

基于改进 ELM 和计算机视觉的核桃缺陷检测

Walnut defect detection based on improved ELM and computer vision

徐 杰¹ 刘 畅²

XU Jie¹ LIU Chang²

(1. 江西交通职业技术学院, 江西 南昌 330013; 2. 南昌航空大学, 江西 南昌 330063)

(1. Jiangxi V & T College of Communications, Nanchang, Jiangxi 330013, China;

2. Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China)

摘要:目的:解决现有食品生产企业在核桃缺陷检测中存在的准确性低和效率差等问题。方法:提出一种结合改进极限学习机和计算机视觉的核桃缺陷快速无损检测方法。通过计算机视觉采集核桃大部分表面图像信息,通过高斯滤波对图像进行预处理,通过迭代和保留信息变量法对颜色和纹理特征进行优化,最后,通过改进蝴蝶算法对极限学习机参数(随机权重和偏差)进行优化,实现核桃缺陷快速无损检测,并对所提缺陷检测方法的性能进行验证。结果:试验方法可以实现核桃多种缺陷的有效判别。与常规方法相比,试验方法在核桃缺陷检测中具有更优的检测准确率和效率,检测准确率 $>98.00\%$,平均检测时间 <9.00 ms。结论:将智能算法和机器视觉技术相结合可以实现核桃缺陷的快速无损检测。

关键词:食品生产;核桃缺陷;计算机视觉;极限学习机;蝴蝶优化算法;快速无损检测

Abstract: **Objective:** To address the issues of low accuracy and poor efficiency in walnut defect detection among existing food production enterprises. **Methods:** Proposed a fast non-destructive detection method for walnut defects that combined improved extreme learning machines and computer vision. Collected most of the surface image information of walnuts through computer vision, preprocess the image through Gaussian filtering, optimize color and texture features through iterative and information preserving variable methods, finally, by improving the butterfly algorithm to optimize the parameters of the Extreme Learning Machine (random weights and deviations), fast non-destructive detection of walnut defects could be achieved, and verify the performance of the proposed defect detection method. **Results:** The experimental method could effectively discriminate various defects in walnuts. Compared with conventional methods, the

experimental method had superior detection accuracy and efficiency in walnut defect detection, with a detection accuracy rate $> 98.00\%$ and an average detection time < 9.00 ms.

Conclusion: Combining intelligent algorithms with machine vision technology can achieve rapid non-destructive detection of walnut defects.

Keywords: food production; walnut defects; computer vision; extreme learning machine; butterfly optimization algorithm; rapid non-destructive testing

核桃外壳是非常重要的自然屏障,保护着内部核桃仁不受外界污染和物理损害,其破损后极易在潮湿的环境中发霉,引起食品安全隐患,因此需要对核桃生产加工中存在缺陷的核桃进行筛选^[1-3]。

目前,国内外对核桃缺陷检测方法进行了深入研究,应用较多的无损检测技术有机器视觉检测和光谱检测等。在缺陷检测中,与其他技术相比,机器视觉具有快速、高效和成本低等特点^[4-6]。王阳等^[7]针对传统核桃分类方法精度低和效率差等问题,提出了一种概率统计与机器视觉方法相结合的核桃分类方法。结果表明,该方法对核桃分类具有比较高的分类精度,分类精度 $>97.00\%$ 。余思黔等^[8]针对现有核桃缺陷检测方法存在的准确率差和效率低等问题,提出了一种深度学习与机器视觉相结合的核桃外壳缺陷检测方法。结果表明,YOLOv5s 模型优化后,能够在保持识别精度基本不变的情况下迅速识别核桃的外部缺陷。李成吉等^[9]为了快速准确地识别核桃外部缺陷,提出了一种将最小二乘支持向量机与机器视觉相结合的核桃外部缺陷检测方法。结果表明,该方法在多个核桃缺陷检测中均具有较高的检测精度,检测精度 $>90.00\%$ 。上述基于机器视觉的自动化核桃缺陷检测方法可以完成核桃外部特征的检测和分类,但在准确性和效率方面还有提高的空间。

研究拟提出一种结合改进极限学习机(extreme

基金项目:国家自然科学基金项目(编号:62262043)

作者简介:徐杰(1983—),男,江西交通职业技术学院副教授,硕士。E-mail: xujie1983@163.com

收稿日期:2023-12-06 **改回日期:**2024-04-20

learning machine, ELM) 和计算机视觉的核桃缺陷快速无损检测方法, 通过计算机视觉采集核桃的大部分表面图像信息, 通过高斯滤波对图像进行预处理, 通过迭代和保留信息变量法对颜色、纹理特征进行优化, 通过改进蝴蝶优化算法(butterfly optimization algorithm, BOA)对 ELM 模型参数(随机权值和偏置)进行优化, 提高模型缺陷检测效果, 并验证其性能, 旨在为核桃食品的自动化生产提供依据。

1 采集系统概述

通过计算机视觉系统采集核桃的外部信息, 数据采集系统(图 1)由 CCD 相机、镜头、计算机、LED 光源、平台控制器、传送装置、暗箱和样本等组成^[10-11]。系统中使用了 3 个 CCD 相机分别从不同的方向(顶部和两个侧面)拍摄核桃图片。根据提取的特征, 利用分类算法可以将核桃分到不同的等级中^[12]。后期可以与机械手联动实现自动分拣。

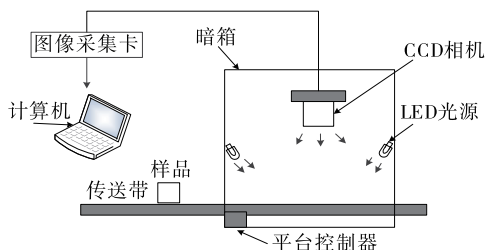


图 1 数据采集结构

Figure 1 Data collection structure

2 核桃缺陷检测方法

核桃缺陷检测是核桃食品生产中的重要一环。研究提出一种将计算机视觉、改进的 BOA 与 ELM 相结合的核桃缺陷快速无损检测方法。通过高斯滤波对图像进行预处理, 通过迭代和保留信息变量法优化颜色和纹理特征, 结合改进 BOA 算法和 ELM 实现核桃缺陷的快速无损检测。

2.1 数据预处理和特征提取

在图像采集过程中存在多种噪音, 需要进行滤波操作, 目前应用较多的滤波方法有高斯滤波、中值滤波、平均值滤波。通过文献^[13-15]对比分析, 选择高斯滤波对核桃图像进行处理。高斯滤波是一种被广泛应用于图像处理领域的平滑技术, 通过为图像中的每个像素点赋予一个由其自身和邻域内其他像素值经过加权平均后得到的新值来达到平滑图像的目的。高斯滤波参数选择通过平滑程度需求、图像噪声水平、权重分布、试验评估等选择 $\sigma=1.1$ 的标准差进行高斯滤波, 以去除图像噪声同时保留边缘信息。

在处理和析核桃表面缺陷图像时, 颜色和纹理是两个重要的视觉特征。颜色特征: 通过颜色矩分别提取

RGB、HSI、Lab 3 种颜色空间 9 个分量($R, G, B, H, S, I, L, a, b$), 并计算其均值和方差, 共 18 个颜色特征。均值提供了颜色分布的中心趋势信息, 而方差描述了颜色分布的离散程度。纹理特征: 通过灰度共生举证提取了 20 个纹理特征参数, 包括能量(衡量纹理的均匀性)、熵(衡量纹理的复杂性或随机性)、惯性矩(局部同质性)、相关性(灰度级之间线性关系的度量)和反差矩(对比相邻像素强度差的度量)。这些特征从 4 个不同方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)进行提取, 以捕捉不同方向上的纹理变化。

特征选择是一个关键的数据预处理步骤, 其能够有效减少特征数量, 提高模型的性能和计算效率, 同时保持甚至提高模型的预测精度。在实际应用中, 结合领域知识和数据驱动的方法来进行特征选择, 是提升机器学习模型性能的重要策略。试验通过文献^[16-18]的综合比较分析, 选择迭代和保留信息变量法对 38 个特征进行选择。

2.2 缺陷检测方法

极限学习机 ELM 是单隐层的前馈神经网络, ELM 是静态批量学习过程。其网络结构如图 2 所示, 其特点是随机生成输入权重和隐层阈值, 不需要迭代网络隐含层, 网络结构简单, 稳定性强^[19]。

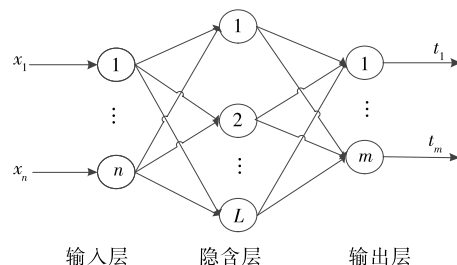


图 2 ELM 网络结构

Figure 2 ELM network architecture

图 2 中, 神经网络输入为样本集 X , 中间为隐含层, 从输入层到隐含层之间全连接。输入层和隐含层之间的权值 ω 如式(1)所示。

$$\omega = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \cdots & \omega_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ \omega_{L1} & \cdots & \omega_{Ln} \end{bmatrix}_{L \times n}, \quad (1)$$

式中:

ω_{Ln} ——输入层 n 与隐含层 L 之间的连接权值。

隐含层神经元的偏置 b 如式(2)所示。

$$b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_L \end{bmatrix}_{L \times 1}, \quad (2)$$

式中:

b ——隐含层 L 神经元的偏置。

隐含层与输出层之间的连接权值 β 如式(3)所示。

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \cdots & \beta_{1m} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \beta_{L1} & \cdots & \beta_{Lm} \end{bmatrix}_{L \times m}, \quad (3)$$

式中:

β_{Lm} ——隐含层 L 与输出层 m 之间的连接权值。

根据权值 ω 和阈值 b , 定义 $v_{i,j} = \omega_i x_j + b_i$, 可以得到隐含层输出 $H(x)$:

$$H(x) = \begin{bmatrix} g(v_{1,1}) & \cdots & g(v_{L,1}) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ g(v_{1,n}) & \cdots & g(v_{L,n}) \end{bmatrix}_{L \times n}, \quad (4)$$

式中:

$g(x)$ ——隐含层神经元激活函数。

经过隐含层可得到网络输出 t :

$$t_j = \sum_{i=1}^N g(v_{i,j}) \beta_i, j = 1, 2, \cdots, N. \quad (5)$$

由于 ELM 输入权重 ω 和偏置 b 是随机生成的, 可能会对模型的精度和稳定性造成影响。

为了优化这一问题, 试验提出改进 BOA 算法进行参数寻优。

BOA 算法主要通过模仿蝴蝶在自然环境中的飞行和觅食行为来寻找最优解, 主要由全局搜索和局部搜索两个阶段组成^[20]。在全球搜索阶段, 蝴蝶会向香味最多的植物移动。在局部搜索阶段, 如果一只蝴蝶无法感知周围的香味, 它会随机移动。蝴蝶优化算法采用随机方法对种群进行初始化, 由于算法搜索过程中全局搜索和局部搜索过程不平衡, 导致种群初始化分布不均匀, 易陷入局部极值。试验通过两个方面的优化来解决上述问题。

(1) 引入 Fuch 混沌映射, 利用 Fuch 混沌映射对蝴蝶种群进行初始化, 使种群分布更加均匀, Fuch 混沌映射如式(6)所示。

$$C_{z+1} = \cos\left(\frac{1}{C_z^2}\right), \quad (6)$$

式中:

C_z ——种群 z 的混沌变量。

(2) 引入非线性惯性权重, 通过非线性惯性权重使算法避免陷入局部极值, 如式(7)所示。

$$\theta = \exp\left(1 - \frac{e_{\max} + e}{e_{\max} - e}\right), \quad (7)$$

式中:

$e_{\max}$ ——迭代次数最大值;

θ ——非线性惯性权重。

试验利用改进的 BOA 算法优化 ELM 模型参数(随机权值和偏置)。结合机器视觉和改进 ELM 模型的核桃缺陷检测步骤为:

步骤 1: 通过采集系统采集核桃图像。

步骤 2: 通过高斯滤波对图像进行预处理, 通过迭代和保留信息变量法对颜色和纹理特征进行优化。

步骤 3: 对算法参数进行初始化。

步骤 4: 随机生成一组 ω 和 b 值作为个体初始位置, 计算适应度最优解。

步骤 5: 对气味浓度进行计算, 切换概率判断是全局检索还是局部检索。

步骤 6: 达到设定次数后, 算法结束, 筛选当前个体的最优解, 否则转到步骤 4。

步骤 7: 选择计算出的全局最优参数 ω 和 b , 建立 ELM 模型。

步骤 8: 通过模型对测试集进行测试, 输出核桃缺陷检测结果。

3 试验方法及分析

3.1 参数设置

为了验证试验方法的优越性, 以核桃为研究对象, 对核桃多种缺陷进行对比试验。按照 GB/T 20398—2021 标准, 核桃的外部缺陷主要分为霉菌核桃、裂缝核桃、碎壳核桃和破洞核桃等。模型运行条件: 在同一台工控机上进行训练和测试, 工控机硬件配置为 Inter 酷睿 i7-13700FCPU@5.20 GHz、GeForce GTX2060GPU, 其软件总体环境为 64 位 Windows 11 系统。为了保证数据的准确性, 每个模型执行 10 次取最优值。机器视觉采集系统组成见表 1。

表 1 机器视觉采集系统组成
Table 1 Composition of machine vision acquisition system

设备	型号
相机	MV-CA013-20GC
镜头	MVL-HF0828M-6MP
光源	YH327200KE 型三基色环形光源
控制器	2900ER
图像采集卡	DH-CG300
计算机 CPU	Inter Core i7-13700F CPU @ 5.20 GHz
计算机显卡	GeForce GTX 2060 GPU

采用基于机器视觉的核桃缺陷采集系统采集核桃缺陷图像, 选取山核桃和新 II 薄皮核桃, 选取正常核桃、霉斑核桃、裂缝核桃、碎壳核桃、破洞核桃各 200 个, 山核桃和新 II 薄皮核桃各 500 个, 数据集共 1 000 个, 将数据集按 3:1:1 分为训练集、验证集和测试集。核桃样品如图 3 所示。

通过核桃训练样本对所提模型参数进行调整, 算法参数见表 2。

模型的性能评价是一个极其重要的步骤, 为了全面评价模型的性能, 选择准确率、 F_1 值和平均检测时间进行评价, 并分别按式(8)、式(9)进行计算。

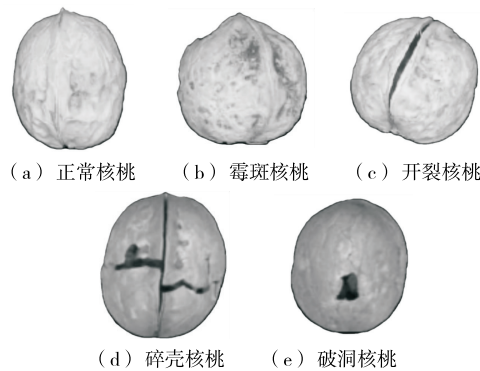


图 3 核桃样本图

Figure 3 Walnut sample map

表 2 算法参数

Table 2 Algorithm parameters

参数	数值	参数	数值
隐含层数	9	迭代次数	100
激活函数	Sigmoid	切换概率	0.7
权值范围	[0,1]	感觉模态	0.01
偏置范围	[0,1]	幂指数	0.1
种群	30		

$$R=\frac{T_P+T_N}{T_P+T_N+F_P+F_N}, \tag{8}$$

$$F_1=\frac{2PR}{P+R}, \tag{9}$$

式中:

P ——精确度,%;

R ——召回率,%;

T_P 、 F_N ——正常核桃分类为正常数和错误分类为缺陷数;

F_P 、 T_N ——缺陷核桃错误分类为正常数和正确分类为缺陷数。

平均检测时间有助于了解模型在实际部署时的响应能力和处理速度,尤其是在需要快速反馈的应用场景中,为所有样本检测时间除以样本数。

3.2 试验分析

为了验证试验所提方法的优越性,通过训练数据分别建立 BOA-ELM 模型、改进 BOA-ELM 模型,改进 BOA 和 BOA 算法优化 ELM 模型随迭代变化的准确率曲线如图 4 所示。

由图 4 可知,试验所提改进的 BOA-ELM 模型在迭代 20 次左右达到最大准确率,为 99.50%,即最优适应度值;BOA-ELM 在迭代 36 次左右达到最大精度,为 94.75%,即最优适应度值。改进 BOA-ELM 模型比 BOA-ELM 模型更快地达到最优适应度值,精度更优,表明改进 BOA-ELM 模型的收敛速度更快,收敛精度更高。

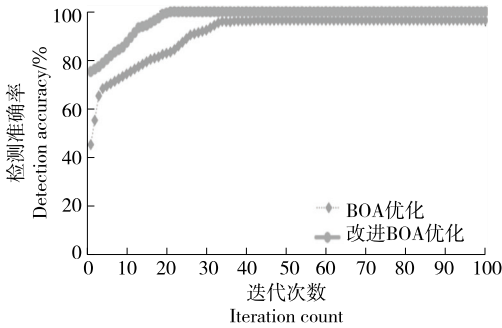


图 4 优化前后随迭代次数变化的准确率曲线

Figure 4 Accuracy curve with changes in iteration times before and after optimization

为了验证试验所提数据预处理方法的优越性,将试验方法与中值滤波、均值滤波预处理方法进行比较分析,比较不同预处理方法构建的改进 BOA-ELM 模型检测准确率和 F_1 值,不同预处理方法缺陷检测结果见表 3。

表 3 不同预处理方法缺陷检测结果

Table 3 Defect detection results using different preprocessing methods

预处理方法	训练集		测试集	
	准确率	F_1 值	准确率	F_1 值
中值滤波	96.75	96.21	96.25	96.05
均值滤波	97.50	97.15	97.15	96.85
试验方法	99.50	99.12	98.50	99.08

由表 3 可知,试验方法的核桃缺陷检测准确率和 F_1 值最佳,其训练集和测试集的精度分别为 99.50%和98.50%, F_1 值分别为 99.12%和 99.08%。与中值滤波和均值滤波相比,试验方法的训练集准确率分别提高了 2.84%和 2.05%,测试集准确率分别提高了 2.34%和 1.39%,训练集 F_1 值分别提高了 3.02%和 2.03%,测试集 F_1 值分别提高了 3.15%和 1.27%,证明了试验方法的优越性。

为了验证试验方法的优越性,将试验特征提取方法迭代和保存信息变量法与空间迭代收缩选择变量法、逐步回归分析进行比较分析,不同方法缺陷检测结果见表 4。

表 4 不同特征提取方法缺陷检测结果

Table 4 Defect detection results using different feature extraction methods

特征处理	训练集		测试集	
	准确率	F_1 值	准确率	F_1 值
空间迭代收缩	97.50	97.10	96.75	96.12
选变量法				
逐步回归分析	95.25	95.05	95.00	95.00
试验方法	99.50	99.12	98.50	99.08

由表 4 可知,试验方法的核桃缺陷检测准确率和 F_1 值最佳,训练集和测试集的准确率分别为 99.50% 和 98.50%, F_1 值分别为 99.12% 和 99.08%。与空间迭代收缩选择变量法和逐步回归分析相比,试验方法的训练集准确率分别提高了 2.05% 和 4.46%,测试集准确率分别提高了 1.81% 和 3.68%,训练集 F_1 值分别提高了 2.08% 和 4.28%,测试集 F_1 值分别提高了 3.08% 和 4.29%,验证了试验方法的优越性。

为了进一步验证试验方法的优越性,将试验方法与文献[8]的 YOLOv5s 模型和文献[9]的最小二乘支持向量机进行比较分析。不同方法检测结果与实际值对比如图 5 所示,不同缺陷检测方法的缺陷分类见表 5,不同缺陷检测方法的检测结果见表 6。

由图 5、表 5 和表 6 可知,试验方法的检测结果与实际值基本一致,该方法检测错误的缺陷为霉菌核桃、裂纹

核桃和破碎核桃,均为 1 个。文献[8]检测错误的缺陷为霉菌核桃、裂纹核桃、破碎核桃和破壳核桃,分别为 3,2,2,1 个。文献[9]检测错误的缺陷为霉菌核桃、裂纹核桃、破碎核桃和破壳核桃,分别为 4,3,2,2 个。与文献[8]和文献[9]相比,试验方法具有较优的准确率、 F_1 值和平均检测时间,其准确率分别提高了 2.60% 和 4.79%, F_1 值分别提高了 3.08% 和 5.01%,平均检测时间分别降低了 56.08% 和 34.84%。表明试验方法在核桃缺陷检测中具有较好的性能,可以用于核桃外部缺陷检测,进一步说明了试验方法的优越性。

4 结论

研究提出了一种将计算机视觉、高斯滤波、迭代和保留信息变量法、改进 BOA 算法和 ELM 模型相结合用于核桃缺陷的快速无损检验。结果表明,试验方法可实现

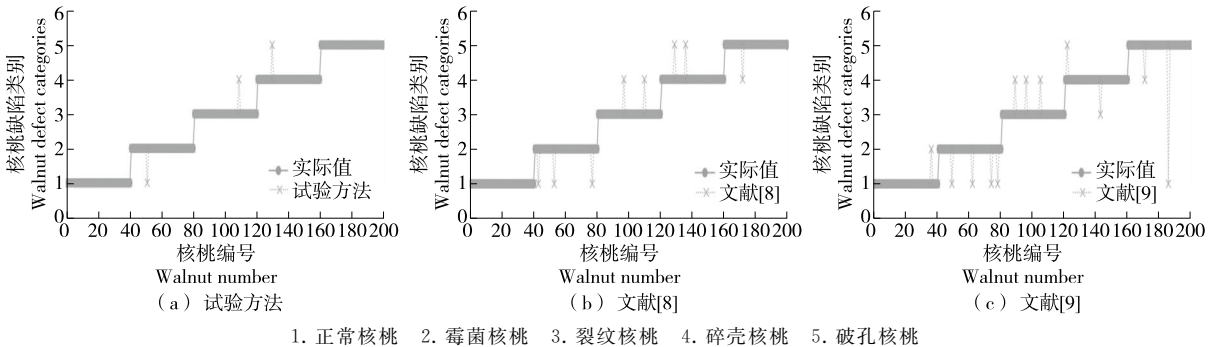


图 5 不同方法检测效果与实际值对比

Figure 5 Comparison of detection results and actual values using different methods

表 5 不同缺陷检测方法的缺陷分类

Table 5 Different defect detection methods for defect classification

模型	缺陷	数量	错误率/%
试验方法	正常核桃	40	0.0
	霉菌核桃	40	2.5
	裂纹核桃	40	2.5
	碎壳核桃	40	2.5
	破孔核桃	40	0.0
文献[8]	正常核桃	40	0.0
	霉菌核桃	40	7.5
	裂纹核桃	40	5.0
	碎壳核桃	40	5.0
	破孔核桃	40	2.5
文献[9]	正常核桃	40	0.0
	霉菌核桃	40	10.0
	裂纹核桃	40	7.5
	碎壳核桃	40	5.0
	破孔核桃	40	5.0

表 6 不同缺陷检测方法的检测结果

Table 6 Results of different defect detection methods

模型	准确率/%	F_1 值/%	平均检测时间/ms
文献[8]	96.00	96.12	20.15
文献[9]	94.00	94.35	16.10
试验方法	98.50	99.08	8.85

核桃缺陷的快速无损检测,具有较好的准确率、 F_1 值和平均检测时间。与文献[8]和文献[9]相比,试验方法的准确率分别提高了 2.60% 和 4.79%, F_1 值分别提高了 3.08% 和 5.01%,平均检测时间分别降低了 56.08% 和 34.84%。试验仅对核桃外部缺陷进行说明,后续可在此基础上对核桃内部缺陷进行检测,进一步完善整个核桃分拣体系。

参考文献

[1] 张铮,熊盛辉,王孙强,等.基于机器视觉的香蕉果肉缺陷预测方法[J].食品与机械,2020,36(7):150-154.
ZHANG Z, XIONG S H, WANG S Q, et al. Prediction method of banana pulp defects based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2020, 36(7): 150-154.

- [2] 范传会, 黄文俊, 钟彩虹, 等. 猕猴桃品种对猕猴桃脆片品质影响的评价[J]. 食品与机械, 2022, 38(12): 21-27.
FAN C H, HUANG W J, ZHONG C H, et al. Evaluation of the impact of kiwifruit varieties on the quality of kiwifruit chips[J]. Food & Machinery, 2022, 38(12): 21-27.
- [3] 刘美辰, 薛河儒, 刘江平, 等. 牛奶蛋白质含量的 SSA-SVM 高光谱预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(5): 1 601-1 606.
LIU M C, XUE H R, LIU J P, et al. SSA-SVM hyperspectral prediction model for milk protein content [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(5): 1 601-1 606.
- [4] 黄蕾, 韦紫玉. 基于近红外光谱分析技术的大米水分含量快速检测研究[J]. 农产品加工, 2022(7): 70-73.
HUANG L, WEI Z Y. Research on rapid detection of rice moisture content based on near-infrared spectroscopy analysis technology[J]. Agricultural Product Processing, 2022(7): 70-73.
- [5] 殷坤, 刘金明, 张东杰, 等. 基于近红外光谱的大米蛋白质含量快速检测[J]. 食品与机械, 2021, 37(5): 82-88, 175.
YIN K, LIN J M, ZHANG D J, et al. Rapid detection of rice protein content based on near-infrared spectroscopy[J]. Food & Machinery, 2021, 37(5): 82-88, 175.
- [6] 王朝辉, 赵层, 赵倩, 等. 基于高光谱成像的大米中蛋白质含量的可视化研究[J]. 食品研究与开发, 2020, 41(6): 124-129.
WANG C H, ZHAO C, ZHAO Q, et al. Visualization of protein content in rice based on hyperspectral imaging[J]. Food Research and Development, 2020, 41(6): 124-129.
- [7] 王阳, 丁召, 唐泽恬, 等. 基于机器视觉的麻核桃分类算法设计[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(8): 3 122-3 127.
WANG Y, DING Z, TANG Z T, et al. Design of juglans hopeiensis Hu classification algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(8): 3 122-3 127.
- [8] 余思黔, 赵麒荣, 林嘉晨, 等. 基于深度学习的核桃外壳缺陷检测[J]. 吉林化工学院学报, 2022, 39(9): 80-85.
YU S Q, ZHAO Q R, LIN J C, et al. Detection of walnut shell defects based on deep learning[J]. Journal of Jilin University of Chemical Technology, 2022, 39(9): 80-85.
- [9] 李成吉, 张淑娟, 孙海霞, 等. 基于计算机视觉的核桃外观缺陷检测[J]. 现代食品科技, 2019, 35(8): 247-253, 246.
LI C J, ZHANG S J, SUN H X, et al. Detection of walnut appearance defects based on computer vision [J]. Modern Food Technology, 2019, 35(8): 247-253, 246.
- [10] 李波, 徐炳潮, 罗煦钦, 等. 基于 XGBoost 的山核桃干腐病多分类预测模型研究[J]. 南方农机, 2023, 24(24): 6-9.
LI B, XU B C, LUO X Q, et al. A multi classification prediction model for walnut dry rot disease based on XGBoost[J]. Southern Agricultural Machinery, 2023, 24(24): 6-9.
- [11] 孙俊, 靳海涛, 芦兵, 等. 基于高光谱图像及深度特征的大米蛋白质含量预测模型[J]. 农业工程学报, 2019, 35(15): 295-303.
SUN J, JIN H T, LU B, et al. A prediction model for rice protein content based on hyperspectral images and depth features [J]. Journal of Agricultural Engineering, 2019, 35(15): 295-303.
- [12] 李琴, 朱家明, 郎红, 等. 基于带 RBF 核的 SVM 模型对红酒品质的精准分类[J]. 湖北大学学报(自然科学版), 2021, 43(4): 417-422.
LI Q, ZHU J M, LANG H, et al. Accurate classification of red wine quality based on SVM model with RBF kernel[J]. Journal of Hubei University (Natural Science Edition), 2021, 43(4): 417-422.
- [13] 胡鹏伟, 刘江平, 薛河儒, 等. BP 神经网络结合变量选择方法在牛奶蛋白质含量检测中的应用[J]. 光电子·激光, 2022, 33(1): 23-29.
HU P W, LIU J P, XUE H R, et al. The application of BP neural network combined with variable selection method in the detection of milk protein content[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2022, 33(1): 23-29.
- [14] 刘云, 杨建滨, 王传旭. 基于卷积神经网络的苹果缺陷检测算法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(3): 108-112.
LIU Y, YANG J B, WANG C X. Apple defect detection algorithm based on convolutional neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(3): 108-112.
- [15] 周雨帆, 李胜旺, 杨奎河, 等. 基于轻量级卷积神经网络的苹果表面缺陷检测方法[J]. 河北工业科技, 2021, 38(5): 388-394.
ZHOU Y F, LI S W, YANG K H, et al. Apple surface defect detection method based on lightweight convolutional neural network[J]. Hebei Journal of Industrial Science and Technology, 2021, 38(5): 388-394.
- [16] 索婷, 杨书林, 林娜, 等. 小麦粉特性与生湿面品质的关系研究[J]. 食品与生物技术学报, 2024, 43(3): 54-65.
SUO T, YANG S L, LIN N, et al. A study on the relationship between wheat flour characteristics and wet noodle quality [J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2024, 43(3): 54-65.
- [17] 田淮锐, 田建艳, 王素钢, 等. 基于机器视觉的机器人自动酒醋出缸策略[J]. 食品与机械, 2024, 40(3): 110-119.
TIAN H R, TIAN J Y, WANG S G, et al. Machine vision based robot automatic wine mash unloading strategy [J]. Food & Machinery, 2024, 40(3): 110-119.
- [18] 王立扬, 张瑜, 沈群, 等. 基于改进型 LeNet-5 的苹果自动分级方法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 105-110.
WANG L Y, ZHANG Y, SHEN Q, et al. Automatic apple classification method based on improved LeNet-5[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(7): 105-110.
- [19] 肖仕杰, 王巧华, 李春芳, 等. 傅里叶变换中红外光谱的牛奶品质无损检测分级[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(4): 1 243-1 249.
XIAO S J, WANG Q H, LI C F, et al. Non destructive testing and grading of milk quality using Fourier transform mid infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(4): 1 243-1 249.
- [20] 吴静珠, 李晓琪, 林珑, 等. 基于 AlexNet 卷积神经网络的大米产地高光谱快速判别[J]. 中国食品学报, 2022, 22(1): 282-288.
WU J Z, LI X Q, LIN L, et al. Rapid hyperspectral discrimination of rice production areas based on AlexNet convolutional neural network[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2022, 22(1): 282-288.