

基于改进 LSSVM 和 YOLOv12 的番茄加工生产线品质检测方法

刘军¹ 曹小平¹ 王瑞琴² 李敏³

(1. 重庆科创职业学院,重庆 402160; 2. 重庆理工大学,重庆 401135; 3. 四川农业大学,四川 雅安 625014)

摘要:[目的]提高自动化生产线上番茄品质检测的准确性与效率,解决传统检测依赖人工、精度低、效率差的问题。**[方法]**基于番茄自动化生产线品质检测系统,构建高光谱与机器视觉融合的内外品质检测系统。高光谱检测数据经预处理后,输入改进最小二乘支持向量机 LSSVM 模型检测番茄可溶性固体物和硬度,完成内部品质检测。机器视觉采集数据预处理后,输入改进 YOLOv12 模型检测外部缺陷,并计算番茄尺寸与果形指数,实现外部品质检测。并通过试验验证方法的优越性。**[结果]**内部品质检测方法对可溶性固体物、硬度预测决定系数(R^2)分别为 0.965 和 0.975,均方根误差(RMSE)分别为 0.082 °Bx 和 0.061 N。改进 YOLOv12 模型缺陷检测平均精度均值为 99.20%,检测速度>100 帧/s,综合性能优于单一检测和现有方法。**[结论]**该融合检测系统可实现番茄内外品质同步、无损、高效检测,满足生产线需求。

关键词:自动化生产线;番茄品质检测;高光谱;机器视觉;最小二乘支持向量机;YOLOv12 模型

Quality inspection method for tomato processing production line based on improved LSSVM and YOLOv12

LIU Jun¹ CAO Xiaoping¹ WANG Ruiqin² LI Min³

(1. Chongqing College of Science and Creation, Chongqing 402160, China; 2. Chongqing University of Technology, Chongqing 401135, China; 3. Sichuan Agricultural University, Ya'an, Sichuan 625014, China)

Abstract: [Objective] To improve the accuracy and efficiency of tomato quality inspection in automated production lines, and solve the problems of traditional inspection, such as reliance on manual labor, low precision, and poor efficiency. [Methods] Based on the quality inspection system of the tomato automated production line, an integrated internal and external quality inspection system is developed by combining hyperspectral imaging and machine vision technologies. After preprocessing the hyperspectral detection data, an improved least squares support vector machine (LSSVM) model is employed to detect the soluble solids content and hardness of tomatoes, thereby completing internal quality inspection. For external quality inspection, the collected machine vision data are preprocessed, and an improved YOLOv12 model is utilized to detect external defects. Additionally, the size and fruit shape index of tomatoes are calculated. The superiority of the method is validated through experimental testing. [Results] The internal quality inspection method demonstrates high predictive accuracy, with determination coefficients (R^2) of 0.965 for total soluble solids and 0.975 for hardness, and root mean square errors (RMSE) of 0.082 °Bx and 0.061 N, respectively. The improved YOLOv12 model achieves an average defect detection accuracy of 99.20% and a detection speed exceeding 100 frames/s. The overall performance of this integrated system is superior to that of single-detection approaches and existing methods. [Conclusion] This integrated detection system enables synchronous, non-destructive, and efficient detection of both

基金项目:重庆市教育评估研究会重大课题(编号:PYJ2023008);重庆市教委科学技术研究计划青年项目(编号:KJQN202505414, KJQN202405415,KJQN202505415);重庆市永川区科学技术研究项目(编号:2025yc-cxfz10080)

通信作者:刘军(1985—),男,重庆科创职业学院副教授。E-mail:bfsfgha@126.com

收稿日期:2025-06-11 **改回日期:**2025-11-09

引用格式:刘军,曹小平,王瑞琴,等.基于改进 LSSVM 和 YOLOv12 的番茄加工生产线品质检测方法[J].食品与机械,2025,41(12): 91-98.

Citation:LIU Jun, CAO Xiaoping, WANG Ruiqin, et al. Quality inspection method for tomato processing production line based on improved LSSVM and YOLOv12[J]. Food & Machinery, 2025, 41(12): 91-98.

internal and external quality of tomatoes, effectively meeting the requirements of automated production lines.

Keywords: automated production line; tomato quality inspection; hyperspectral; machine vision; least squares support vector machine; YOLOv12 model

番茄作为全球消耗量较大的食品之一,其品质直接决定市场价值,而自动化生产线是实现番茄规模化加工、保障供应链效率的核心环节^[1]。目前,自动化生产线中的番茄品质检测高度依赖人工筛选,检测效率难以匹配高速生产线节奏,易导致漏检和误检等问题^[2]。随着智能检测技术的发展,高光谱成像技术凭借其光谱指纹特性,可无损获取物体内部化学组分信息,为番茄内部品质的精准检测提供了技术支撑。机器视觉技术则具备高速图像处理能力,能快速捕捉物体外部形态与缺陷特征,在外部品质检测中优势显著^[3-4]。将二者融合,有望突破单一技术局限,实现番茄内外品质的一体化、高精度、高效检测。因此,对融合方法进行研究具有一定的实际意义^[5]。

目前,国内外对基于番茄的自动化生产线品质检测系统进行了深入研究,主要集中在单一机器视觉技术、高光谱技术和初步融合技术^[6-8]等方面。康明月等^[9]针对番茄内部品质检测性能的进一步提升需求,将改进的最小二乘支持向量机用于番茄品质检测。在番茄内部品质检测中,该方法展现出显著的性能优势,其中可溶性固形物含量预测的决定系数较传统最小二乘支持向量机提升了0.06。朱婷婷等^[10]对YOLOv11模型在番茄缺陷检测中的适配性问题进行了精准改进,mAP与检测速度均优于同类模型,尤其在微小缺陷与复杂背景场景中表现突出。施利春等^[11]聚焦番茄综合品质检测,构建了机器视觉和高光谱融合技术框架,整合改进U-Net与IWOA-LSSVM模型。该方法推动综合品质检测从技术叠加向深度协同升级,决定系数>0.960,均方根误差<0.0125,平均检测时间<0.032 s,解决了传统融合方法中目标区域提取不精准、模型参数优化效率低的问题。郭德超等^[12]基于机器视觉和光谱技术的融合思路,实现了番茄内外部品质的同步检测。融合品质分级准确率>96.00%,平均分级时间<0.25 s,系统稳定性强、成本低,适合中小生产线应用。单一机器视觉技术研究已实现外部品质检测精度达95%以上,但无法突破仅能检测表面特征的局限。高光谱技术已实现内部物质决定系数达94%以上,但该类研究多单独进行内部品质分析,未与外部检测环节联动。初步融合技术多采用分阶段检测模式,检测准确率和效率均有待进一步优化。

试验拟针对自动化生产线番茄品质检测存在的问题,构建一套高光谱与机器视觉融合的检测系统。高光谱数据经预处理后,将其导入经改进浣熊优化算法(COA)优化后的最小二乘支持向量机(LSSVM)模型中,

通过该模型完成番茄可溶性固形物与硬度的检测,最终实现番茄内部品质检测。机器视觉数据预处理后输入改进YOLOv12模型检测外部缺陷,并计算番茄尺寸与果形指数,实现番茄外部品质检测,并通过试验验证该方法的优越性,旨在为自动化生产线番茄品质检测提供高效、可靠的技术方案,推动食品行业在线品质监控的智能化升级。

1 自动化生产线番茄品质检测系统

自动化生产线番茄品质检测系统结构如图1所示,整体遵循数据采集—分析处理—执行反馈的闭环逻辑设计,主要由数据采集装置、上位机PC、执行机构等组成,各模块功能协同、数据互通,确保番茄内外部品质检测的精准性与生产线的连续性。数据采集装置作为系统获取番茄品质信息的核心模块,集成高光谱成像单元(高光谱仪检测范围400~1 000 nm,光谱分辨率5 nm)与机器视觉成像单元(由2台工业彩色相机组成,分辨率1 920像素×1 080像素,帧率≥120帧/s,满足高速检测需求)。上位机PC搭载定制化的番茄品质检测系统,承担数据预处理、模型分析、结果输出与系统控制功能,是连接感知端与执行端的核心。执行机构基于上位机PC机输出的品质标签,完成番茄的分级分拣(一级、二级、三级)。

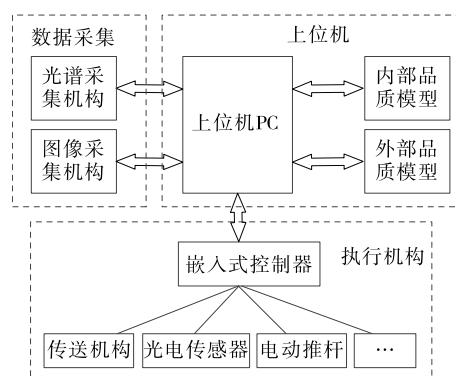


图1 自动化生产线番茄品质检测系统结构

Figure 1 Structure of tomato quality inspection system for automated production line

2 番茄内外品质检测模型

2.1 内部品质检测

番茄内部品质检测通过高光谱进行数据采集,为了消除因光照不均、仪器噪声、样品表面散射等因素带来的干扰,提升后续模型的预测精度和稳定性。通过标准正

态变量变换SNV、SG平滑和一阶导数进行滤波,SNV对每一条光谱曲线进行标准化处理,消除散射影响。使用SG平滑对SNV处理后的光谱进行降噪,然后再计算其一阶导数,以进一步锐化特征峰。通过窗口竞争性自适应重加权采样(WCARS)特征提取方法,简化模型、减少计算量、提高模型鲁棒性。WCARS是在经典的竞争性自适应重加权采样(CARS)算法基础上发展而来的一种改进方法。它通过引入滑动窗口机制,有效克服了CARS在处理高维、强共线性光谱数据时,可能因随机选择而丢失重要连续波段信息的缺陷,从而筛选出更具代表性、更稳定的特征波长组合^[13-15]。

在番茄光谱图像检测(如可溶性固形物、硬度等)场景中,LSSVM凭借对高维数据、小样本场景的适配性,以及计算效率与预测精度的平衡优势,成为优于传统回归模型的核心算法,预处理后数据通过LSSVM模型检测番茄可溶性固形物和硬度。为了克服传统LSSVM模型参数(惩罚系数C和核函数参数σ)选择依赖经验、易陷入局部最优的问题,试验引入并改进了浣熊优化算法(COA)来对其进行参数优化。传统的参数选择方法(如网格搜索、随机搜索)存在效率低、易陷入局部最优等问题。而COA作为一种新兴的智能优化算法,在解决这个问题上展现出了显著的优势^[16-18]。

为了提升ROA的收敛速度和寻优精度,避免过早陷入局部最优,试验从以下方面进行改进。

(1) 自适应权重因子:在算法迭代初期,赋予较大的权重以增强全局探索能力。在迭代后期,减小权重以增强局部开发能力。将传统固定的惯性权重w替换为随迭代次数动态变化的自适应权重w_t,如式(1)所示。

$$w_t = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \times \frac{t}{T}, \quad (1)$$

式中:

w_{max}、w_{min}——权重的最大值和最小值,[0.4,0.9];

t——当前迭代次数;

T——最大迭代次数。

(2) 混沌映射:为提升算法寻优精度,通过Tent映射生成初始种群(分布均匀),如式(2)所示。

$$x_{t+1} = \begin{cases} \frac{x_t}{\alpha}, & x_t < \alpha \\ \frac{1-x_t}{1-\alpha}, & x_t \geq \alpha \end{cases}, \quad (2)$$

式中:

x_{t+1}、x_t——第t+1次和t次迭代的状态值;

α——随机数。

(3) 引入Levy飞行:Levy飞行将作为一种变异或跳跃机制,以一定概率替换原有的随机扰动项,用于帮助算

法跳出局部最优。生成符合Levy分布的随机步长s是关键。最常用的数值实现方法是Mantegna算法,它通过2个正态分布来生成Levy随机数。如式(3)所示。

$$s = u / |v|^{\wedge}(1/\beta), \quad (3)$$

式中:

β——Levy分布的稳定性参数,通常取值为(0,2];

u、v——服从正态分布的随机数。

番茄内部品质检测步骤:

步骤1:数据采集,通过高光谱仪采集不同成熟度番茄的光谱数据。

步骤2:数据预处理,对高光谱数据进行预处理。

步骤3:按7:3比例将敏感波段与品质值数据划分为训练集与测试集。

步骤4:基于Tent映射生成LSSVM参数(C、σ)初始种群,以RMSE为适应度函数。

步骤5:IROA迭代寻优,计算当前种群中所有个体的适应度值,适应度值最小个体作为全局最优。根据当前迭代次数,计算该次迭代的自适应权重。

步骤6:判断是否执行Levy飞行,执行则更新位置,否则执行带自适应权重的常规更新。

步骤7:是否达到最大迭代,达到输出最优模型参数,否则转到步骤5。

步骤8:构建改进COA-LSSVM模型对测试集进行测试。

2.2 外部品质检测

机器视觉采集数据预处理后,输入改进YOLOv12模型检测外部缺陷,并计算番茄尺寸与果形指数,实现外部品质检测。预处理的目标是最大化番茄目标与背景、缺陷与正常果皮的对比度,为后续的深度学习模型提供高质量、标准化的输入。试验将基于改进阈值函数的小波变换滤波算法用于机器视觉番茄图像的预处理,可以显著提升图像质量,为后续的YOLOv12缺陷检测模型提供更清晰、更鲁棒的输入,从而间接提高整个外部品质检测系统的精度和稳定性^[19]。

YOLOv12是一个高度优化的实时目标检测器,其架构延续了YOLO系列骨干—颈部—检测的经典设计,但在每个部分都进行了关键创新。

(1) 骨干网络:骨干网络的核心任务是从输入图像中提取丰富的、多尺度的特征。YOLOv12在该方面进行了多项关键改进,以在速度和精度之间取得极致平衡。核心架构CSPNet2,核心创新ELANv2模块,下采样与空间金字塔池化。

(2) 颈部网络:颈部网络的作用是对骨干网络输出的多尺度特征进行深度融合,将高层的语义信息传递到低

层,将低层的定位细节信息传递到高层,从而生成对多尺度目标检测都有鲁棒的特征。核心架构 PAFPNv2、核心创新引入注意力机制。

(3) 检测层:检测层负责根据颈部网络输出的最终特征图,直接预测目标的边界框、类别和置信度。YOLOv12 采用了无锚框(Anchor-Free)的检测头。核心架构 Decoupled Head(解耦头),输出格式 Anchor-Free。

YOLOv12 模型结构如图 2 所示。

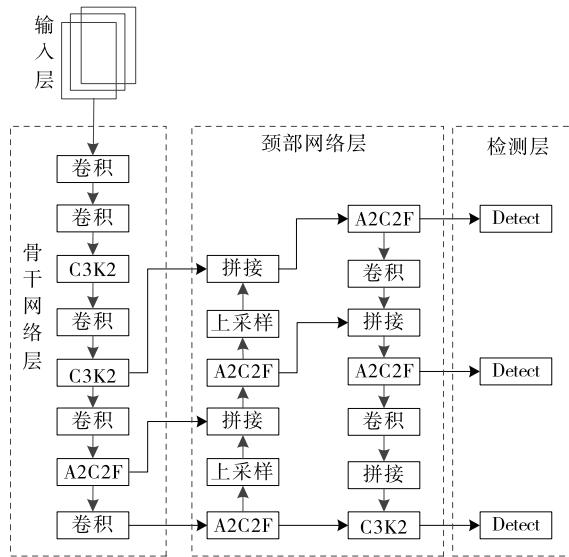


图 2 YOLOv12 结构

Figure 2 YOLOv12 structure

针对番茄表面缺陷检测的特点(小目标多、特征不明显、背景单一但存在干扰),对 YOLOv12 模型进行以下关键改进。

(1) 可变卷积:标准卷积的感受野是固定的,对于番茄表面不规则、非刚性的缺陷(如裂纹、凹陷),其特征可能落在标准网格的“间隙”中,导致提取不充分。可变卷积(deformable convolution)通过学习额外的偏移量,能够动态调整采样点的位置,使感受野自适应于目标的形状,从而更精确地捕捉缺陷的边缘和细节。

(2) CBAM 优化:尽管背景相对单一,但番茄表面的高光、反光以及传送带的纹理仍然构成干扰。CBAM 模块能够让模型自动学习通道注意力和空间注意力,从而抑制无关背景和噪声,突出缺陷特征。

改进 YOLOv12 结构如图 3 所示。

基于边界框的方法计算速度极快,非常适合集成到高速生产线的实时检测系统中,试验通过该方法计算番茄尺寸。为了克服标准方法对旋转的敏感性,引入旋转边界框计算果形指数。

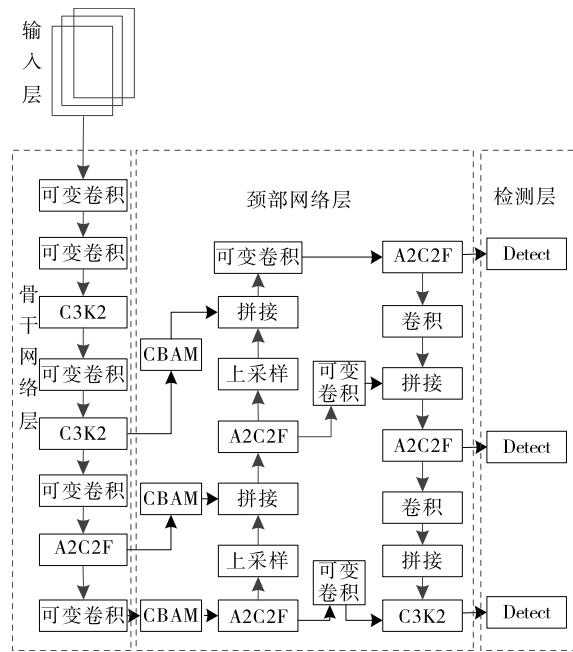


图 3 改进 YOLOv12 结构

Figure 3 Improved YOLOv12 structure

3 番茄内外品质试验

3.1 参数设置

为系统验证所提内外品质检测方法的优越性,构建了一体化试验平台,主要由数据采集装置、上位机 PC、执行机构等组成,数据采集装置作为系统获取番茄品质信息的核心模块,集成高光谱成像单元(光谱仪 ImSpector V10E,光谱检测范围 400~1 000 nm,光谱分辨率 5 nm)与机器视觉成像单元(由 2 台工业彩色相机 Hayear HY-3699 组成,分辨率 1 920 像素×1 080 像素,帧率 ≥120 帧/s,满足高速检测需求)。上位机 PC 搭载定制化的番茄品质检测系统,承担数据预处理、模型分析、结果输出与系统控制功能。执行机构基于上位机 PC 机输出的品质标签,完成番茄的分级分拣。结合 GH/T 1193—2021《番茄》和 NY/T 940—2006《番茄》等标准对番茄进行等级划分,以 GH/T 1193—2021 为依据(因其指标更细化、量化更精准,适配自动化检测需求),同时参考 NY/T 940—2006 的核心分级原则(确保与行业传统标准的兼容性)^[20~21]。将番茄表面划分为存在缺陷(三级)和无缺陷(一级);番茄直径<60 mm(三级),60~80 mm(二级),>80 mm(一级);果形指数为 0.9~1.2(一级),0.8~0.9 或 1.2~1.4(二级),<0.8(三级);番茄可溶性固形物含量>8.0 °Bx(一级)、6.0~8.0 °Bx(二级)、<6.0 °Bx(三级);硬度>3.5 N(一级)、2.5~3.5 N(二级)、<2.5 N(三级)。按照缺陷、番茄直径、果形指数、番茄可溶性固形物和硬度逐级进行划分。有一个指标为三级即三级果,各指标均为一级即一

级果。番茄共1500个,其中一级番茄500个,二级番茄500个,三级番茄500个,一级、二级、三级番茄各采集图像1000张,共计3000张,根据7:1:2比例划分为训练集、验证集和测试集。采用TA.XT Express质构仪,按照GH/T 1193—2021中的“穿刺法”测量番茄硬度,采用便携式数显折射仪PAL-1,依据NY/T 940—2006标准测量可溶性固形物含量。机器视觉采集部分番茄样本如图4所示,番茄原始光谱图如图5所示,系统参数见表1,算法参数见表2。

3.2 试验结果

为了验证试验所提改进COA-LSSVM(内部品质)检

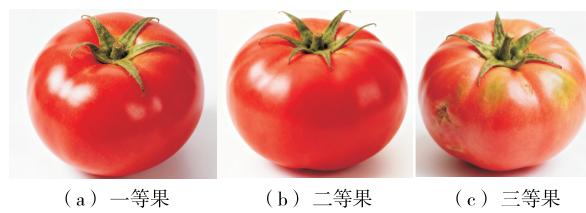


图4 机器视觉采集部分番茄样本

Figure 4 Machine vision collection for some tomato samples

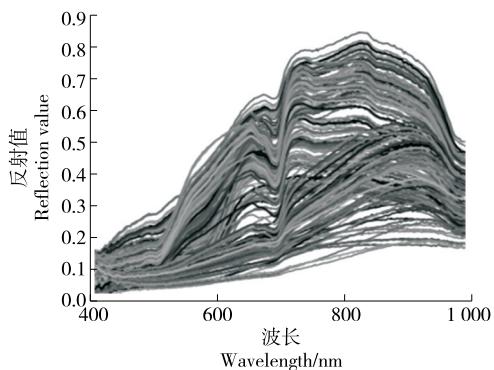


图5 番茄原始光谱图

Figure 5 Original spectrogram of tomatoes

测方法的优越性,选取两类典型对比模型:未优化的基础LSSVM模型(依赖经验选择惩罚系数 C 与核函数参数 σ)、文献[9]改进鲸鱼算法(IWOA)优化LSSVM模型(主流智能优化算法优化的LSSVM)。以均方根误差(RMSE)为适应度函数,训练后模型用于测试集测试,3类方法可溶性固形物和硬度检测曲线如图6所示,可溶性固形物检测结果见表3,硬度检测结果见表4。

表1 系统组成

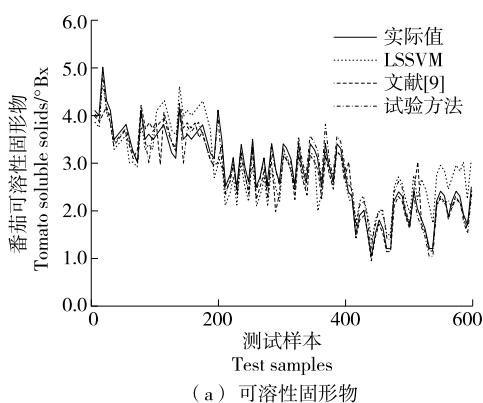
Table 1 System composition

CPU	GPU	Python环境	工业相机	光谱仪	番茄硬度测量	番茄可溶性固形物含量	操作系統	深度学习框架
AMDRyzen 75800H	NVIDIA RTX 3070	GeForce 3.7.7	Python 3699	Hayear V10E	HY-ImSpector TA.XT Express	便携式数显折质构仪	Windows PAL-1	pytorch1.5

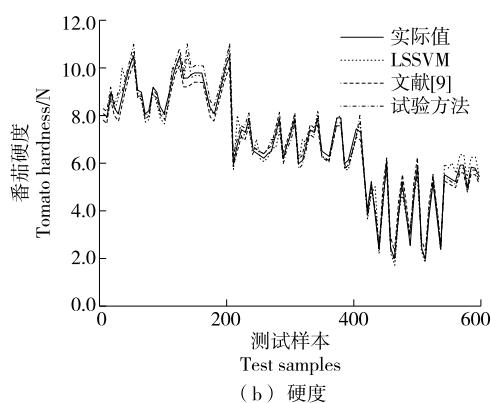
表2 算法参数

Table 2 Algorithm parameters

原图尺寸	初始学习率	批量大小	迭代次数	优化器	种群	最大迭代次数	权重	稳定性参数	α 为随机数	惩罚系数	核函数参数
640像素×640像素	0.001	8	100	AdamW	30	100	[0.4, 0.9]	1.5	0.5	[10 ⁻³ , 10 ³]	[10 ⁻³ , 10 ³]



(a) 可溶性固形物



(b) 硬度

图6 3类方法可溶性固形物和硬度检测曲线

Figure 6 Soluble solids and hardness curves of three methods

表 3 3类方法可溶性固形物检测结果

Table 3 Detection of soluble solids using three methods

方法	决定系数	均方根误差/ $^{\circ}\text{Bx}$	平均检测时间/s
LSSVM	0.884	0.254	0.280
文献[9]	0.943	0.125	0.215
试验方法	0.965	0.082	0.145

表 4 3类方法硬度检测结果

Table 4 Hardness detection using three methods

方法	决定系数	均方根误差/N	平均检测时间/s
LSSVM	0.892	0.205	0.272
文献[9]	0.951	0.102	0.210
试验方法	0.975	0.061	0.131

由图 6、表 3 和表 4 可知,从决定系数(R^2)和 RMSE 指标来看,试验所提改进 COA-LSSVM 方法在番茄可溶性固形物和硬度检测中均表现最优。其中,可溶性固形物检测的 R^2 为 0.965,较 LSSVM 和文献[9]的分别提升 9.16% 和 2.33%。RMSE 仅为 0.082 $^{\circ}\text{Bx}$,较 LSSVM 和文献[9]的分别降低 67.72%,28.29%。硬度检测中,改进 COA-LSSVM 的 R^2 为 0.975,较 LSSVM 和文献[9]的分别提升 9.30% 和 2.52%;RMSE 低至 0.061 N,较 LSSVM 和文献[9]的分别降低 70.24%,40.20%。表明改进 COA 算法对 LSSVM 参数的优化效果更优,能更精准地拟合番茄内部品质与检测信号间的非线性关系,有效降低预测误差。在平均检测时间方面,COA-LSSVM 方法同样展现出明显优势。可溶性固形物检测平均耗时 0.145 s,较 LSSVM 和文献[9]的分别缩短 48.21%,32.56%;硬度检测平均耗时 0.131 s,较 LSSVM 和文献[9]的分别缩短 51.84%,37.62%。这是因为 COA 算法的寻优机制更高效,相较于依赖经验试错的 LSSVM,COA 能快速锁定最优参数组合。相较于 IWOA 算法复杂的种群更新策略,COA 的搜索步骤更简洁,在保证寻优精度的同时,显著减少了参数优化与模型训练的时间成本,更适用于番茄内部品质的快速检测场景。

为验证试验所提外部品质检测方法(以改进 YOLOv12 为核心)的性能优越性,选取两类对照模型进行对比分析:未经过优化处理的原始 YOLOv12 模型和文献[10]提出的改进 YOLOv11 模型(该模型属于当前主流的轻量化改进目标检测模型范畴)。检测过程以相同批次的番茄样本集为测试对象,不同方法检测结果见表 5。

由表 5 可知,试验方法在多个指标的检测性能方面优于现有方法。试验所提改进 YOLOv12 准确率为 99.50%,较 YOLOv12 和文献[10]的分别提升 7.80%,2.31%。在平均精度均值指标上,YOLOv12 的平均精度均值为

表 5 不同方法检测结果

Table 5 Detection results using different methods

方法	准确率/%	平均精度均值/%	检测速度/(帧·s ⁻¹)
YOLOv12	92.30	90.50	78
文献[10]	97.25	95.60	92
试验方法	99.50	99.20	105

99.20%,较 YOLOv12 文献[10]的分别提升 9.61%,3.77%。YOLOv12 的检测速度达到 105 帧/s,与 YOLOv12 相比提升了 34.6%,但较文献[10]的提升了 14.1%。这是因为 YOLOv12 虽检测速度满足基础需求,但因特征提取能力不足,准确率与平均精度均值较低,难以应对复杂缺陷检测场景。文献[10]的改进 YOLOv11 通过轻量化优化提升了检测速度与精度,但对低对比度、小尺寸缺陷的识别能力仍有欠缺。而试验所提改进 YOLOv12 通过特征增强+轻量化设计的双重优化,实现了高准确率—高平均精度—高检测速度的三重突破,充分验证了其在番茄外部品质检测中的优越性。

为验证试验所提检测方法的优越性,选取两类主流检测方案(在语义分割、目标检测与回归结合方面各有优势)作为对比:文献[11]的多尺度残差注意力 U-Net+改进 LSSVM 方法(侧重语义分割与回归结合)和文献[12]的改进 YOLOv8+改进 LSSVM 方法(侧重目标检测与回归结合)。通过检测准确率(分级精度)与平均检测时间(实时性)两大核心指标,在相同测试集(600 个番茄,各等级 200 个)上开展对比试验,以量化评估试验方法的性能优势。不同方法检测效果对比见表 6。

表 6 不同方法检测效果对比

Table 6 Comparison in efficacy of different methods

方法	等级	番茄数量	检测准确数	检测准确率/%	平均检测时间/s
文献[11]	一级	200	185	95.00	0.48
	二级	200	190		
	三级	200	195		
文献[12]	一级	200	190	96.00	0.38
	二级	200	192		
	三级	200	194		
试验方法	一级	200	196	98.67	0.30
	二级	200	198		
	三级	200	198		

由表 6 可知,试验方法性能显著优于对比方法,满足生产线高速检测需求。试验方法平均检测准确率达 98.67%,较文献[11]和文献[12]的分别提升 3.86%,

2.78%。试验方法平均检测时间为0.30 s,较文献[11]和文献[12]的分别缩短37.50%,21.05%。这是因为文献[11]受限于语义分割的高计算量,实时性差。文献[12]虽提升了速度,但小缺陷与中间等级(二级果)分级精度不足。而试验方法通过外部检测架构优化+内部预测参数优化,同时攻克小缺陷漏检、中间等级误判、检测效率低的三大痛点,综合性能最优,可直接应用于番茄产业的自动化分级生产线。

4 结论

试验提出了一种结合高光谱与机器视觉的番茄品质同步、无损和高效检测方法。结果表明,试验所提方法在番茄内外品质检测中均取得了较好的检测效果,在内部品质检测方面,对番茄可溶性固形物和硬度检测的决定系数 >0.965 ,均方根误差 $<0.082^{\circ}\text{Bx}$,耗时 <0.145 s。在外部品质检测方面,缺陷检测准确率 $>99.00\%$ 、平均精度均 $>99.00\%$,检测速度 >100 帧/s。相比于文献[11]和文献[12]的主流方案,试验所提融合系统综合性能更优:平均检测准确率为98.67%,较文献[11]和文献[12]的分别提升3.86%,2.78%;平均检测时间为0.30 s,较文献[11]和文献[12]的分别缩短37.50%,21.05%,攻克了小缺陷漏检、中间等级误判、检测效率低的痛点。但当前高光谱成像设备初期投入较高,对中小企业来说门槛较高,如何通过设备轻量化改造或探索共享检测模式降低适配成本,是扩大应用覆盖面的关键。在生产线常见的复杂背景下(如番茄粘连堆叠、叶片/茎秆残留干扰),系统误检率较高,需进一步优化模型算法与硬件协同方案,强化复杂场景适应性。长期运行中,受番茄品种更迭、设备部件老化等影响,模型易出现检测精度漂移,需建立全周期防控机制。后续可以结合边缘计算设备和建立模型定期校准机制等进一步提高模型的检测性能。

参考文献

- [1] 张雨,饶元,陈文骏,等.不同成熟度番茄果实多模态图像数据集[J].中国科学数据,2025,10(1): 73-88.
ZHANG Y, RAO Y, CHEN W J, et al. A dataset of multimodal images of tomato fruits at different stages of maturity[J]. China Scientific Data, 2025, 10(1): 73-88.
- [2] 丛军,李星.基于电子鼻、电子舌技术的荣昌猪肉及其制品贮藏过程新鲜度检测研究[J].食品安全质量检测学报,2024,15(7): 192-201.
CONG J, LI X. Detection of freshness of Rongchang pork and its products during storage based on electronic nose and electronic tongue technology[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(7): 192-201.
- [3] 孙俊洋,符运来,吕晶,等.基于改进YOLOv7模型的海参苗计数方法研究[J].计算机技术与发展,2024,34(11): 166-171.
SUN J Y, FU Y L, LY J, et al. Study on counting method of sea cucumber seedlings based on improved YOLOv7 model[J]. Computer Technology and Development, 2024, 34(11): 166-171.
- [4] ERNA K H, ROVINA K, MANTHAL S. Current detection techniques for monitoring the freshness of meat-based products: a review[J]. Journal of Packaging Technology and Research, 2021, 5(3): 127-141.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] HUANG J, REN L F, ZHOU X K, et al. An improved neural network based on SENet for sleep stage classification[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2022, 26(10): 4 948-4 956.
- [8] 顾文娟,魏金,阴艳超,等.基于改进DeepLabv3+的番茄图像多类别分割方法[J].农业机械学报,2023,54(12): 261-271.
GU W J, WEI J, YIN Y C, et al. Multi-category segmentation method of tomato image based on improved DeepLabv3+[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 261-271.
- [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] 朱婷婷,滕广,张亚军,等.基于改进YOLO v11的番茄表面缺陷检测方法[J].农业机械学报,2025,56(6): 546-553.
ZHU T T, TENG G, ZHANG Y J, et al. Improved YOLO v11 method for surface defect detection of tomato[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 546-553.
- [11] 施利春,边可可,王松伟,等.基于改进U-Net和IWOA-LSSVM的番茄综合品质检测方法研究[J].食品与机械,2025,41(8): 109-117.
SHI L C, BIAN K K, WANG W S, et al. Research on tomato comprehensive quality detection method based on improved U-Net and IWOA-LSSVM[J]. Food & Machinery, 2025, 41(8): 109-117.
- [12] 郭德超,饶远立,张豪,等.结合机器视觉和光谱技术的番茄

- 综合品质检测方法[J]. 食品与机械, 2024, 40(9): 123-130.
- GUO D C, RAO Y L, ZHANG H, et al. Comprehensive quality detection method for tomatoes combining machine vision and spectral techniques[J]. Food & Machinery, 2024, 40(9): 123-130.
- [13] 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.
- [14] 吕金锐, 付燕, 倪美玉, 等. 基于改进 YOLOv4 模型的番茄成熟度检测方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 134-139.
- LU J R, FU Y, NI M Y, et al. Research on tomato maturity detection method based on improved YOLOv4 model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 134-139.
- [15] 王俊平, 徐刚. 机器视觉和电子鼻融合的番茄成熟度检测方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(2): 148-152.
- WANG J P, XU G. Research on tomato maturity detection method based on machine vision and electronic nose fusion[J]. Food & Machinery, 2022, 38(2): 148-152.
- [16] KAUKAB S, KOMAL, GHODKI B M, et al. Improving real-time apple fruit detection: multi-modal data and depth fusion with non-targeted background removal[J]. Ecological Informatics, 2024, 82: 102691.
- [17] 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.
- [18] 刘光宪, 王丽, 李雪, 等. 3 种天然抗氧化剂对腊肉理化性质的影响[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(15): 6 177-6 184.
- LIU G X, WANG L, LI X, et al. Effects of 3 kinds of natural antioxidants on physicochemical properties of Chinese cured meat[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2021, 12(15): 6 177-6 184.
- [19] DONG P, FENG W H, WANG R, et al. Automatic classification and detection of faulty packaging using deep learning algorithms: a study for industrial applications[J]. Intelligent Methods in Engineering Sciences, 2024, 3(1): 13-21.
- [20] 戴海宸, 韦鑫宇, 徐一新, 等. 基于相位和高光谱的番茄果实多模态融合检测方法[J]. 光子学报, 2024, 53(7): 268-282.
- DAI H C, WEI X Y, XU Y X, et al. Multimodal fusion detection method of tomato fruit based on phase and hyperspectral[J]. Acta Photonica Sinica, 2024, 53(7): 268-282.
- [21] 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.