DOI:10.13652/j.spjx.1003.5788.2024.80368 [文章编号] 1003-5788(2024)07-0117-09

基于可见/近红外透射光谱的亚健康水心苹果检测

Detection of sub-healthy apples with watercore based on visible/near-infrared transmission spectroscopy

王晨晨[1] 翟明灿[1] 李 贺[1]

WANG Chenchen[1] *ZHAI Mingcan*[1] *LI He*[1]

莫小明[1] 查志华[1,2,3] 吴 杰[1,2,3]

MO Xiaoming[1] *ZHA Zhihua*[1,2,3] *WU Jie*[1,2,3]

(1. 石河子大学机械电气工程学院,新疆 石河子 832003;2. 农业农村部西北农业装备重点实验室,新疆 石河子 832003;3. 绿洲特色经济作物生产机械化教育部工程研究中心,新疆 石河子 832003)

(1. *School of Mechanical and Electrical Engineering, Shihezi University, Shihezi, Xinjiang* 832003, *China*; 2. *Northwest Key Laboratory of Agricultural Equipment, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shihezi, Xinjiang* 832003, *China*; 3. *Engineering Research Center of Ministry of Education for Mechanization of Oasis Specialty Cash Crop Production, Shihezi, Xinjiang* 832003, *China*)

摘要:[**目的**]实现亚健康水心苹果的无损检测。[**方法**]分别采用对数函数法和研究提出的幂函数法消除果实直径对光谱衰减的影响,并分别转换为格拉姆角差场图、格拉姆角和场图、马尔可夫变迁场图、递归图以及对称极坐标图,通过添加卷积注意力模块的 ResNet50 网络模型挖掘与水心程度相关的图像深层特征,经 t 分布随机邻域嵌入方法降维并聚类分析后,将最适宜图像特征输入到改进粒子群算法优化的支持向量机、极限学习机、k 近邻和随机森林分类器进行水心苹果三分类。[**结果**]幂函数法消除直径对透射光谱影响的效果优于对数函数法,格拉姆角差场图像特征可视化后,轮廓系数、CH 分数和戴维森堡丁指数分别为 0.93,0.88,0.24,均优于其余图像转换方法。ResNet50-IPSO-ELM 取得了最高的分类准确率,为 96.8%,测试集中对 3 种水心程度苹果的总体判别准确率可达 96.3%,平均查准率、平均查全率和平均加权调和均值分别为 87.2%,95.8%,92.3%。[**结论**]该模型不仅对多数类的无水心果、健康水心果保持较高分类准确率,也对少数类的亚健康水心果具有较高的判别能力。

关键词:苹果;水心;可见/近红外光谱;光谱修正;深度特征;无损检测

Abstract: [**Objective**] Achieving non-destructive testing of sub-healthy watercore apples. [**Methods**] First, the logarithmic function method and the power function method proposed by this study were used to correct the sample spectra. Subsequently, the corrected data were converted into different images of gramian angular difference field (GADF), gramian angular summation field (GASF), markov transition field (MTF), recurrence plot (RP), symmetric dot pattern (SDP). Then, the ResNet50 network model with the convolutional block attention module (CBAM) was used to mine the deep image features related to the degree of watercore, which were downscaled by the t-distributed stochastic neighbor embedding (t-SNE) method and analyzed by clustering to determine the most suitable image transformation method. Finally, the most suitable image features were inputted into the improved particle swarm algorithm (IPSO) optimized support vector machine (SVM), extreme learning machine (ELM), k-nearest neighbour (KNN) and random forest (RF) classifier for the three-class classification of watercore apple. [**Results**] The results showed that the power function method was better than the logarithmic function method in eliminating the effect of diameter on the transmission spectrum. The silhouette coefficient (SC), the calinski harabasz score (CHS), and the davies- bouldin index (DBI) were 0.93, 0.88 and 0.24 after visualization of the image features in the GADF, better than the rest of the image transformation methods. ResNet50-IPSO-ELM achieved the highest classification accuracy of 96.8%. The

基金项目:国家自然科学基金项目(编号:31560476);兵团研究生创新项目(2023 年)

作者简介:王晨晨,女,石河子大学在读硕士研究生。

通信作者:吴杰(1972—),男,石河子大学教授,博士生导师,博士。E-mail: wjshz@126.com

收稿日期:2024-04-22 **改回日期:**2024-06-27

overall discrimination accuracy of the three watercore classes apples in the test set reached 96.3%, and the stable precision (SP), stable recall (SR), and stable F_1-score (SF) were 87.2%, 95.8%, and 92.3%, respectively. [**Conclusion**] The model maintains a high classification accuracy for the majority class of apples without watercore and healthy apples with watercore and a high discriminatory ability for the minority class of sub-healthy apples with watercore.

Keywords: apples; watercore; visible/near-infrared spectroscopy; spectral correction; deep features; nondestructive examination

阿克苏红富士苹果是国家地理标志保护的特色果品，尤其是其“冰糖心”成为阿克苏苹果优良品质的标志。然而，“冰糖心”实际是一种水心病，亦称为“糖蜜病”，因其产地昼夜温差大，在近熟期因钙氮不平衡而打乱了果实山梨糖醇积累代谢所导致的一种生理病害。水心程度较低的苹果在贮藏过程中，山梨糖醇会被果肉吸收而水心消失；水心程度较高的苹果则会发生果心褐变甚至果肉腐烂，从而失去商品价值[1]。研究[2]表明，在贮藏过程中苹果水心面积＞20%时果肉易发生褐变，存在贮藏风险，属于亚健康水心苹果。对亚健康水心苹果进行检测，有利于针对苹果分级采取的不同贮藏和销售策略，以减少不必要的损失进而提高苹果商品率。

目前果实内部品质检测普遍采用可见/近红外透射光谱法，由于透射光强度在果实内部呈“先快后慢”非线性衰减特征[3]，因此果实直径变化会干扰光谱信息采集，对果实品质检测造成较大误差[4]。张海辉等[3,5-6][7]42-58采用能够较好模拟透射光谱衰减特征的对数函数、正切函数和双曲正弦函数去修正果实直径对光强度的影响，发现采用对数函数法对透射光谱预处理，可取得较高检测精度。但幂函数与对数函数具有相似的曲线特征，而且仅仅考虑应用基本函数式，并不能很好地反映出水心苹果透射光强度衰减特征，因此有必要开展水心苹果透射光谱衰减特征的数学描述分析，找到消除果实尺寸对透射光强度影响的最适合方法。

对获得的一维光谱数据，采用人工特征提取方法耗时费力，如果将光谱一维数据转换为二维图像，可以更好发挥目前深度学习在图像领域自动提取特征的优势。喻国威等[8]和 Wang 等[9]分别采用格拉姆角场(gramian angular fields，GAF)、马尔可夫变迁场(markov transition field，MTF)的方法，将时序一维数据转换为不同图像，以利于深度学习网络自适应提取特征。而 Tamura 等[10]将时序信号转换为递归图(recurrence plot，RP)，以满足堆叠式自动编码器深度学习提取特征。此外，在深度学习发端之前，曾出现了一种对称极坐标变换法(symmetry dot pattern，SDP)，可对时序波形可视化获得 SDP 雪花图[11]。透射光谱的原始信号是类似时间序列的一维数据，因此这些数据可视化可以更好地借助深度学习之长去挖掘透射光谱深层特征，有助于提高苹果水心程度的分级检测能力。

研究拟采用不同函数曲线对水心苹果可见/近红外透射光谱衰减特征进行描述分析，比较确定最适宜的函数用于消除果实直径大小对透射光强度的影响，然后将修正后的一维光谱数据转换为不同二维图像输入深度学习网络，最后将网络提取的可识别不同程度水心的类别特征输入到不同分类器中，构建亚健康水心果检测模型，以期为水心苹果的分级技术开发提供依据。

1　材料与方法

1.1　水心苹果样本

水心苹果样本于 2022 年 12 月份购买自新疆阿克苏红旗坡农场水心高发的果园(80.31°E，41.25°N)，剔除病虫害及机械损伤的苹果后共计 324 个，然后入库气调冷藏。试验前将苹果样本在室温环境下静置 24 h，在每个样本的果梗部每隔约 120°标记一处光谱采集点。光谱数据采集后应尽快完成水心苹果的水心程度测定，以确保水心苹果切面未发生明显变化。

1.2　试验设备与光谱数据采集方法

搭建的可见近红外透射光谱无损检测平台如图 1 所示，主要由暗箱、光谱仪和计算机组成。暗箱内侧铺满黑色吸光布以避免试验过程中杂散光对采集光谱的影响，暗箱顶部安装有 4 个光源角度互为 60°功率为 50 W 的卤素灯(德国欧司朗公司)，正对检测升降平台上的果杯中心，且保证与苹果赤道部最高点距离 120 mm[12]，预热 30 min 后均匀照射在赤道面，从 4 个点透过的光线由位于果杯正下方的准直透镜收集，通过 QP600-2-VIS-NIROOS-005172-3 型光纤(美国海洋光学公司)传输至 QE Pro 型微型光纤光谱仪(美国海洋光学公司)，然后由光谱采集软件 Ocean View 进行分析。

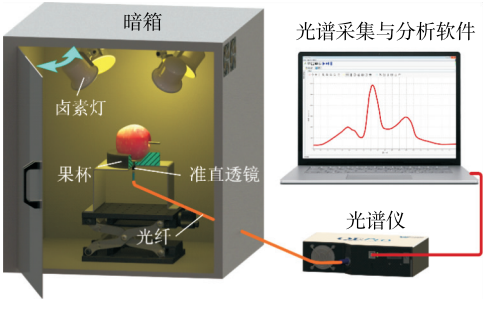


图 1　水心苹果可见/近红外透射光谱无损检测系统

Figure 1　Non-destructive detection system for watercore apples using visible/near-infrared transmittance spectroscopy

光谱采集时,光谱仪波长范围为 347.65～1 142.05 nm,光学分辨率为 0.69 nm,信噪比为 1 000∶1,积分时间为 120 ms,扫描平均次数为 5,滑动平均宽度为 5,使用白色聚四氟乙烯圆柱进行黑白校正。在检测过程中,将苹果以果萼—果梗轴线水平的姿态放置在果杯上,果梗部朝右[13]。对应标记的苹果果梗部光谱采集点,每旋转 120°保存一次光谱,将 3 次采集光谱的平均值作为该样本的光谱数据[14]。

1.3　苹果水心程度的测定

将采集完光谱的水心苹果沿赤道面,即最大果径位置横向切开,固定在自制的成像系统中进行拍照,该成像系统主要由 EOS750D 数码相机(日本佳能株式会社)、环形光源和蓝色背景板组成。利用 Python3.7 和 OpenCV 通过图像处理方法定量计算赤道横切面中水心区域的百分比[15],计算流程如图 2 所示。

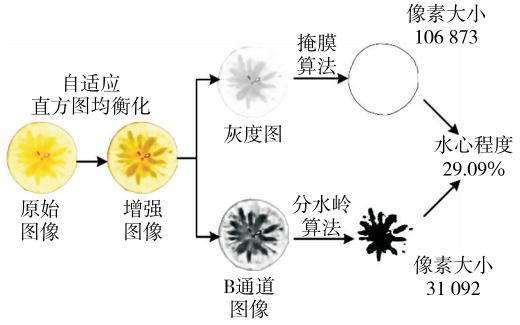


图 2　苹果水心程度计算过程示例

Figure 2　The example of the calculation process for the degree of watercore in apples

1.4　苹果水心程度与直径分布

不同直径的无水心果、健康水心果与亚健康水心果试样共计 324 个,其中无水心果 116 个、健康水心果 189 个、亚健康水心果 19 个,3 类苹果的直径大小分布情况如图 3 所示。无水心果在 80～85 mm 直径区间果较多,健康水心果同样在 80～85 mm 直径区间果较多,亚健康水心果数量少且不同直径分布分散,在 80～85 mm 直径区间有相对较多果。

如图 4 所示,参照德国水果种植能力中心对苹果水心程度的分级标准[2],以苹果赤道部横向切开面 20% 的水心面积作为健康水心果与亚健康水心果的分界。

1.5　消除苹果直径对透射光谱影响的方法

1.5.1　光谱修正法　用对数函数[$\ln(x)$]和幂函数(x^a)来模拟光在果实内部的衰减趋势,故分别采用对数函数法和研究提出的幂函数法,根据式(1)和式(2)[5]对全部样本光谱进行修正。

$$I_m^* = f^{-1}[-P(d_R - d_m) + f(I_m)], \quad (1)$$

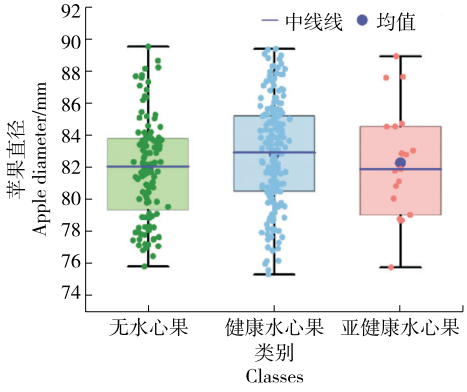
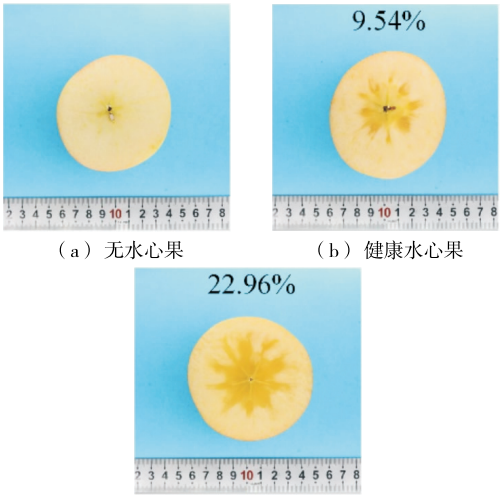


图 3　苹果直径与水心类别的数量分布箱型图

Figure 3　The box plot of the distribution of apple diameter and the number of watercore classes



(a) 无水心果　(b) 健康水心果

(c) 亚健康水心果

图 4　无水心果、健康水心果和亚健康水心果示例

Figure 4　Examples of apple without watercore, healthy apple with watercore and sub-healthy apple with watercore

$$P = -\frac{\sum_{m=1}^{n}\left[\frac{f(I_R) - f(I_m)}{d_R - d_m}\right]}{n}, \quad (2)$$

式中:

$f(\ )$——$\ln(x)$和 x^a 函数;

f^{-1}——f 的反函数;

P——衰减系数;

n——无水心样品的总数;

I_m^*——样本 m 修正后的光强度;

d_m——样品 m 的直径,mm;

d_R——参考样本直径,mm;

I_R——参考光强度;

I_m——样品 m 的光强度。

选定样本数量最多的 84～85 mm 直径范围无水心果作为参考样本,规定 84 mm 为参考直径。

1.5.2　光谱修正结果的定量评价方法　引入判别指数 Q 评价各函数法消除直径对光强度影响的效果，其计算公式：

$$Q=\frac{u_{12}+u_{13}+u_{23}}{\sigma_1+\sigma_2+\sigma_3}, \tag{3}$$

$$\sigma_q=\| I_{qa}-I_{qb} \|+\| I_{qa}-I_{qc} \|+\| I_{qb}-I_{qc} \|, \tag{4}$$

$$u_{qr}=\| \frac{1}{3}(I_{qa}+I_{qb}+I_{qc})-\frac{1}{3}(I_{ra}+I_{rb}+I_{rc}) \|, \tag{5}$$

式中：

Q——引入判别指数；

q——取值为 1，2，3（分别对应无水心果、健康水心果、亚健康水心果）；

r——取值为 2，3（分别对应健康水心果、亚健康水心果）；

a、b、c——直径区间[75，80)、[80，85)、[85，90]；

u_{12}、u_{13}、u_{23}——3 类果相互之间的类间距离；

σ_1、σ_2、σ_3——3 类果的类内距离；

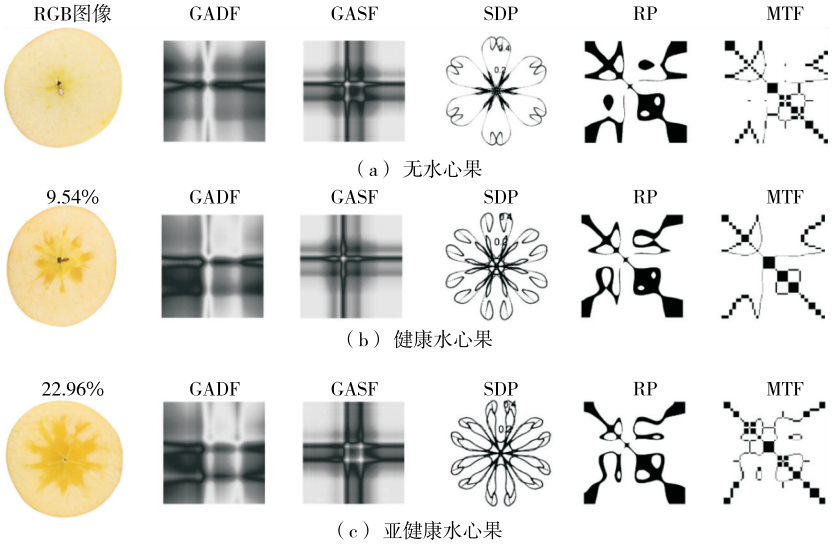
I_{qa}、I_{qb}、I_{qc}——3 种不同直径区间 q 类果的平均光谱；

I_{ra}、I_{rb}、I_{rc}——3 种不同直径区间 r 类果的平均光谱。

为了更好地消除果实直径对透射光谱的影响，需要类内距离 σ 尽可能小，类间距离 u 尽可能大[16-17]。Q 越大，表示类内距离越小且类间距离越大，修正直径对光强度影响的效果越好。

1.6　一维光谱数据的二维图像转换方法

光谱直径修正之后，为了进一步消除散射等不利因素对光谱数据的影响，采用标准正态变量变换（standard normal variate，SNV）对修正后的光谱数据进行预处理，预处理后的光谱数据进行 5 种方法图像转换，3 类苹果光谱转换后的对应图像如图 5 所示。



（a）无水心果

（b）健康水心果

（c）亚健康水心果

图 5　不同图像转换方法获得的 3 类别苹果光谱数据图像

Figure 5　Images of apple spectral data obtained by different image transformation methods for three classes of apples

针对 RP 图像，参照文献[18-19]预研究可知，当延迟时间 τ 为 6、嵌入维度 d 为 6、距离阈值 ε 为最大相空间直径的 10%时，3 类苹果的光谱数据获得的递归图差异较大，有利于图像特征的提取。针对 SDP 图像，参考文献[20-21]，取 $\theta=60°$，计算得到间隔系数 $\alpha=4$、$\xi=50°$时，非相关系数 NR(θ，ξ，α)值最大，3 类苹果光谱数据获得的 SDP 图像区分度较高，有利于图像特征的提取。

1.7　水心苹果分类模型构建方法

如图 6 所示，针对光谱二维图像的深度特征提取，选择 ResNet50 网络模型作为基础网络，输入特征通过 7×7 卷积操作，添加 BN 层和 Relu 激活函数，最大池化层。由于研究的亚健康水心果数量远少于无水心果和健康水心果（无水心果∶亚健康水心果≈6∶1；健康水心果∶亚健康水心果≈10∶1），属于不平衡数据集样本，所以将卷积注意力模块（convolutional block attention module，CBAM）嵌入到 ResNet50 模型的残差块中[22]，以期更加关注和重视少数类样本，并用具有较强学习能力的支持向量机（support vector machine，SVM）、极限学习机（extreme learning machine，ELM）、k 近邻（k-nearest neighbor，KNN）和随机森林（random forest，RF）作为分

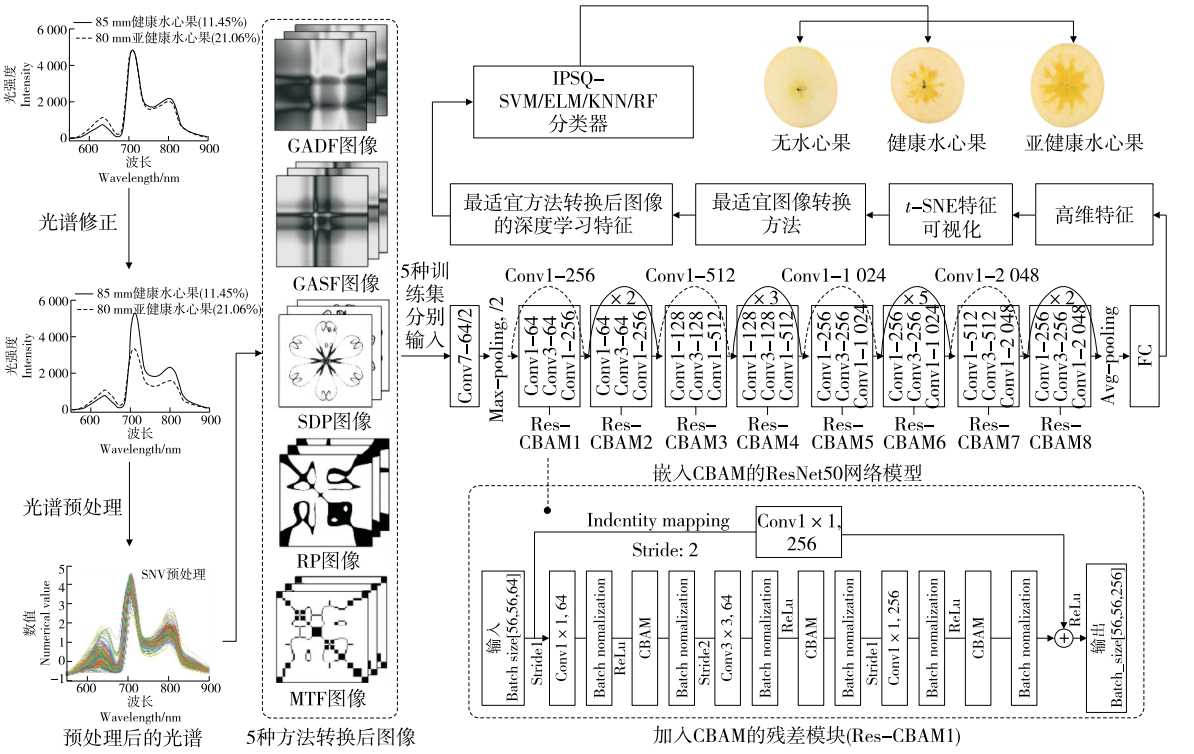


图 6　亚健康水心苹果检测模型构建流程图

Figure 6　The flowchart for constructing a detection model for sub-healthy apples with watercore

类器分别替换 Softmax 分类器,同时采用改进粒子群算法(improved particle swarm optimization,IPSO)分别对上述分类器进行超参数寻优,将训练集样本 10 折交叉验证准确率作为 IPSO 中的适应度值来评价 IPSO 对分类器的优化效果。

模型训练的试验环境及参数设置为:操作系统为 Windows10,GPU 型号为 NVIDIA GTX1080Ti,显存为 11 G;编译语言为 Python3.7;深度学习框架为 Pytorch 1.7.0;CUDA 版本为 11.0。由于数据集样本量较少,根据训练集与测试集样本数量约 3∶1 的比例,采用 Kennard-Stone 算法分别对无水心果、健康水心果和亚健康水心果进行样本集划分。利用 ResNet50 模型进行迁移学习的方式,经过 ImageNet 训练得到 ResNet50 预训练模型。其中,学习率设置为 0.001,Batch_Size 为 16,训练 200 个 epochs,使用交叉熵损失函数,优化算法为随机梯度下降。

1.8　深度特征聚类效果评价指标

采用 t-SNE(t-distributed stochastic neighbor embedding,t-SNE)方法,对 ResNet50 网络模型提取的光谱图像数据的深度特征进行可视化,以定性分析深度特征对各类别样本点的聚类性能。采用轮廓系数(silhouette coefficient,SC)[23]、CH 分数(calinski harabasz score,CHS)[24]和戴维森堡丁指数(davies bouldin index,DBI)[25]来定量评价各类别样本点聚类性能,计算公式详见文献[23-25]。

1.9　分类模型性能评价指标

针对三分类不平衡数据集,基于混淆矩阵采用准确率(accuracy)和谭章禄等[26]提出的能够根据样本的数量分布来调节类别重要性的 3 种改进分类性能评价指标,即平均查准率 SP(stable precision,SP)、平均查全率 SR(stable recall,SR)、平均加权调和均值 SF(stable F_1-score,SF)对所构建的分类模型进行分类性能评价。计算公式详见文献[26]。

2　结果与分析

2.1　不同函数对光强度衰减点拟合结果比较

当果肉厚度<30 mm 时,光谱仪采集光强度易处于过饱和状态,所以测量果肉厚度 30~90 mm 范围透射光谱在波峰 714 nm 处不同入射深度的光强大小[7]53,光强度衰减结果如图 7 所示。由两种函数对光强度衰减拟合结果比较可知,对数函数和幂函数都取得了良好的拟合效果,对数函数拟合曲线关系式为 $y_1=-10.24\ln(x)+136.29$,决定系数 $R^2=0.96$;对数函数拟合曲线关系式为 $y_2=234.50x^{-0.19}$,决定系数 $R^2=0.98$。

2.2　不同方法对光谱果径影响修正的结果比较

选取一组混叠的光谱曲线如图 8(a)和图 8(d)所示,分别为:直径 78 mm 无水心果与直径 81 mm 健康水心果光谱曲线混叠,直径 85 mm 健康水心果与直径 80 mm 亚

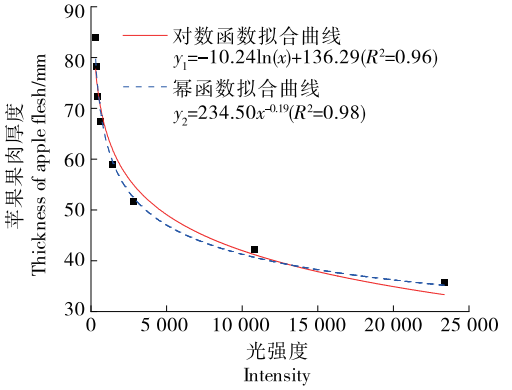


图 7　对数函数法和幂函数法拟合光强度衰减结果图

Figure 7　The graph of intensity attenuation results fitted by the logarithmic function method and the power function method

健康水心果光谱曲线混叠，这种混叠将导致无水心果与健康水心果、健康水心果与亚健康水心果之间分类时存在误判。采用对数函数法和幂函数法修正直径对光谱影响，结果如图 8(b)、图 8(e)、图 8(c)和图 8(f)所示，显然两种方法均可使混叠的光谱曲线在 3 个波峰处明显分离，表明可以有效消除苹果直径对透射光谱的影响。进一步比较两方法修正光谱数据的判别指数 Q 值，幂函数法的判别指数 3 085.41，约是对数函数法的 1.13 倍，表明幂函数法消除苹果直径对透射光谱影响，取得了更小的类内距离和更大的类间距离。这也验证了幂函数曲线相较于对数函数曲线更能描述光在果实内部的衰减现象。

2.3　一维光谱数据的 5 种图像深度特征 t-SNE 降维后聚类性能比较

ResNet50 网络从 5 种图像提取的深度特征经 t-SNE

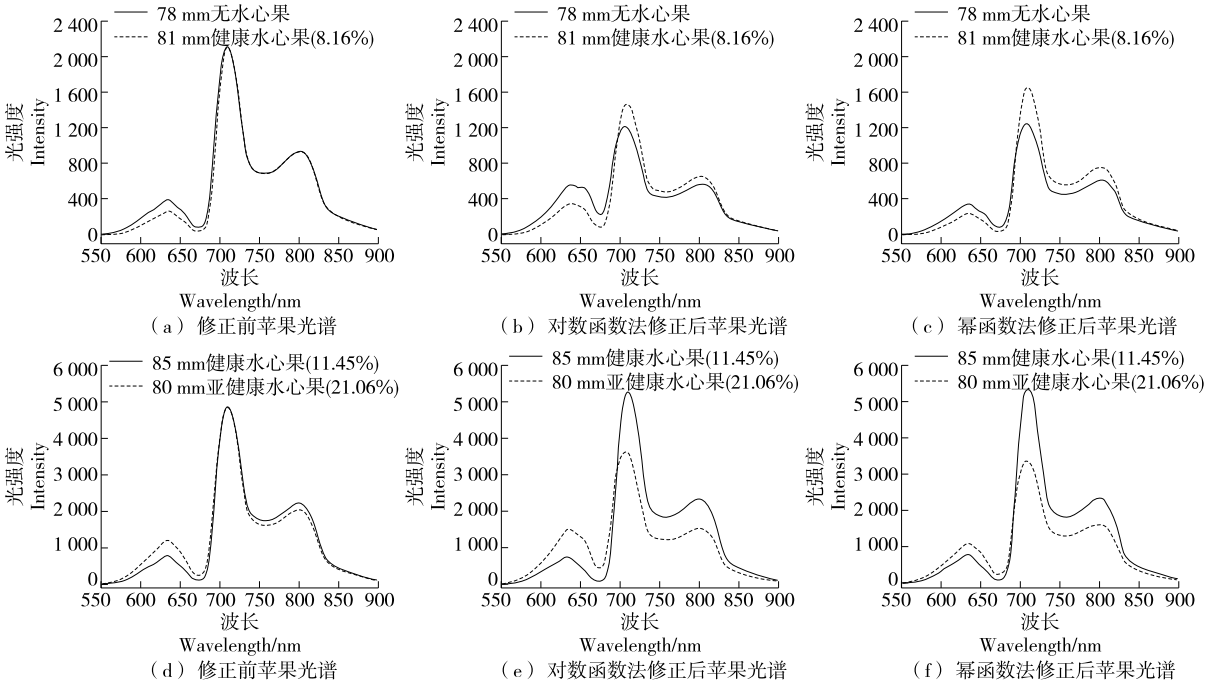


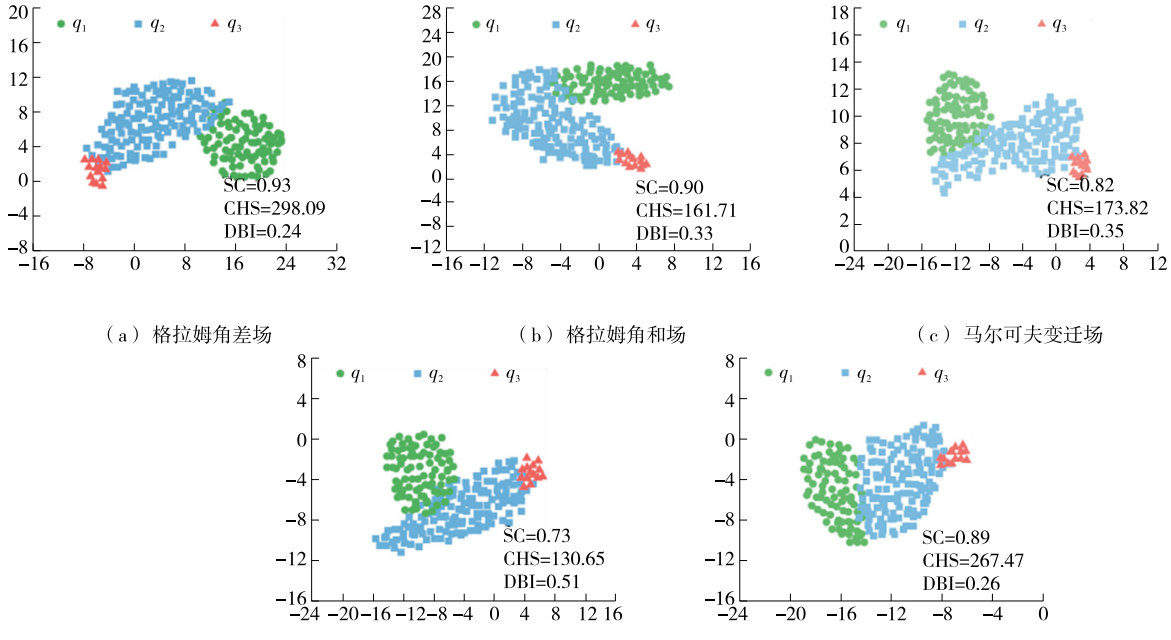
图 8　对数函数法和幂函数法修正苹果光谱前后结果图

Figure 8　The graph of results before and after the correction of apple spectra by the logarithmic function method and the power function method

降维后的特征聚类可视化结果如图 9 所示，无论是哪一种图像提取的深度特征聚类，健康水心果分别与无水心果和亚健康水心果之间都存在少量混叠，而无水心果与健康水心果之间不存在混叠，表明三分类检测的难度在于无水心果与健康水心果、健康水心果与亚健康水心果的区分。其中 GADF 图像特征聚类可视化的 SC 和 CHS 均取得最高值，分别为 0.93 和 0.88，表明图像特征使同类别苹果样本点不仅具有较高匹配度，还有较高聚集程度，该图像特征聚类可视化的 DBI 最低(0.24)，表明该图像深度特征对 3 种类别苹果样本点具有较低的类间重叠度。GADF 图像提取的深度特征之所以取得较优的聚类结果，原因可能是光谱一维数据转换为 GADF 图像所包含的水心程度强相关变量较多，弱相关变量较少，从而使得各类苹果样本图像特征类内更聚集，类间更分散。

2.4　不同分类器对水心苹果的分类结果比较

根据上述分析确定 GADF 法提取的深度特征作为 4 种机器学习分类器的输入，分别利用 IPSO 算法对分类器的关键参数进行优化，IPSO 算法参数及基于 IPSO 算法优化的 SVM、ELM、KNN 和 RF 分类器超参数结果如表 1所示。



（a）格拉姆角差场　（b）格拉姆角和场　（c）马尔可夫变迁场

（d）递归图　（e）对称极坐标图

q_1为无水心果，q_2为健康水心果，q_3为亚健康水心果；SC为轮廓系数，CHS为calinski harabasz分数，DBI为戴维森堡丁指数

图9　ResNet50特征提取器分别从5种图像提取特征对3种类别特征可视化结果

Figure 9　Visualization of the clustering three class of samples with the features extracted by ResNet50 network from five images

表1　基于IPSO算法优化的判别模型参数结果

Table 1　The results of the discriminant model parameters optimized based on the IPSO algorithm

分类器	IPSO参数				分类器超参数							
	C_1	C_2	ω_{max}	ω_{min}	c	γ	ω_j	b_j	l	k	n_estimators	max_depth
SVM	1.651	2.028	1.821	1.334	20.572	0.363	—	—	—	—	—	—
ELM	2.832	2.554	1.250	0.954	—	—	8.251	9.664	20	—	—	—
KNN	1.531	0.956	1.595	1.271	—	—	—	—	—	6	—	—
RF	1.804	1.669	1.317	0.916	—	—	—	—	—	—	85	6

将IPSO算法超参数寻优的SVM、ELM、KNN和RF分类器与ResNet50的特征提取器相结合，分别构建4个分类模型，图10为4种分类模型的适应度曲线。比较可知，ResNet50-IPSO-ELM在10折交叉验证下的总体分类准确率最高，达到95%以上；ResNet50-IPSO-SVM和ResNet50-IPSO-RF分类准确率次之，都低于90%；ResNet50-IPSO-KNN分类准确率最低，仅为80.25%。由于ResNet50-PSO-ELM迭代次数较少，且达到了最高的适应度值，具有更好的分类性能，故选取IPSO-ELM作为构建亚健康水心苹果检测模型的分类器。

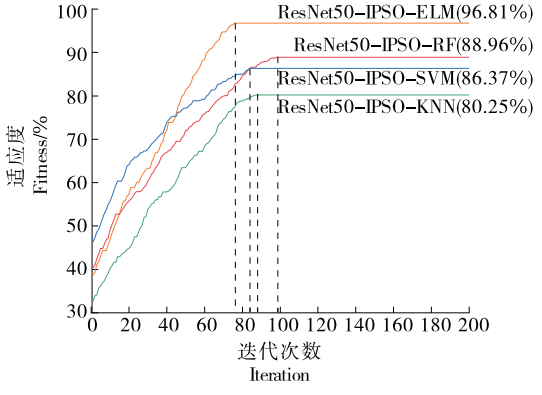


图10　基于IPSO算法优化的判别模型最佳适应度曲线

Figure 10　The optimal fitness curve of the discriminant model based on IPSO algorithm

2.5　亚健康水心苹果ResNet50-IPSO-ELM检测模型的性能评价

基于测试集(无水心果：健康水心果：亚健康水心

果=29∶47∶5)混淆矩阵对 ResNet50-IPSO-ELM 模型的分类性能进行分析,结果如表 2 所示。在测试集 81 个样本中,只有 3 个样本(样本 11,14,64)未能实现准确分类,其中,水心程度 2.82%的健康水心果(样本 11)被误判为无水心果;样本 64 水心程度 19.05%,接近 20%,被误判为亚健康水心果;样本 14 为无水心果,可能是可溶性固形物含量较高,被误判为健康水心果。该检测模型对3 类果的总体判别率可达 96.3%,其中对无水心果、健康水心果判别准确率均在 96%左右,对亚健康水心果判别准确率可达 100%,说明该模型不仅对多数类无水心果、健康水心果保持较高分类准确率,也对少数类亚健康水心果具有较高判别能力,满足了检测要求。由图 11 可知,ResNet50-IPSO-ELM 模型对三类苹果平均查准率 SP 较低,只有 87.2%,意味着消费者购买会存在受到欺骗的心理倾向,一定程度影响回购率。由于平均查全率 SR 和平均加权调和均值 SF 均较高,表明模型并未明显受到模型偏向性影响。

表 2　ResNet50-IPSO-ELM 模型对水心苹果三分类的混淆矩阵

Table 2　The confusion matrix for the three class classification of watercore apples by the ResNet50-IPSO-ELM model

真实类别	预测类别			分类准确率/%	总体分类准确率/%
	无水心果	健康水心果	亚健康水心果		
无水心果	28	1	0	96.6	96.3
健康水心果	1	45	1	95.7	
亚健康水心果	0	0	5	100.0	

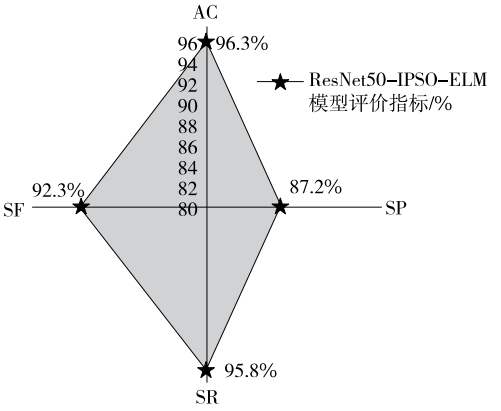


图 11　ResNet50-IPSO-ELM 模型的评价指标雷达图

Figure 11　Radar chart of evaluation index of ResNet50-IPSO-ELM model

目前可见/近红外光谱法检测水心苹果的研究中,Guo 等[15]对水心程度 5%以上的水心果达到了较准确定量预测,但从其散点图中可以看出该研究将很多正常果误检为较低程度的水心果,因此 Chang 等[27]也认为水心程度更宜采用定性分类判别。近年来对苹果水心有无的二分类研究都取得了 95%以上的分类准确率[14,28-29],其中 Zhang 等[29]对水心果二分类判别准确率高达98.48%,但该研究并未聚焦于不同水心程度时苹果检测准确率,也就是说对于较低水心程度果分布及检测情况并不知晓。目前对不同水心程度苹果多分类研究报道较少,Chang 等[4]在 3 种不同程度水心果(正常果;轻微水心:1%~5%;中等水心:5%~10%;严重水心:大于 10%)总体分类准确率达到 96%,但轻微和中等水心果的分类准确率还较低,分别为 78%和 91%,水心程度 20%以内的水心果分类准确率为 95.7%,取得了相对较高的分类结果。

3　结论

以水心苹果为研究对象,采用可见/近红外透射光谱法采集了水心苹果的光谱信息,分别采用幂函数法和对数函数法消除了直径对水心程度判别的影响,而后将光谱信息转换为 5 种不同图像,输入添加卷积注意力模块的 ResNet50 网络提取特征,最后使用改进粒子群算法优化的 4 种分类器进行亚健康苹果判别。研究结果表明,基于幂函数法消除果实直径大小对可见/近红外透射光谱影响后的光谱数据,转换为格拉姆角差场图像后所构建的 ResNet50-IPSO-ELM 模型对无水心果、健康水心果和亚健康水心果实现了精准判别,后续可增加苹果的品种,扩大不同的年份,并考虑不同的采摘期,提高训练样本的复杂多变性,以进一步提高模型的泛化性能。

参考文献

[1] BARANOWSKI P, LIPECKI J, MAZUREK W, et al. Detection of watercore in 'Gloster' apples using thermography[J]. Postharvest Biology & Technology, 2008, 47(3): 358-366.

[2] NEUWALD D A, KITTEMANN D, STREIF J, et al. Watercore dissipation in 'Fuji' apples by postharvest temperature conditioning treatments[J]. Acta Horticulturae, 2012, 934: 1 097-1 102.

[3] 张海辉, 田世杰, 马敏娟, 等. 考虑直径影响的苹果霉心病透射光谱修正及检测[J]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 313-320.
ZHANG H H, TIAN S J, MA M J, et al. Detection method of moldy core in apples using modified transmission spectrum based on size of fruit[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 313-320.

[4] CHANG H, WU Q F, TIAN H, et al. Non-destructive identification of internal watercore in apples based on online Vis/NIR spectroscopy[J]. Transactions of the ASABE, 2020, 63(6): 1 711-1 721.

[5] TIAN S J, ZHANG J H, ZHANG Z X, et al. Effective modification through transmission Vis/NIR spectra affected by fruit size to improve the prediction of moldy apple core[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 100: 117-124.

[6] XIA Y, FAN S X, LI J B, et al. Optimization and comparison of models for prediction of soluble solids content in apple by online Vis/NIR transmission coupled with diameter correction method[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2020, 201: 104017.

[7] 田世杰. 基于透射光谱的苹果霉心病判别影响因素及其修正方法研究[D]. 咸阳: 西北农林科技大学, 2021.
TIAN S J. Research on influencing factors and correction methods for discrimination of moldy core in apples based on transmission spectrum [D]. Xianyang: Northwest Agriculture and Forestry University, 2021.

[8] 喻国威, 马本学, 陈金成, 等. 基于 GADF 变换和多尺度 CNN 的哈密瓜表面农药残留可见—近红外光谱判别方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(12): 3 701-3 707.
YU G W, MA B X, CHEN J C, et al. VIS-NIR spectra discriminant of pesticide residues on the Hami melon surface by GADF and multi-scale CNN[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(12): 3 701-3 707.

[9] WANG B, DENG J H, JIANG H. Markov transition field combined with convolutional neural network improved the predictive performance of near-infrared spectroscopy models for determination of aflatoxin B_1 in maize[J]. Foods, 2022, 11(15): 2 210-2 210.

[10] TAMURA K, ICHIMURA T. Time series classification using MACD-histogram-based recurrence plot[J]. International Journal of Computational Intelligence Studies, 2018, 7(3/4): 192-213.

[11] PICKOVER C A. On the use of symmetrized dot patterns for the visual characterization of speech waveforms and other sampled data[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1986, 80(3): 955-960.

[12] 周兆永, 何东健, 张海辉, 等. 基于深度信念网络的苹果霉心病病害程度无损检测[J]. 食品科学, 2017, 38(14): 297-303.
ZHOU Z Y, HE D J, ZHANG H H, et al. Non-destructive detection of moldy core in apple fruit based on deep belief network[J]. Food Science, 2017, 38(14): 297-303.

[13] ZHANG Y F, YANG X H, CAI Z L, et al. Online detection of watercore apples by Vis/NIR full-transmittance spectroscopy coupled with ANOVA method[J]. Foods, 2021, 10(12): 2 983-2 983.

[14] 郭俊先, 马永杰, 郭志明, 等. 流形学习方法及近红外透射光谱的新疆冰糖心红富士水心鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(8): 2 415-2 420.
GUO J X, MA Y J, GUO Z M, et al. Watercore identification of Xinjiang Fuji apple based on manifold learning algorithm and near infrared transmission spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(8): 2 415-2 420.

[15] GUO Z M, WANG M M, AGYEKUM A A, et al. Quantitative detection of apple watercore and soluble solids content by near infrared transmittance spectroscopy [J]. Journal of Food Engineering, 2020, 279: 109955.

[16] 胡澳, 裴峥. K-Medoids 和 FCM 融合聚类法语音信号分类的应用[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2016, 30(1): 17-22.
HU A, PEI Z. K-Medoids and FCM fusion clustering application research on broadcast and aviation speech signal classification[J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2016, 30(1): 17-22.

[17] 徐国权, 罗倩, 郭鹏飞. 多特征评估筛选的滚动轴承故障诊断算法[J]. 计算机仿真, 2018, 35(12): 446-450, 455.
XU G Q, LUO Q, GUO P F, et al. Rolling bearing fault diagnosis algorithm based on multi feature evaluation and selection [J]. Computer Simulation, 2018, 35(12): 446-450, 455.

[18] FRASER A M, SWINNEY H L. Independent coordinates for strange attractors from mutual information[J]. Physical Review A, 1986, 33(2): 1 134.

[19] CAO L Y. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1997, 110(1/2): 43-50.

[20] WANG H, XU J W, YAN R Q, et al. A new intelligent bearing fault diagnosis method using SDP representation and SE-CNN[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69(5): 2 377-2 389.

[21] GU Y K, ZENG L, QIU G Q. Bearing fault diagnosis with varying conditions using angular domain resampling technology, SDP and DCNN[J]. Measurement, 2020, 156: 107616.

[22] MEN H, YUAN H C, SHI Y, et al. A residual network with attention module for hyperspectral information of recognition to trace the origin of rice[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2021, 263: 120155.

[23] 孙林, 刘梦含, 徐久成. 基于优化初始聚类中心和轮廓系数的 K-means 聚类算法[J]. 模糊系统与数学, 2022, 36(1): 47-65.
SUN L, LIU M H, XU J C, et al. K-means clustering algorithm using optimal initial clustering center and contour coefficient[J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 2022, 36(1): 47-65.

[24] BALAVAND A, KASHAN A H, SAGHAEI A. Automatic clustering based on crow search algorithm-Kmeans (CSA-Kmeans) and data envelopment analysis (DEA) [J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2018, 11(1): 1 322-1 337.

(下转第 182 页)

174-180.

[24] 吴玉娟, 陈壹刘, 张靖松, 等. 超高压辅助酶解豌豆蛋白工艺优化研究[J]. 粮食与油脂, 2023, 36(11): 90-94.
WU Y J, CHEN Y L, ZAHNG J S, et al. Optimization of enzymatic hydrolysis of pea protein assisted by ultra-high pressure [J]. Cereals & Oils, 2023, 36(11): 90-94.

[25] 魏龙, 郭楠楠, 段秋虹. 大豆发芽富硒工艺条件研究[J]. 粮食与油脂, 2018, 31(10): 21-23.
WEI L, GUO N N, DAUN Q H. Study on the technological conditions of soybean germination and selenium enrichment [J]. Cereals & Oils, 2018, 31(10): 21-23.

[26] 王红, 叶英, 韦唯, 等. 不同萌发条件及加工方法对藜麦品质的影响[J]. 中国粮油学报, 2023, 38(9): 72-79.
WANG H, YE Y, WEI W, et al. Effects of different germination conditions and processing methods on the quality of quinoa [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2023, 38(9): 72-79.

[27] 宋妍, 李粟晋, 陶阳, 等. 青稞籽粒富硒发芽条件优化及其抗氧化能力分析[J]. 食品工业科技, 2019, 40(14): 188-195, 202.
SONG Y, LI S J, TAO Y, et al. Optimization of selenium enriched germination conditions and its antioxidant abilities in highland barley seeds[J]. Science and Technology of Food Industry, 2019, 40(14): 188-195, 202.

[28] 韩雅盟, 池建伟, 马永轩, 等. 藜麦发芽过程中蛋白质与皂苷及淀粉消化特性的变化规律[J]. 现代食品科技, 2019, 35(6): 17-23.
HAN Y M, CHI J W, MA Y X, et al. Changes in protein, saponin content and starch profiles of quinoa (*Chenopodium quinoa* willd.) seeds during germination [J]. Modern Food Science and Technology, 2019, 35(6): 17-23.

[29] 郭思倩, 杨肇兴, 姚洋, 等. 萌发对藜麦蛋白质结构与功能特性的影响[J]. 中国粮油学报, 2023, 38(8): 156-162.
GUO S Q, YANG Z X, YAO Y, et al. Influence of germination on qualitative properties of quinoa (*Chenopodium quinoa* willd.) protein [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2023, 38(8): 156-162.

[30] 李楠, 孟航婷, 孙元琳, 等. 黑豆不同发芽期多酚、黄酮及抗氧化活性分析[J]. 食品工业, 2023, 44(8): 139-143.
LI N, MENG H T, SUN Y L, et al. Analysis of polyphenols, flavonoids and antioxidant activity of black bean at different germination stages[J]. The Food Industry, 2023, 44(8): 139-143.

[31] 华正莹. 发芽富硒糙小米抗氧化活性研究及其速食粉的研制[D]. 锦州: 渤海大学, 2021: 10.
HUA Z Y. Study on antioxidant and instant powder development of germinated selenium-enriched rough millet[D]. Jinzhou: Bohai University, 2021: 10.

[32] SANTESMASSES D, GLADYSHEV V N. Pathogenic variants in selenoproteins and selenocysteine biosynthesis machinery [J]. International Journal of Molecular Sciences, 2021, 22(21): 11593.

[33] GUARDADO-FÉLIX D, SERNA-SALDIVAR S O, GUTIÉRREZ-URIBE J A, et al. Selenium in germinated chickpea (*Cicer arietinum* L.) increases the stability of its oil fraction [J]. Plants, 2019, 8(5): 113.

(上接第 125 页)

[25] XIAO J W, LU J F, LI X Y. Davies bouldin index based hierarchical initialization K-means [J]. Intelligent Data Analysis, 2017, 21(6): 1 327-1 338.

[26] 谭章禄, 陈孝慈. 改进的分类器分类性能评价指标研究[J]. 统计与信息论坛, 2020, 35(9): 3-8.
TAN Z L, CHEN X C. Study on improved classifier's performance evaluation indicators[J]. Statistic & Information Forum, 2020, 35(9): 3-8.

[27] CHANG H, YIN J F, TIAN H, et al. Evaluation of the optical layout and sample size on online detection of apple watercore and SSC using Vis/NIR spectroscopy[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2023, 123: 105528.

[28] LI J B, ZHANG Y F, ZHANG Q, et al. Establishment of a multi-position general model for evaluation of watercore and soluble solid content in 'Fuji' apples using on-line full-transmittance visible and near infrared spectroscopy [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2023, 117: 105150.

[29] ZHANG Y F, WANG Z, TIAN X, et al. Online analysis of watercore apples by considering different speeds and orientations based on Vis/NIR full-transmittance spectroscopy [J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 122: 104090.

(上接第 162 页)

[25] ZARRAS P, VOGL O. Polycationic salts as bile acid sequestering agents[J]. Progress in Polymer Science, 1999, 24(4): 485-516.

[26] ZENG C, CHEN X, JIANG W, et al. Isolation, purification and antioxidant activity of the polysaccharides from Chinese truffle tuber sinense[J]. Iranian Journal of Pharmaceutical Research, 2020, 19(1): 436-447.

[27] 杭书扬, 杨留枝, 史苗苗, 等. 山药皮残渣多糖结构表征及抗氧化活性测定[J]. 食品与机械, 2023, 39(2): 153-158, 206.
HANG S Y, YANG L Z, SHI M M, et al. Characterization and antioxidant activity determination of polysaccharide from yam peel residue[J]. Food & Machinery, 2023, 39(2): 153-158, 206.

[28] HERNANDEZ-MARIN E, MARTÍNEZ A. Carbohydrates and their free radical scavenging capability: a theoretical study [J]. Journal of Physical Chemistry B, 2012, 116(32): 9 668-9 675.