): 86-92.

Citation: BAI Xiaoyi, WU Jinfeng, ZHANG Jinheng, et al. A hyperspectral non-destructive method for detecting damage of *Solanum muricatum* fruits[J]. Food & Machinery, 2026, 42(1): 86-92.

有优异的抗氧化能力。目前,人参果主要种植于青海、甘肃、新疆、云南、贵州等省(自治区)海拔1 000~2 200 m的地区^[4]。随着消费者对健康食品的重视,对人参果品质的要求也随之提升。然而,人参果在采摘、运输及贮藏等环节极易遭受挤压、碰撞以及摩擦等外界因素影响,导致果实出现不同程度的损伤,损伤后果肉会发生褐变、腐烂,降低商品价值^[5]。碰伤果如未能被及时处理,还会增加病菌侵染正常果的风险^[6],存在潜在食品安全问题。此外,依据损伤程度的不同,人参果可用于制作饮料、果脯、果酒和饲料等深加工产品。因此,开展人参果损伤的快速分级检测研究,对减少经济损失提高其营养价值具有重要意义。

传统的人参果损伤检测方法以人的主观评判为主,过度依赖经验且难以准确量化。新兴的机器视觉技术可以检测出果实表面明显褐变或霉变的损伤,在一定程度上提高了损伤检测效率^[7-8],但机器视觉技术对于碰撞早期,发生在表皮之下的轻微损伤辨别能力有限。物质的组成与结构发生变化时,通常会引起其光谱特征的改变,通过分析对应的光谱响应特性可有效识别和评估物质的损伤情况,光谱技术的快速发展让果蔬损伤的快速无损检测成为了可能^[9]。其中,高光谱技术能获取目标连续、高分辨率、多通道数的光谱数据,表达出目标隐藏的有效信息,且不会对目标造成破坏,被广泛运用于黄瓜^[10]、水果玉米^[11]、番茄^[12]、桃^[13]、葡萄^[14]等多种果蔬品质检测中,并取得了一些成果。近年来,高光谱技术在水果损伤检测中的应用也有不少报道,Tan等^[15]利用高光谱成像技术结合主成分分析对40个完整苹果和160个擦伤苹果早期损伤区域的正确识别率为99.1%。袁瑞瑞等^[16]利用高光谱技术采集灵武长枣在损伤级别I~V的图像数据,运用多种预处理手段及波段选择方法处理光谱信息,并构建偏最小二乘判别分析模型进行分类,预测集的准确率为89.52%。孟庆龙等^[17]以挤压损伤和完好无损猕猴桃为研究对象,利用高光谱成像技术,结合多元散射校正,主成分分析和K最近邻算法建立识别模型,正确识别率为93.3%。李威等^[18]使用高光谱成像技术结合竞争性自适应重加权-MLR模型识别芒果轻微损伤效果最好,准确率达到了97.14%。殷海^[19]基于高光谱成像技术采用主成分分析、竞争性自适应重加权采样算法结合纹理特征,建立随机森林(random forest, RF)模型对黄桃碰伤进行检测,总体准确率为97.25%。以上研究表明,高光谱技术凭借其快速、无损等优势,在水果损伤检测领域研究中成效显著,且潜力巨大。

但将高光谱技术应用于人参果损伤检测的研究还鲜有报道。研究拟以石林人参果为研究对象,通过高光谱设备进行光谱数据采集,利用多种预处理方法对原始光谱数据进行处理并建立相应的RF模型,通过对比模型评价指标,选择出最佳的预处理方法。对经过预处理的光谱数据,采用连续投影算法(successive projections

algorithm, SPA)、竞争性自适应重加权算法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)提取特征波长,并使用特征波长数据建立3种机器学习模型,实现对人参果采摘过程中发生的轻微碰撞损伤进行检测,以获得一种准确、无损识别人参果碰撞损伤的方法,为开发人参果损伤在线快速无损检测终端设备和先进分拣流水线提供方法依据。

1 材料与方法

1.1 试验材料

2024年10月采购于云南昆明石林某果园,为减少其他无关因素对试验造成的影响,选购形状、大小和成熟度基本一致、颜色均匀且无病虫害、无霉变和无损伤的人参果180个,试验前将人参果表面清洗干净并进行编号。

1.2 主要仪器设备

地物光谱仪:FieldSpecHandHeld2型,光谱采集范围为325~1 075 nm,光谱采样间隔1 nm,美国ASD公司;

落球冲击试验机:KE-6315型,肇庆市华和振森试验机制造有限公司。

1.3 试验方法

1.3.1 样本制备 将180个人参果随机分成试验组(135个)和对照组(45个),其中试验组再均分为3组,用于制备不同等级的损伤样本。为模拟人参果在实际采摘和运输中遭受的不同程度损伤,通过落球冲击试验机调节下落铁球的质量和高度来控制碰撞力大小^[20],采用控制变量法设计试验。试验中分别使用不同质量(50, 100, 150, 200, 300 g)的铁球,从不同高度(0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9 m)下落进行碰撞测试,并与真实环境及实际生产过程人参果的损伤情况进行对比,以此确定最佳模拟效果的铁球质量和下落高度。最终选定质量为100 g的金属球,分别从距离人参果表面0.3, 0.5, 0.7 m的高度自由下落,撞击试验组人参果赤道区域,模拟实际人参果外部损伤情况。损伤试验完成后,做好标记,对照组标记为未损伤,从0.3, 0.5, 0.7 m高度下落进行碰撞得到的试验组样本分别记为I、II和III级损伤,不同碰伤等级人参果样品如图1所示。人参果从果园采摘到入库前分拣的运输时间在3 h左右,因此将损伤样本放置3 h,再进行高光谱数据采集。

1.3.2 高光谱数据采集 为避免采集过程中环境光线的干扰,整个高光谱数据采集过程都在暗室中进行,仅使用光谱仪自带光源。样本光谱采集前先进行白板标定、优化,后以黑板为背景逐个测定未损伤人参果样本赤道部位和损伤人参果样本损伤部位的反射光谱数据。每个人参果样本选择3个点采集,取平均值作为该样本的光谱数据,用于后续分析使用。

1.3.3 光谱数据预处理方法 因电磁干扰、光的散射等原因,采集到的高光谱数据可能存在大量与样本自身性质无关的噪声^[21],因此,在建立人参果损伤判别模型之

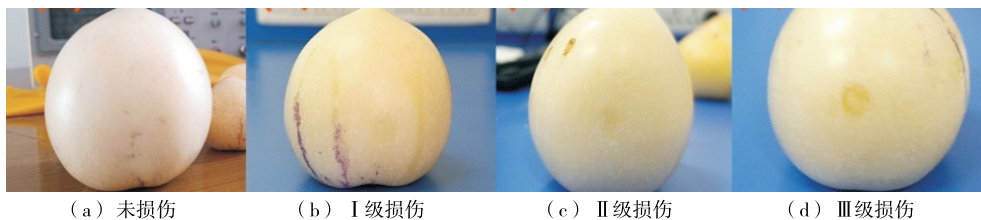


图 1 不同碰伤等级人参果样品

 Figure 1 *Solanum muricatum* fruit samples with different grades of damage

前,需要进行预处理以减少噪声。分别利用多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)、标准正态变换(standard normal variate, SNV)、卷积平滑(savitzky-golary smoothing, S-G)和小波变换(wavelet transform, WT)4种方法对原始光谱数据进行预处理。其中MSC通过建立理想光谱基准,有效校正由光散射效应引起的偏移和干扰^[22];SNV则是基于光谱数据的统计特征进行标准正态变化来去除光谱中的线性平移影响^[23];S-G利用多项式拟合局部光谱窗口,在保持光谱形态特征的同时滤除高频噪声^[24];WT采用多尺度分解策略,通过阈值设置处理不同频段的小波系数实现噪声定向去除^[25]。为获得有效的光谱数据预处理方法,将原始光谱及4种方法预处理后的光谱数据作为输入变量,构建基于RF算法的人参果损伤等级分类模型。通过比较不同预处理方法下模型的性能指标,筛选出最优光谱预处理方法。

1.3.4 特征波长提取方法 高光谱的波段多、维数高,包含了许多冗余信息^[26]。建立人参果损伤判别模型时,若不进行数据降维,会增加模型的复杂度,导致模型性能下降。因此,分别利用SPA算法和CARS算法对预处理后的光谱数据进行降维,提取特征波长。SPA算法是一种前向选择算法,通过选取冗余度最低的波段,使波段间的共线性最小化^[27]。CARS算法是一种以回归系数为评价指标的变量选择算法,经过多次迭代计算,剔除误差较大的波段,选择出最优的波段^[28]。

1.3.5 分类模型建立 对原始光谱数据进行预处理和特征波长提取后,采用偏最小二乘法判别分析(partial least squares discriminant analysis, PLS-DA)、支持向量机(support vector machine, SVM)和RF算法建立分类模型。PLS-DA是一种结合偏最小二乘回归和判别分析特点,用于解决光谱、基因等高维数据分类问题的机器学习算法,在特征数量远大于样本数量的情况下表现出色。SVM核心思想是寻找一个超平面作为决策边界,使得不同类别的数据点尽可能明显地分开,适用于高维空间和复杂数据集的分类任务。RF是一种通过集成多棵决策树的分类结果并采用多数投票的方式确定最终分类结果的集成学习算法,该算法能够有效提升分类模型的准确性和稳健性^[29]。

1.3.6 模型超参数优化 模型超参数是指在模型训练前人为设定好,用来控制模型学习过程和复杂度的一类参

数,直接影响模型性能和泛化能力,因此,设置适合的超参数十分关键。采用贝叶斯(bayesian optimization, BO)算法对人参果损伤分类模型的超参数进行优化。BO算法优化是根据已知样本数据的概率代理分布,确定采集函数待评估点,并更新代理模型的后验分布,不断迭代,直到实现模型的最优性能为止^[30]。相较于传统优化算法,达到相似优化效果,通常需要的计算资源和采样次数更少^[31]。

1.3.7 模型评价标准 为了评估模型的性能,采用预测集的召回率、查准率、 F_1 评分和准确率作为模型性能评价指标,计算式为

$$R_{\text{recall}} = \frac{T_P}{T_P + F_N} \times 100\%, \quad (1)$$

$$P_{\text{recision}} = \frac{T_P}{T_P + F_P} \times 100\%, \quad (2)$$

$$F_1 = \frac{2 \times R_{\text{recall}} \times P_{\text{recision}}}{R_{\text{recall}} + P_{\text{recision}}}, \quad (3)$$

$$A_{\text{ccuracy}} = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N} \times 100\%, \quad (4)$$

式中:

R_{recall} ——召回率,%;

P_{recision} ——查准率,%;

F_1 —— F_1 评分;

A_{ccuracy} ——准确率,%;

T_P ——正样本被正确识别的数量;

T_N ——负样本被正确识别的数量;

F_P ——负样本被错误识别为正样本的数量(假阳性);

F_N ——正样本被错误识别为负样本的数量(假阴性)。

1.4 数据处理

通过ViewSpecPro软件将光谱仪采集的DN值转换成反射率值,将反射率数据导入到Excel中进行整理,并保存为CSV格式的数据以待处理分析。光谱数据预处理、特征波长提取、分类模型构建、超参数优化和结果图绘制均基于Pycharm(Python 3.9)软件编程实现。

2 结果与分析

2.1 原始光谱曲线分析

采集到的高光谱数据在首端和末端存在大量随机噪声,因此选取中间部分400~1 000 nm的光谱数据进行后续研究。从图2可以看出,无损伤、I、II和III级损伤4条

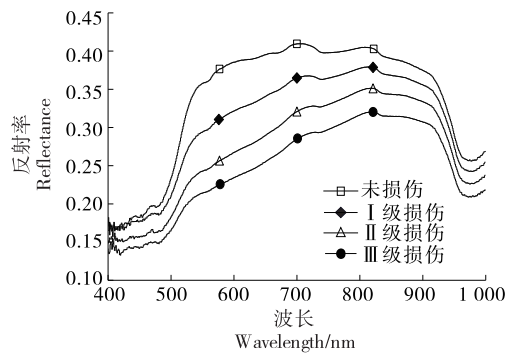


图2 原始光谱的平均光谱反射曲线

Figure 2 Average reflectance curve of the original spectrum

光谱曲线总体趋势相同,呈先低后高的变化趋势,且波峰波谷位于同一波长点,但在600~900 nm范围内,光谱反射率有明显差异,随着损伤程度的增加,反射率下降。出现这种情况的主要原因是人参果损伤后,果实内部细胞壁和细胞膜遭到破坏,释放出更多水分^[32],使得损伤部位表面含水量增多,反射率降低,因此利用该光谱数据进行人参果损伤程度检测是可行的。

2.2 光谱预处理结果分析

在实际应用中,原始光谱数据可能存在噪声,因此利用MSC、SNV、SG和WT 4种算法对原始光谱进行预处理,然后按4:1的比例将预处理后的数据随机划分为训练集(720条)和预测集(180条),并结合RF算法分别建立人参果损伤分类模型,其预测集分类结果如图3所示,光谱数据未经过预处理(RAW)构建的分类模型训练集准确率为78.3%,预测集准确率为75.56%。与未处理相比,经过SNV、MSC和WT处理后,模型分类准确率提高,其中训练集准确率分别为89.57%、84.42%、82.06%,提高了11.27%、6.12%、3.76%,经过SNV和WT处理后的预测集准确率为78.89%、77.10%,提高了3.33%、1.54%。经过SG预处理后相较原始光谱准确率未提高甚至下降,预测

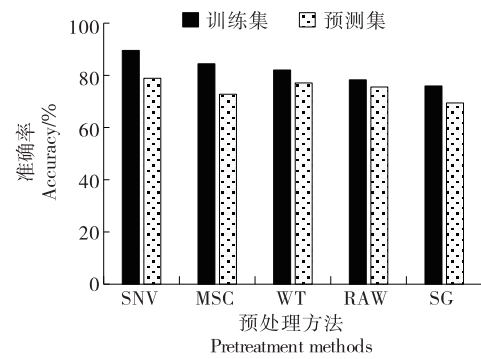


图3 不同预处理方法处理后的损伤分类结果

Figure 3 Damage classification results after pretreatment with different methods

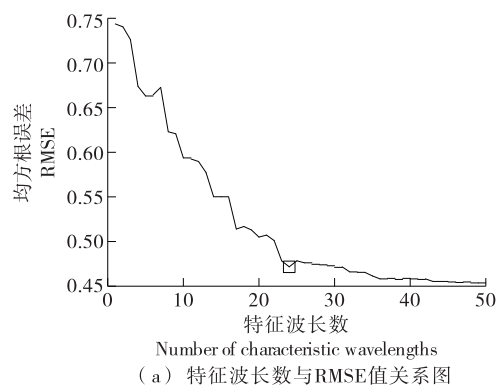
集分类准确率为69.44%。相较其他预处理方法,SNV能更有效地消除这部分噪声,提高光谱数据的信噪比,因此采用该方法对高光谱数据进行预处理。

2.3 特征波长提取结果分析

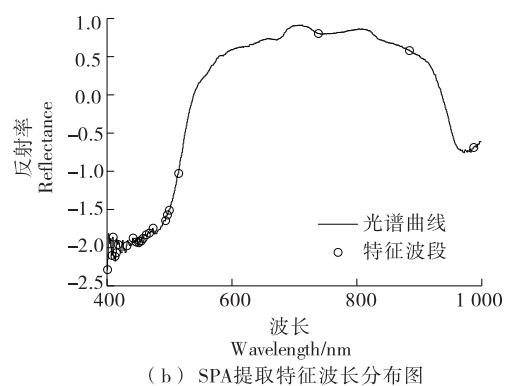
从高光谱全波段建立的人参果损伤检测模型的预测集结果来看,该模型有一定分类能力,但因高光谱数据量庞大,有较多特征冗余,模型准确率和效率还有进一步提升的可能,因此采用SPA算法和CARS算法对SNV预处理后光谱数据进行特征波长提取。

2.3.1 连续投影算法(SPA) 使用SPA对SNV预处理后的光谱进行特征波长提取时,先计算SPA在不同数量特征波长下的均方根误差(root mean square error, RMSE)值,然后根据RMSE的值来选择特征波长。从图4(a)可以看出,特征波长数为24时,RMSE的值接近最小值,特征波长数>24时,RMSE的值未出现明显减小,因此选择这24个特征波段。从图4(b)可以看出,选出的特征波段主要集中在400~500 nm,后续波段提取到的较少,整体来看,提取到的特征波长分布不均,代表性不强。

2.3.2 竞争性自适应重加权算法(CARS) 使用CARS算法对SNV预处理后的光谱进行特征波长提取时,设定



(a) 特征波长数与RMSE值关系图



(b) SPA提取特征波长分布图

图4 SPA算法提取结果图

Figure 4 Results of SPA extraction

蒙特卡洛采样次数为 50,每次采样后构建偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR) 模型,并采用五折交叉验证计算其交叉验证均方根误差 (root mean square error of cross validation, RMSECV)。最终,从所有采样中选取 RMSECV 最小的一次所对应的波长子集作为

最优特征波长。从图 5(a)和图 5(b)可以看出,第 15 次采样过程中获得的特征波长建立的 PLSR 模型 RESECV 值最小,该波长集包含 105 个特征波长。由图 5(c)可以看出,选出的特征波长主要集中在 500~1 000 nm,提取到的特征波段分布均匀,特征波峰和波谷都包含在内,代表性较好。

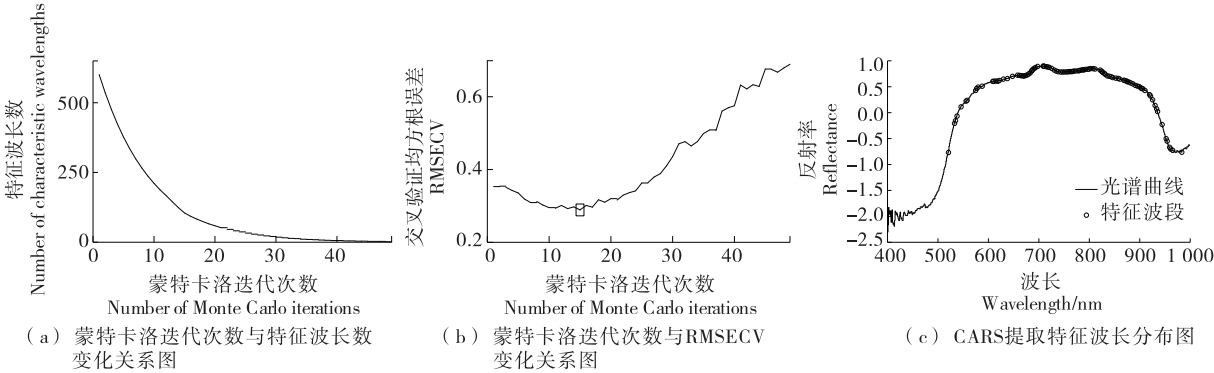


图 5 CARS 算法提取结果图
Figure 5 Results of CARS algorithm extraction

SPA 算法通过正交投影方式选出最小共线性的特征波段组合,只得到 24 个特征波段,占总波段的 3.99%,丢失了一些关键的光谱信息。而 CARS 则是通过竞争机制逐步筛选出了最重要的 105 个特征波段,占总波段的 17.47%,提取到的特征波长数较多,携带的光谱信息也更多,因此,选择 CARS 作为最优特征提取方法。

2.4 模型的建立及性能比较

利用 CARS 提取的 105 个特征波段分别构建 PLS-DA、SVM 和 RF 模型,模型预测结果如表 1 所示。通过对比 3 种模型的性能指标,可以看出模型综合性能排序是: SNV-CARS-RF>SNV-CARS-SVM>SNV-CARS-PLS-DA,其中 SNV-CARS-RF 模型在召回率(92.78%)、查准率(93.19%)、F₁评分(92.68%)和准确率(92.78%)4 项指标上均显著领先,表现出最优的分类性能,故选择其为最佳人参果损伤分级模型。

表 1 基于特征波段建立模型的预测结果

Table 1 Prediction results of the established model based on characteristic wavebands

模型	召回率	查准率	F ₁ 评分	准确率
SNV-CARS-PLS-DA	85.47	85.62	85.15	85.47
SNV-CARS-SVM	90.50	90.87	90.34	90.50
SNV-CARS-RF	92.78	93.19	92.68	92.78

为进一步验证 CARS 结合 RF 算法模型对 4 类不同损伤程度人参果的分级效果,构建其预测集的混淆矩阵图,如图 6 所示。CARS 特征波长提取算法结合 RF 算法能较好地对人参果损伤类型进行判别,判别错误总样本数为

13 个,其中 5 个 I 级损伤、4 个 II 级损伤、4 个 III 级损伤,未损伤样本全部判别正确。该结果再次证明 CARS-RF 算法能够实现不同人参果损伤类别的分类,模型总体分类准确率较高,但仍存在一定程度的误判。当前模型尚未达到最优参数配置,后续将进行超参数调优,进一步提升模型对多类别损伤样本的区分能力。

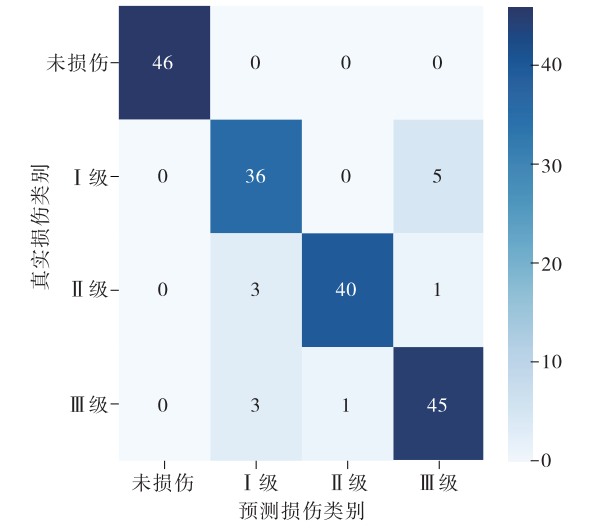


图 6 SNV-CARS-RF 算法分类结果混淆矩阵
Figure 6 Confusion matrix of classification results of SNV-CARS-RF algorithm

2.5 参数寻优

基于 RF 建立分类模型时,需合理设置决策树棵数 (n_estimators)、决策树最大深度 (max_depth) 等超参数才

能得到理想的准确率。为得到最佳超参数组合采用BO算法对RF模型进行寻优,以5折交叉验证后模型的平均准确率作为目标函数,通过50次迭代寻找SNV-CARS-RF模型的最佳超参数组合,超参数含义及最佳取值如表2所示。使用寻找到的最佳超参构建RF模型,最终预测集分类准确率提升至100%,表明使用BO算法对RF模型参数寻优,选出最佳参数建模能有效提升模型判别准确率。

表2 RF模型超参数含义及最佳取值
Table 2 Meanings and best values of RF model hyperparameters

参数名	参数含义	寻优区间	最佳取值
n_estimators	决策树棵数	[10,200]	200
max_depth	决策树最大深度	[3,20]	18
min_samples_leaf	内部节点再划分所需的最小样本数	[1,10]	1
min_samples_split	决策树节点分裂所需最小样本数	[2,10]	2

3 结论

(1) 利用多元散射校正、标准正态变换、卷积平滑和小波变换4种预处理方式对光谱原始数据进行降噪处理,建立全波段模型,最后以标准正态变换为预处理方法的模型准确率最高,预测准确率为78.89%。

(2) 采用连续投影算法和竞争性自适应重加权算法对采用标准正态变换处理后的光谱数据进行特征波段提取,通过偏最小二乘法判别分析、支持向量机和随机森林算法建模后的分类指标分析,发现标准正态变换—竞争性自适应重加权—随机森林组合构建的模型准确率最高,预测准确率为92.78%。

(3) 使用贝叶斯算法优化随机森林模型中决策树棵数、最大深度、内部节点再划分所需的最小样本数等超参数,使得最终识别率达到100%,实现对碰撞损伤人参果的快速准确鉴别。

(4) 使用标准正态变换进行数据预处理,结合竞争性自适应重加权特征波长提取算法与随机森林算法实现基于高光谱数据的人参果损伤检测确实可行,可为其他水果损伤程度准确无损检测提供一定参考,同时为研发人参果自动分级流水线设备提供支撑,助力食品机械在果品检测与分选过程中的智能化应用。

参考文献

- [1] LIM T K. *Solanum muricatum*[M]. Springer Netherlands: [s.n.], 2013: 389-394.
- [2] 张子琛,王玉英,张晚秋,等. 8个人参果品种(系)的果实品质评价[J]. 热带作物学报, 2024, 45(3): 524-532.

ZHANG Z C, WANG Y Y, ZHANG W Q, et al. Quality

evaluation of eight ginseng fruit varieties (lines) [J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2024, 45(3): 524-532.

- [3] 王诚,王艳萍,熊毅,等. 人参果化学成分及其抗氧化活性[J]. 中成药, 2023, 45(12): 3 972-3 979.
- WANG C, WANG Y P, XIONG Y, et al. Chemical constituents from *Solanum muricatum* and their antioxidant activities[J]. Chinese Traditional Patent Medicine, 2023, 45(12): 3 972-3 979.
- [4] 张丽芳. 人参果露地搭架引蔓高效优质栽培技术[J]. 中国果树, 2022(6): 84-87, 2.
- ZHANG L F. High efficiency and high quality climbing cultivation techniques of ginseng-fruit in open-field[J]. China Fruits, 2022(6): 84-87, 2.
- [5] 杨世鹏,蒋晓婷,许盼盼,等. 人参果营养成分、采后生理及贮藏保鲜方式研究进展[J]. 西北农业学报, 2020, 29(10): 1 447-1 456.
- YANG S P, JIANG X T, XU P P, et al. Advance of nutrient composition, postharvest physiology and storage methods of pepino (*Solanum muricatum*) [J]. Acta Agriculturae Boreali-Occidentalis Sinica, 2020, 29(10): 1 447-1 456.
- [6] 陈丽华,何鹏飞,吴毅歆,等. 人参果贮藏期腐烂病原菌研究[J]. 北方园艺, 2015(24): 108-113.
- CHEN L H, HE P F, WU Y X, et al. Separation and identification of pathogenic fungi in blueberry storage period[J]. Northern Horticulture, 2015(24): 108-113.
- [7] 王文超,葛凤丽,徐文凯,等. 水果品质分选机的研发[J]. 食品与机械, 2022, 38(9): 98-102.
- WANG W C, GE F L, XU W K, et al. Research and development of fruit quality sorting machine[J]. Food & Machinery, 2022, 38(9): 98-102.
- [8] 刘佳浩,高军伟,张炳星,等. 基于机器视觉的水果分级系统[J]. 食品与机械, 2023, 39(6): 112-118.
- LIU J H, GAO J W, ZHANG B X, et al. Design of fruit grading system based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2023, 39(6): 112-118.
- [9] 周童童,孙晓林,孙志忠,等. 光谱及成像技术在果蔬损伤检测研究中的应用现状与展望[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(9): 2 657-2 665.
- ZHOU T T, SUN X L, SUN Z Z, et al. Current status and future perspective of spectroscopy and imaging technique applications in bruise detection of fruits and vegetables: a review[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(9): 2 657-2 665.
- [10] 马帅帅,于慧春,殷勇,等. 黄瓜水分和硬度高光谱特征波长选择与预测模型构建[J]. 食品与机械, 2021, 37(2): 145-151.
- MA S S, YU H C, YIN Y, et al. Selection of hyperspectral characteristic wavelength and construction of prediction model for cucumber hardness and moisture[J]. Food & Machinery, 2021, 37(2): 145-151.
- [11] 廉孟茹,张淑娟,任锐,等. 基于高光谱技术的鲜食水果玉米含水率无损检测[J]. 食品与机械, 2021, 37(9): 127-132.
- LIAN M R, ZHANG S J, REN R, et al. Nondestructive detection of moisture content in fresh fruit corn based on hyperspectral technology[J]. Food & Machinery, 2021, 37(9):

- 127-132.
- [12] 贾梦梦, 殷勇, 于慧春, 等. 高光谱成像融合特征波长筛选监测番茄贮藏中品质变化的方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(3): 969-975.
- JIA M M, YIN Y, YU H C, et al. Hyperspectral imaging combined with feature wavelength screening for monitoring the quality change of tomato during storage[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(3): 969-975.
- [13] 高艾迪, 乔奉璋, 朱文轩, 等. 多毛刺小样本高光谱数据下鹰嘴蜜桃含水率的预估[J]. 食品与机械, 2023, 39(10): 123-129.
- GAO A D, QIAO F Z, ZHU W X, et al. Prediction of moisture content of hummus peach based on multi-burr hyperspectral data[J]. Food & Machinery, 2023, 39(10): 123-129.
- [14] 文静, 马雯, 张昂, 等. 高光谱技术在葡萄品质无损检测应用上的研究进展[J]. 食品科学, 2024, 45(21): 357-367.
- WEN J, MA W, ZHANG A, et al. Research progress on the application of hyperspectral technology for non-destructive testing of grape quality[J]. Food Science, 2024, 45(21): 357-367.
- [15] TAN W Y, SUN L J, YANG F, et al. The feasibility of early detection and grading of apple bruises using hyperspectral imaging[J]. Journal of Chemometrics, 2018, 32(10): 3 067.
- [16] 袁瑞瑞, 刘贵珊, 何建国, 等. 可见近红外高光谱成像对灵武长枣定量损伤等级判别[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(4): 1 182-1 187.
- YUAN R R, LIU G S, HE J G, et al. Quantitative damage identification of lingwu long jujube based on visible near-infrared hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(4): 1 182-1 187.
- [17] 孟庆龙, 冯树南, 谭涛, 等. 猕猴桃挤压损伤高光谱快速检测研究[J]. 包装工程, 2022, 43(15): 114-119.
- MENG Q L, FENG S N, TAN T, et al. Rapid detection for pressed damage of kiwifruit based on hyperspectral imaging technology[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(15): 114-119.
- [18] 李威, 黄云峰, 代作晓, 等. 基于高光谱成像技术无损检测芒果轻微损伤[J]. 食品安全质量检测学报, 2023, 14(1): 98-104.
- LI W, HUANG Y F, DAI Z X, et al. Non-destructive detection of minor damage in mangoes based on hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2023, 14(1): 98-104.
- [19] 殷海. 基于高光谱成像技术的黄桃碰伤检测方法研究[D]. 南昌: 华东交通大学, 2023: 57.
- YIN H. Study on the detection method of yellow peach bruises based on hyperspectral imaging technology[D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2023: 57.
- [20] 李斌, 韩昭洋, 王秋, 等. 基于高光谱成像技术的枇杷碰伤等级检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(6): 1 792-1 799.
- LI B, HAN Z Y, WANG Q, et al. Research on bruise level detection of loquat based on hyperspectral imaging technology [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(6): 1 792-1 799.
- [21] BASILE T, MALLARDI D, CARDONE M F. Spectroscopy, a tool for the non-destructive sensory analysis of plant-based foods and beverages: a comprehensive review[J]. Chemosensors, 2023, 11(12): 579.
- [22] GUO W, LI X X, XIE T H. Method and system for nondestructive detection of freshness in *Penaeus vannamei* based on hyperspectral technology[J]. Aquaculture, 2021, 538: 736512.
- [23] ZHANG J, TIAN H Q, WANG D, et al. A novel spectral index for estimation of relative chlorophyll content of sugar beet[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184: 106088.
- [24] MA L, ZHANG Y, ZHANG Y Y, et al. Rapid nondestructive detection of chlorophyll content in muskmelon leaves under different light quality treatments[J]. Agronomy, 2022, 12(12): 3 223.
- [25] ZHANG M, GUO J M, MA C Y, et al. An effective prediction approach for moisture content of tea leaves based on discrete wavelet transforms and bootstrap soft shrinkage algorithm[J]. Applied Sciences, 2020, 10(14): 4 839.
- [26] WU D, SUN D W. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: a review-part I: fundamentals[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2013, 19: 1-14.
- [27] ARAÚJO M C U, SALDANHA T C B, GALVÃO R K H, et al. The successive projections algorithm for variable selection in spectroscopic multicomponent analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2001, 57(2): 65-73.
- [28] LI H D, LIANG Y Z, XU Q S, et al. Key wavelengths screening using competitive adaptive reweighted sampling method for multivariate calibration[J]. Analytica Chimica Acta, 2009, 648(1): 77-84.
- [29] WANG D, LI P Y, YANG N N, et al. Distribution, sources and main controlling factors of nitrate in a typical intensive agricultural region, northwestern China: vertical profile perspectives[J]. Environmental Research, 2023, 237(1): 116911.
- [30] YANG B, WANG Y S, ZHAN Y D. Lithium battery state-of-charge estimation based on a Bayesian optimization bidirectional long short-term memory neural network[J]. Energies, 2022, 15(13): 4 670.
- [31] 严格齐, 赵婉莹, 于镇伟, 等. 基于超参数优化算法的随机森林模型预测奶牛呼吸频率[J]. 农业工程学报, 2024, 40(11): 195-203.
- YAN G Q, ZHAO W Y, YU Z W, et al. Predicting respiratory rate of dairy cows using hyperparameter-optimized random forest models[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(11): 195-203.
- [32] 熊思国, 蒋旭, 彭丽, 等. 振动胁迫对果蔬采后生理品质影响的研究进展[J]. 包装工程, 2023, 44(7): 128-137.
- XIONG S G, JIANG X, PENG L, et al. Advances in research on effects of vibration stress on postharvest physiological quality of fruits and vegetables[J]. Packaging Engineering, 2023, 44(7): 128-137.