

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2024.60090

结合机器视觉和光谱技术的番茄综合品质检测方法

郭德超¹ 饶远立¹ 张豪² 李春峰³ 赵强⁴

(1. 广州中医药大学, 广东 广州 510006; 2. 广州市疾病预防控制中心, 广东 广州 510440; 3. 广东工业大学, 广东 广州 510006; 4. 华南农业大学, 广东 广州 510642)

摘要: [目的] 实现番茄内外部品质同时快速准确测定, 提高番茄的分级效率和品质。[方法] 基于机器视觉和光谱技术, 提出一种结合外部品质和内部品质的番茄综合品质分级方法。通过对 YOLOv8 模型进行 4 个方面的优化(轻量化卷积、小目标检测层、CBAM 注意机制和损失函数)完成外部缺陷检测, 结合果形指数和番茄尺寸完成外部品质分级。通过预处理方法、特征提取方法和改进粒子群优化的最小二乘支持向量机完成番茄内部品质分级。通过试验对所提分级检测方法的性能进行分析。[结果] 所提方法可以实现番茄综合品质检测, 具有较高的准确性和效率。外部品质分级准确率 > 93.00%, 内部品质分级准确率 > 86.00%, 融合品质分级准确率 > 96.00%, 平均分级时间 < 0.25 s。[结论] 结合机器视觉和光谱检测技术可以实现番茄综合品质的快速、无损和准确评估。

关键词: 番茄; 品质分级; 机器视觉; 光谱技术; YOLOv8 模型; 最小二乘支持向量机

Comprehensive quality detection method for tomatoes combining machine vision and spectral techniques

GUO Dechao¹ RAO Yuanli¹ ZHANG Hao² LI Chunfeng³ ZHAO Qiang⁴

(1. Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou, Guangdong 510006, China; 2. Guangzhou Center for Disease Control and Prevention, Guangzhou, Guangdong 510440, China; 3. Guangdong University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510006, China; 4. South China Agricultural University, Guangzhou, Guangdong 510642, China)

Abstract: [Objective] To realize rapid and accurate measurement of both internal and external quality of tomatoes, and improve the efficiency and quality of tomato grading. [Methods] Based on machine vision and spectroscopy technology, proposed a tomato comprehensive quality grading method which combined external and internal quality. By optimizing the YOLOv8 model in four aspects (lightweight convolution, small object detection layer, CBAM attention mechanism, and loss function), external defect detection was completed, and external quality grading was achieved by combining fruit shape index and tomato size. Complete tomato internal quality grading through preprocessing methods, feature extraction methods, and improved particle swarm optimization using least squares support vector machine. Analyzed the performance of the proposed grading detection method through experiments. [Results] The proposed method could achieve comprehensive quality testing of tomatoes with high accuracy and efficiency. The accuracy of external quality grading > 93.00%, the accuracy of internal quality grading > 86.00%, the accuracy of fusion quality grading > 96.00%, and the average grading time < 0.25 s. [Conclusion] Combining machine vision and spectral detection technology can achieve rapid, non-destructive, and accurate evaluation of tomato comprehensive quality.

Keywords: tomatoes; quality grading; machine vision; spectral technology; YOLOv8 model; least squares support vector machine

番茄深受消费者喜爱, 其品质的好坏直接影响着市场销售和消费者满意度^[1]。传统的番茄品质检测通常依赖于人工目视、手感或化学分析等方法, 不仅效率低下, 而且可能对果实造成损伤, 影响其货架期^[2]。近年来, 新

基金项目: 广东省教育厅科研项目计划课题(编号: 21GZJY675032); 广州市哲学社科规划课题(编号: 2023GZGJ64)

通信作者: 张豪(1979—), 女, 广州市疾病预防控制中心教授, 硕士。E-mail: gdcjnu@126.com

收稿日期: 2024-06-15 改回日期: 2024-09-10

型无损检测技术的发展为番茄品质检测提供了更高效、准确的手段。

目前,国内外关于番茄品质无损检测分级研究主要集中在内外部品质上,内部品质主要通过硬度和可溶性固形物含量等进行分级,外部品质主要通过颜色和形状等进行分级^[3-4]。外部品质检测方法主要是机器视觉结合深度学习方法,内部质量检测方法主要是光谱检测技术结合智能算法^[5-6]。高升等^[7]为了进一步提高番茄内部品质检测性能,提出一种结合光谱技术和改进支持向量回归模型的番茄可溶性固形物含量检测方法。结果表明,该方法可实现番茄可溶性固形物含量的高精度检验,测定均方根误差为 0.28,残差预测偏差为 2.75。孙宇朝等^[8]为了进一步提高番茄外观品质检测性能,提出了一种结合机器视觉和改进的 YOLOv5s 模型的番茄果实成熟度和外观品质检测方法。结果表明,该方法可实现番茄外观品质检测,具有较高的准确度和效率,检测平均准确率为 91.34%,检测时间仅 143 ms。康明月等^[9]为提高番茄内部品质检测性能,提出了结合光谱技术和改进最小二乘支持向量机的番茄内部品质检测方法。结果表明,该方法可实现番茄可溶性固形物含量和维生素 C 含量的高精度检测,测定均方根误差约为 0.6,相对误差约为 2.5。崔天宇等^[10]为了更好地表征番茄内部品质,提出了结合光谱技术和 PLS 模型的番茄可溶性固形物含量检测方法。结果表明,该方法可实现番茄可溶性固形物含量的高精度检验,相关系数为 0.90,均方误差为 0.15 °Brix。但上述方法仅对单一内部或外部品质进行检验和分级,未结合内部和外部品质进行综合评价,准确率和效率有待进一步提高。

研究拟提出一种结合外部品质(机器视觉)和内部品质(光谱检测技术)的番茄综合品质分级方法。通过对 YOLOv8 模型进行 4 个方面的优化(轻量化卷积、小目标检测层、CBAM 注意机制和损失函数)来完成外部缺陷检测,结合水果指数和番茄尺寸完成外部品质分级。将预处理方法、特征提取方法与改进粒子群(particle swarm optimization, PSO)优化的最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)相结合,完成番茄内部品质分级,并通过试验验证其性能优越性,旨在为番茄的品质控制提供技术支持。

1 食品品质分级系统

食品品质无损分级系统如图 1 所示,主要由计算机、暗箱、平台控制器、高光谱相机、CCD 相机、镜头、光源、传送带、分级机构等组成。食品品质无损分级系统通过集成先进的成像技术和光谱分析技术,实现了食品内外部品质的快速、准确评价^[11-12]。计算机作为核心处理单元,协调各组件的工作,处理和分析数据,最终实现食品品质

的自动分级。外部品质通过 DFK23U274 型彩色 CCD 工业相机(杭州微图视觉科技有限公司)采集食品外部品质信息,工业相机分辨率 1 280 像素×960 像素,镜头型号 M0814-MP2(日本 Computar 公司),相机镜头固定在暗箱上部。内部品质通过 V10E-HS 型光谱仪(江苏双利合谱科技有限公司)采集食品内部品质信息,镜头型号 BT-23C0814MP5(维视智造科技股份有限公司),选择 400~1 000 nm 波段光谱作为食品有效光谱进行建模。

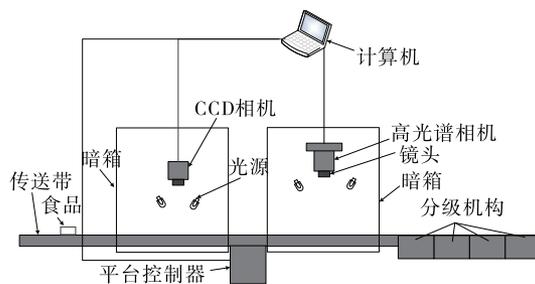


图 1 食品品质分级系统

Figure 1 Food quality grading system

2 番茄综合品质检测方法

试验提出了一种结合外部品质(机器视觉)和内部品质(光谱检测技术)的番茄综合品质分级方法。改进 YOLOv8 模型结合果形指数和番茄尺寸完成外部品质分级。改进 PSO 优化的 LSSVM 模型结合预处理方法、特征提取方法完成番茄内部品质分级。外部品质与内部品质结合得到番茄最终分级结果。检测流程如图 2 所示。

2.1 番茄外部品质检测

根据番茄外部缺陷、果形指数和番茄尺寸对外部品质进行分级。表面有缺陷直接划分为 3 级,对无缺陷番茄继续进行划分,果形指数 > 0.9 为 1 级,0.8~0.9 为 2 级,不足 0.8 为 3 级,直径 7 cm 以上为 1 级,5~7 cm 为 2 级,不足 5 cm 为 3 级。番茄缺陷通过人工筛选,通过 111-101DT 型电子数显卡尺(桂林广陆数字测控有限公司)对番茄实际的果形指数和番茄尺寸进行测量。

2.1.1 数据预处理方法 机器视觉系统采集图像往往存在噪声,包括电噪声、机械噪声等。这些噪声会影响图像质量,使边缘检测、特征提取、目标识别等任务更加困难^[13-14]。小波变换是一种用于多尺度分析的强大数学工具,可以有效分离图像中的不同频率分量。小波变换可以在保持图像的重要特征的同时去除噪声。因此,采用改进阈值函数的小波变换图像滤波算法对采集图像进行预处理。

2.1.2 改进 YOLOv8 模型 YOLOv8 继承了 YOLO 系列在保持高精度的同时具有高速处理的核心优势,非常适合需要实时目标检测的场景^[15-16]。通过 YOLOv8 模型对

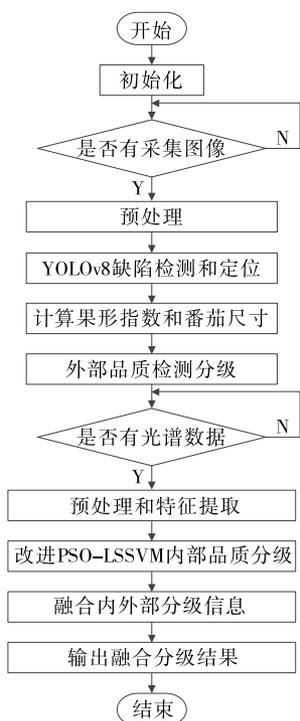


图2 综合品质检测流程

Figure 2 Comprehensive quality inspection process

番茄进行了缺陷分类和定位。YOLOv8模型如图3所示,其结构主要由4个关键部分构成:输入层、主干网络层、特征融合层以及输出层。

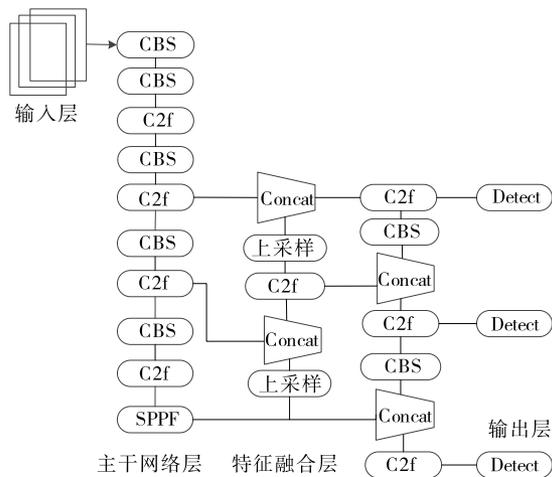


图3 YOLOv8模型

Figure 3 YOLOv8 model

为获取更好的检测性能和更低的计算成本,针对检测的小目标,对YOLOv8模型进行了4个方面的优化(轻量化卷积、小目标检测层、CBAM注意力机制和损失函数)。

(1) 轻量化卷积:在YOLOv8的主干网络中,使用卷积提取的目标特征中存在一些增加卷积计算量和资源消

耗的冗余信息。将Ghost模块引入主干网的C2f模块中,可以有效减少模型的参数量和计算量,同时保持较高的检测性能。

(2) 小目标检测层:为了提高小目标检测精度,对检测层进行改进,在模型中添加针对小目标的检测层(P2层),去除针对大目标的检测层(P5层),可以更有效地平衡模型对于不同目标的检测能力。

(3) CBAM注意力机制:引入注意力机制CBAM可以帮助网络更加注重感兴趣的目标。CBAM结构如图4所示。

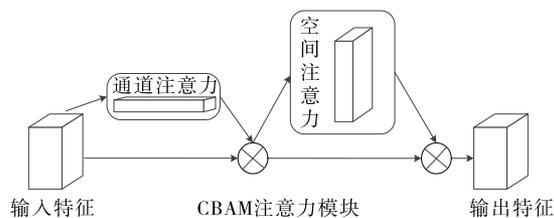


图4 CBAM结构

Figure 4 CBAM structure

通过在主干网络层和特征融合层C2f模块后加入CBAM注意力机制,模型的整体性能显著提高,特别是在处理细粒度特征识别所需的任务,如小目标检测和精细分类问题上。

(4) 损失函数:通过对CIoU损失函数进行优化,使模型更加关注小目标的检测。损失函数的改进不仅继承了原CIoU的特点,也进一步加强对小目标边界框中心距离、宽高比和形状差异的考虑,损失函数 L_{G-Clou} 如式(1)所示。

$$L_{G-Clou} = 1 - I_{OU} + \alpha v + \frac{B^2(b^g, b)}{c^2} + \frac{B^2(h^g, h)}{c_h^2} + \frac{B^2(w^g, w)}{c_w^2}, \quad (1)$$

式中:

$B(\bullet)$ ——欧几里得距离;

α ——平衡参数;

v ——影响因子;

I_{OU} ——预测框和实际框的交并面积比值;

b^g, b, h^g, h, w^g, w ——预测框和真实框的中心点、高和宽;

c, c_h, c_w ——预测和真实框最小覆盖对角线长度、高度和宽度比。

改进YOLOv8模型结构如图5所示。

2.1.3 果形指数和番茄尺寸 使用改进YOLOv8模型成功地通过相机检测到图像中的番茄后,需从复杂的背景中精确地分割出番茄图像。自适应阈值分割法可以根据图像的局部特性自动调整阈值,从而实现前景与背景的

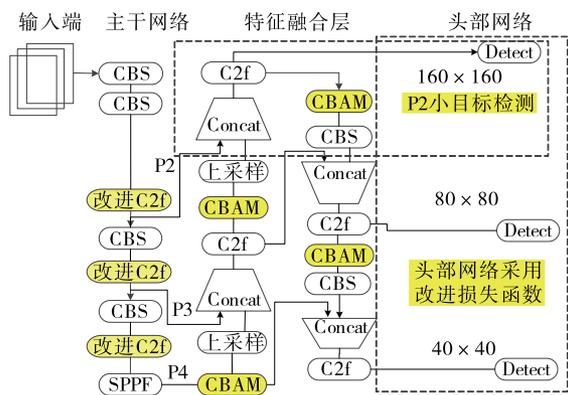


图 5 改进 YOLOv8 模型

Figure 5 Improving YOLOv8 model

有效分离,因此通过自适应阈值分割法进行番茄图像与背景的分割。

根据图像的局部均值和局部方差,计算每个区域的局部阈值。局部阈值为局部均值加上一个适当系数乘以局部方差。将图像的每个像素与其所在区域的局部阈值进行比较,如果像素值大于局部阈值,则将其分为目标区域;如果像素值小于局部阈值,则将其分为背景区域。使用基于 A 通道分割的掩模计算图像中番茄的果形指数和果径指标。

2.2 番茄内部品质检测

对番茄可溶性固形物含量和硬度进行检测。可溶性固形物含量 5.0 °Brix 以上为 1 级,4.0~5.0 °Brix 为 2 级,4.0 °Brix 以下为 3 级;硬度 5~8 N/cm² 为 1 级,2~4 N/cm² 为 2 级,其余硬度 1~2 N/cm² 和 8 N/cm² 以上为 3 级。番茄可溶性固形物含量的实际值采用便携式数显折射仪(PAL-1 型,浙江陆恒环境科技有限公司)进行测量,番茄硬度的实际值采用质构仪(TA.XT Express 型,英国 SMS 公司)进行测量。

2.2.1 数据预处理方法 对高光谱数据进行处理时,面临的一个主要问题是数据中存在噪声。为降低高光谱数据噪音,通过 SG-MSC 滤波器进行预处理,SG-MSC 方法通过自适应选择信息量最大的特征,可以有效地减少数据处理的复杂性,并提高后续分类或识别任务的性能^[17-18]。

2.2.2 特征提取方法 高光谱数据由于其高维和大量波段,不仅有有价值的信息,还混有大量无关或冗余的信息。因此,通过窗口竞争性自适应加权采样 WCARS 方法提取出与内部品质(硬度和可溶性固形物)敏感的光谱特征,并建立光谱数据与内部品质(硬度和可溶性固形物)值之间的数学关系。通过自适应选择信息量最大的特征,有效地减少了数据处理的复杂性,并提高了后续分类或识别任务的性能。原始光谱如图 6 所示。

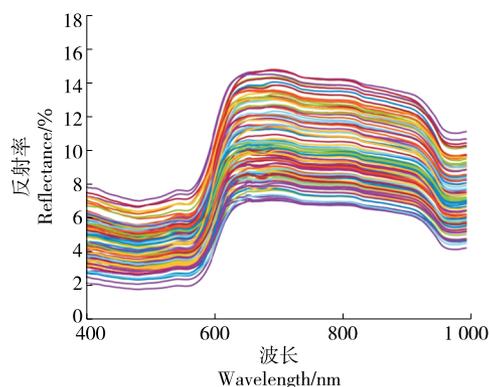


图 6 原始光谱图

Figure 6 Original spectrogram

WCARS 算法将近红外变量沿着波长方向均等分为多个“窗口”。对数据进行偏最小二乘计算,统计每个“窗口”内的回归系数,使用其绝对值的均值作为是否保留该窗口变量的依据,选择剩余变量建立偏最小二乘模型并计算交互验证均方根误差 RMSECV,将 RMSECV 值最小的变量集合作为最优变量子集。对于可溶性固形物特征筛选,筛选出对番茄可溶性固形物敏感的特征波段为 29 时,校正集的均方根误差最小,为 0.259 °Brix。对于硬度特征筛选,筛选出对番茄硬度敏感的特征波段为 33 时,校正集的均方根误差最小,为 0.623 N/cm²。

2.2.3 改进 PSO-LSSVM 模型 通过改进 PSO 算法优化 LS-SVM 模型完成番茄内部品质检测。LS-SVM 模型是一种基于 SVM 的改进模型,其结构如图 7 所示。

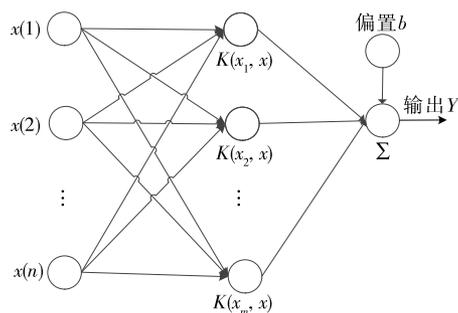


图 7 LSSVM 模型结构

Figure 7 LSSVM model structure

在 LS-SVM 模型中,超参数的选择对模型的性能有着至关重要的影响。超参数主要包括正则化参数和核参数,正则化参数控制模型的平滑度和对训练数据的拟合度,核参数影响数据在高维空间中的分布复杂度^[19]。但是,参数根据经验选择易增加计算量和陷入局部极值。PSO 算法具有鲁棒性强、收敛速度快等优点,因此通过 PSO 算法对 LS-SVM 模型参数进行优化。粒子群算法惯性权重和学习因子优化如式(2)~式(4)所示。

$$\omega(g) = \omega_{\max} + (\omega_{\min} - \omega_{\max}) \frac{g}{g_{\max}}, \quad (2)$$

$$c_1(g) = c_{1\max} - (c_{1\max} - c_{1\min}) \frac{g}{g_{\max}}, \quad (3)$$

$$c_2(g) = c_{2\min} + (c_{2\max} - c_{2\min}) \frac{g}{g_{\max}}, \quad (4)$$

式中:

$\omega_{\min}, \omega_{\max}$ ——权重的最小值和最大值;

g, g_{\max} ——迭代次数当前值和最大值;

$c_{1\max}, c_{2\max}$ ——个体和全局学习因子最大值;

$c_{1\min}, c_{2\min}$ ——个体和全局学习因子最小值。

3 番茄综合品质检测试验

3.1 参数设置

为了验证试验所提方法的优越性,以某番茄种植基地生产的普罗旺斯番茄为研究对象,共选取1 000个样品在室温(25 ℃)下采集图像数据和光谱数据,共获得1 000组番茄数据,按8:1:1分为训练集、试验集和测试集。品质分为3级,全部指标1级划分为1级,全部指标有一个为3级即划分为3级,其余均划分为2级。为了保证数据的准确性,采用10次测量的平均值。番茄分级系统使用Intel i713700CPU的计算机,操作系统Windows11。

通过番茄训练集数据对模型参数进行微调,模型参数如表1所示。

表1 模型参数

Table 1 Model parameter

参数	数值	参数	数值
粒子数	50	核函数	[1,10]
迭代次数	100	学习率	0.001
惯性权重	[0.4,0.9]	迭代次数	300
学习因子	[1,2]	批次大小	32
种群	50	阈值	0.7
迭代次数	100	优化器	SGD
惩罚参数	[100,300]		

为全面评估改进YOLOv8模型和改进PSO-LSVM模型的性能,通过相关指标进行量化分析,通过精确率 P 、召回率 R 、准确率 A 、 F_1 值和识别速度FPS对改进YOLOv8模型分类定位模型进行评价,通过均方根误差 R_{MSE} 、决定系数 R^2 和平均检测时间 t_p 对改进PSO-LSVM模型性能进行评估。精确率、召回率、准确率、 F_1 值、确定系数、均方根误差、平均检测时间如式(5)~式(11)所示。

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (5)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n}, \quad (6)$$

$$A = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n}, \quad (7)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}, \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (9)$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}, \quad (10)$$

$$t_p = \frac{T_d}{n}, \quad (11)$$

式中:

T_p, F_n ——正确检测正样本和错误检测负样本;

F_p, T_n ——错误检测正样本和正确检测负样本;

$y_i, \hat{y}_i, \bar{y}_i$ ——实际值、预测值、预测平均值;

P ——精确率;

R ——召回率;

A ——准确率;

F_1 —— F_1 值;

R_{MSE} ——均方根误差;

R^2 ——决定系数;

t_p ——平均检测时间, s;

n ——样本数;

T_d ——检测时间, s。

识别速度FPS为系统在每秒钟内能够处理的图像帧数。

3.2 番茄综合品质试验分析

为验证所提改进YOLOv8模型的优越性,将其与文献[8]的改进YOLOv5模型和文献[11]的改进YOLOv8模型进行对比分析。采用SG-MSO方法进行预处理,比较不同模型对番茄表面是否存在缺陷的检测效果,不同模型随迭代次数变化的准确率如图8所示,不同模型检测结果如表2所示。

由图8和表2可以看出,试验所提改进YOLOv8模型在番茄缺陷检测中的效果优于YOLOv8模型以及文献[8]和文献[11]中的模型。与优化前YOLOv8模型相比,各项指标均有不同程度的提高,迭代次数下降30.00%,训练准确率提高3.00%,番茄缺陷识别准确率提高2.52%,召回率提高2.52%,测试集准确率提高3.05%, F_1 值提高2.52%,FPS提高28.89%。与文献[8]和文献[11]模型相比,迭代次数降低15.00%和40.00%,训练精度提高1.50%和4.00%,番茄缺陷识别准确率均提高2.31%,召回率分别提高2.42%和1.35%,测试集准确率分别提高2.83%和1.66%, F_1 值分别提高2.36%和1.30%,FPS分别提高37.14%和18.49%。通过对YOLOv8模型进行4个方面的

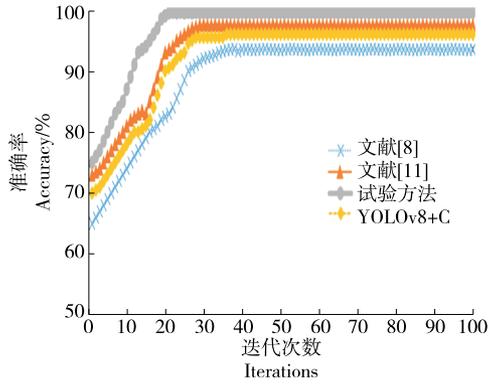


图 8 不同模型的准确率变化曲线

Figure 8 Accuracy variation curves of different models

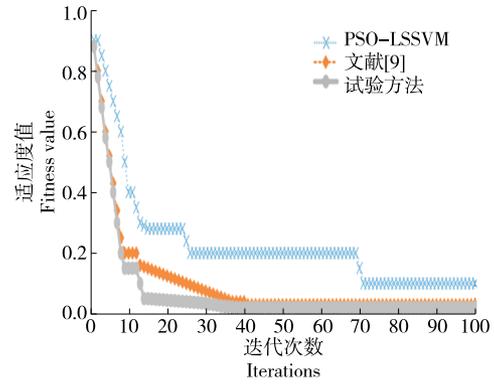


图 9 不同模型适应度值变化曲线

Figure 9 Change curves of fitness values for different models

表 2 不同模型故障检测结果

Table 2 Fault detection results of different models

模型	精确率	召回率	准确率	F_1 值	FPS
YOLOv8	0.951 0	0.951 0	0.950 0	0.951 0	48.22
文献[8]	0.953 0	0.952 0	0.952 0	0.952 5	45.32
文献[11]	0.963 0	0.962 0	0.963 0	0.962 5	52.45
试验方法	0.975 0	0.975 0	0.979 0	0.975 0	62.15

优化(轻量化卷积、小目标检测层、CBAM 注意机制和损失函数)完成外部缺陷的检测,有效提高了 YOLOv8 模型的检测性能,验证了试验所提方法的优越性。

为验证所提改进 PSO-LSVM 模型检测的优越性,将其与 PSO-LSSVM 模型和文献[9]中的改进 WOA-LSSVM 模型进行对比分析。预处理采用 SG-MSC 方法,特征提取采用 WCARS 方法,比较不同模型对番茄内部品质预测的实际效果。不同模型适应度值变化曲线如图 9 所示,不同模型内部指标预测效果如表 3 所示。

表 3 不同模型内部指标预测效果

Table 3 Prediction performance of internal indicators in different models

指标	单位	模型	训练集		测试集		平均检测时间/s
			R_{MSE}	R^2	R_{MSE}	R^2	
可溶性固形物含量	°Brix	PSO-LSSVM	0.385 8	0.922 1	0.421 5	0.914 0	0.13
		文献[9]	0.304 8	0.945 1	0.354 8	0.935 5	0.12
		试验方法	0.271 2	0.960 8	0.312 1	0.955 2	0.12
硬度	N/cm ²	PSO-LSSVM	0.621 4	0.930 8	0.712 0	0.921 4	0.12
		文献[9]	0.612 2	0.948 8	0.697 5	0.945 6	0.11
		试验方法	0.501 2	0.966 8	0.564 5	0.960 5	0.10

由表 4 可以看出,试验所提融合方法与单一内部品质评估方法和外部品质评估方法相比,除了分级时间增加外,检测精度提高明显。除了单一评价方法缺乏相关信息外,试验所提外部品质评估方法检测错误是由于番茄

由图 9 和表 3 可以看出,试验所提方法收敛次数和最优适应值优于 PSO-LSSVM 模型和文献[9]中的模型,说明试验所提改进 PSO 算法有效提高了算法的收敛性和搜索能力。试验方法在番茄内部指标可溶性固形物含量和硬度预测中的均方根误差、决定系数和平均检测时间最佳。可溶性固形物含量训练集 R_{MSE} 和训练集 R^2 分别为 0.271 2 和 0.960 8,测试集 R_{MSE} 和测试集 R^2 分别为 0.312 1 和 0.955 2,平均检测时间为 1.20 s。硬度训练集 R_{MSE} 和训练集 R^2 分别为 0.501 2 和 0.966 8,测试集 R_{MSE} 和测试集 R^2 分别为 0.564 5 和 0.960 5,平均检测时间为 0.10 s。总体而言,番茄可溶性固形物含量和硬度预测模型可以使用改进的 PSO-LSVM 模型。这是因为通过改进 PSO 优化 LSVM 模型,有效地提高了番茄内部的品质指标预测性能。

为验证试验所提番茄内部与外部品质融合方法的优越性,将其与单一外部品质评估方法和内部品质评估方法,以及文献[20]中的内外品质融合评估方法进行对比分析,结果如表 4 所示。

损伤面积过小或番茄倾斜,试验所提内部品质评估方法检测错误是由于光谱检测模型对每个光谱输入值的计算结果与实际值相比有不同程度的误差。与文献[20]中的方法相比,试验所提融合方法具有较好的分类准确率和

表4 不同品质评估方法评估结果

Table 4 Evaluation results of different quality assessment methods

评估方法	番茄等级	番茄数量	分类正确数	分类准确率/%	平均分级时间/s
试验所提外部品质评估方法	1级	30	37	93.00	0.016
	2级	30	29		
	3级	40	37		
试验所提内部品质评估方法	1级	30	26	86.00	0.220
	2级	30	25		
	3级	40	35		
文献[20]	1级	30	27	91.00	0.250
	2级	30	27		
	3级	40	36		
试验所提融合方法	1级	30	29	96.00	0.236
	2级	30	29		
	3级	40	38		

平均分级时间,分类准确率提高 5.49%,平均分级时间降低 5.60%。这可能是因为改进 YOLOv8 模型 + 改进 PSO-LSSVM 模型实现了外部品质和内部品质的高性能检测,可以为食品生产自动化提供一定的助力。

4 结论

基于机器视觉和高光谱技术,提出了改进 YOLOv8 模型与改进 PSO-LSVM 模型相结合的番茄综合品质评估方法。结果表明,试验所提融合方法具有较高的分级准确率和平均分级时间,分级准确率为 96.00%,平均分级时间为 0.236 s。与单一外部品质、单一内部品质和文献[20]中的方法相比,分级准确率分别提高 3.23%, 11.63%, 5.49%,平均分级时间仅 0.236 s,略优于文献[20]中的方法,平均分级时间降低 5.60%。目前关于番茄品质综合检测方法的研究尚处于初级阶段,番茄的光谱特性与内部品质之间的确切对应关系仍需要更多的科学研究来明确。未来的研究会集中在开发更精确的光谱分析方法,以实现番茄及其他食品品质的快速、无损检测。

参考文献

- [1] 孙潇鹏, 刘灿灿, 陆华忠, 等. 基于近红外透射光谱与机器视觉的蜜柚汁胞粒化分级检测[J]. 食品科学技术学报, 2021, 39(1): 37-45.
SUN X P, LIU C C, LU H Z, et al. Detection of honey pomelo in different granulation levels based on near-infrared transmittance spectroscopy combined with machine vision[J]. Journal of Food Science and Technology, 2021, 39(1): 37-45.
- [2] 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. Hyperspectral analysis of milk protein content using SVM optimized by sparrow search algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(5): 1 601-1 606.
- [3] 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 protein content in rice based on near infrared spectroscopy[J]. Food & Machinery, 2021, 37(5): 82-88, 175.
- [4] 韩子馨, 张丽丽, 张博, 等. 新型无损检测技术在番茄品质检测中的研究与应用进展[J]. 食品科学, 2024, 45(1): 289-300.
HAN Z X, ZHANG L L, ZHANG B, et al. Progress on research and application of new non-destructive testing techniques in tomato quality inspection[J]. Food Science, 2024, 45(1): 289-300.
- [5] 孟庆龙, 尚静, 黄人帅, 等. 基于主成分回归的猕猴桃可溶性固形物无损检测[J]. 包装工程, 2021, 42(3): 19-24.
MENG Q L, SHANG J, HUANG R S, et al. Nondestructive detection for soluble solids content of kiwifruits based on principal component regression[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(3): 19-24.
- [6] 许丽佳, 陈铭, 王玉超, 等. 高光谱成像的猕猴桃糖度无损检测方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(7): 2 188-2 195.
XU L J, CHEN M, WANG Y C, et al. Study on non-destructive detection method of kiwifruit sugar content based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(7): 2 188-2 195.
- [7] 高升, 徐建华, 王伟, 等. 光纤光谱技术结合 SNV-CARS-GWO-SVR 模型的樱桃番茄 SSC 无损检测[J/OL]. 现代食品科技. (2024-04-30) [2024-08-10]. <https://doi.org/10.13982/j.mfst.1673-9078.2024.8.0808>.

- GAO S, XU J H, WANG W, et al. Nondestructive detection about SSC of cherry tomatoes based on fiber optic spectroscopy followed by SNV-CARS-GWO-SVR model[J/OL]. *Modern Food Science and Technology*. (2024-04-30) [2024-08-10]. <https://doi.org/10.13982/j.mfst.1673-9078.2024.8.0808>.
- [8] 孙宇朝, 李守豪, 夏秀波, 等. 利用改进 YOLOv5s 模型检测番茄果实成熟度及外观品质[J]. *园艺学报*, 2024, 51(2): 396-410.
- SUN Y C, LI S H, XIA X B, et al. Detecting tomato fruit ripeness and appearance quality based on improved YOLOv5s [J]. *Acta Horticulturae Sinica*, 2024, 51(2): 396-410.
- [9] 康明月, 王成, 孙鸿雁, 等. 基于改进的 WOA-LSSVM 樱桃番茄内部品质检测方法研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(11): 3 541-3 550.
- KANG M Y, WANG C, SUN H Y, et al. Research on internal quality detection method of cherry tomatoes based on improved WOA-LSSVM[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(11): 3 541-3 550.
- [10] 崔天宇, 卢中领, 薛琳, 等. 基于近红外反射光谱的番茄糖分快速检测模型研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(4): 1 218-1 224.
- CUI T Y, LU Z L, XUE L, et al. Research on the rapid detection model of tomato sugar based on near-infrared reflectance spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(4): 1 218-1 224.
- [11] 李慧琴, 宋赵铭, 刘存祥, 等. 基于 YOLOv8n 的番茄果实检测模型改进[J/OL]. *河南农业大学学报*. (2024-05-13) [2024-09-29]. <https://doi.org/10.16445/j.cnki.1000-2340.20240511.002>.
- LI H Q, SONG Z M, LIU C X, et al. Improvement of tomato fruit detection model based on YOLOv8n[J/OL]. *Journal of Henan Agricultural University*. (2024-05-13) [2024-09-29]. <https://doi.org/10.16445/j.cnki.1000-2340.20240511.002>.
- [12] 马冬菁, 刘怡菲, 王宇, 等. 丹东地区 4 种软枣猕猴桃果实中多糖特性研究[J]. *辽宁林业科技*, 2020(1): 11-13, 45.
- MA D J, LIU Y F, WANG Y, et al. Study on the polysaccharide characteristics of four varieties of *Actinidia arguta* fruits in Dandong area[J]. *Liaoning Forestry Science and Technology*, 2020(1): 11-13, 45.
- [13] 孙兴盛, 顾思彤, 蒋海峰, 等. 软枣猕猴桃后熟过程中生理及品质变化规律[J]. *包装工程*, 2021, 42(5): 45-54.
- SUN X S, GU S T, JIANG H F, et al. Physiology and quality change laws of *Actinidia arguta* during late ripening[J]. *Packaging Engineering*, 2021, 42(5): 45-54.
- [14] 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 detecting and grading method of apples based on improved LeNet-5[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2020, 41(7): 105-110.
- [15] 杨志锐, 郑宏, 郭中原, 等. 基于网中网卷积神经网络的红枣缺陷检测[J]. *食品与机械*, 2020, 36(2): 140-145, 181.
- YANG Z R, ZHENG H, GUO Z Y, et al. Detection of jujube defects based on the neural network with network convolution [J]. *Food & Machinery*, 2020, 36(2): 140-145, 181.
- [16] 沈海军, 张汤磊, 许振兴, 等. 基于 Fisher 判别分析对苹果新鲜度的识别研究[J]. *食品工业科技*, 2023, 44(4): 361-368.
- SHEN H J, ZHANG T L, XU Z X, et al. Recognition of apple freshness based on fisher discriminant analysis[J]. *Science and Technology of Food Industry*, 2023, 44(4): 361-368.
- [17] 刘雪, 沈长盈, 吕学泽, 等. 基于改进 MobileNetV3-Large 的鸡蛋新鲜度识别模型[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(17): 196-204.
- LIU X, SHEN C Y, LU X Z, et al. Recognizing egg freshness using an improved MobileNetV3-Large[J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2022, 38(17): 196-204.
- [18] 焦俊, 王文周, 侯金波, 等. 基于改进残差网络的黑毛猪肉新鲜度识别方法[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(8): 364-371.
- JIAO J, WANG W Z, HOU J B, et al. Freshness identification of iberico pork based on improved residual network[J]. *Journal of Agricultural Machinery*, 2019, 50(8): 364-371.
- [19] 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. Study on relationship between wheat flour characteristics and quality of fresh wet noodles[J]. *Journal of Food Science and Biotechnology*, 2024, 43(3): 54-65.
- [20] 文韬, 代兴勇, 李浪, 等. 基于机器视觉与光谱融合的柑橘品质无损检测分级系统设计与试验[J]. *江苏大学学报(自然科学版)*, 2024, 45(1): 38-45.
- WEN T, DAI X Y, LI L, et al. Design and experiment of non-destructive testing and grading system for citrus quality based on machine vision and spectral fusion[J]. *Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition)*, 2024, 45(1): 38-45.