

基于改进 YOLOv8s 与形态学特征的 香梨分级多缺陷检测系统

王金凯 吴陈陈 成柔欣 吴任涛

(上海科创职业技术学院, 上海 201600)

摘要: [目的] 解决现有香梨采后分拣时残次品漏检率高且分级精度差等问题。[方法] 基于现有的香梨视觉检测系统, 设计一套融合改进 YOLOv8s 算法与多维形态学特征的机器视觉检测系统。通过引入 ECA 注意力机制模块增强 YOLOv8s 模型对细微缺陷的感知能力, 实现香梨的快速精准定位与分割, 结合传统形态学特征提取方法对香梨进行多维度的形状分析从而实现缺陷检测与剔除, 再利用压敏传感器对检测保留的合格品香梨进行分级, 实现香梨的品质筛选和质量分级。[结果] 该系统能显著降低香梨分拣的漏检率, 提高香梨分拣效率, 改进的 YOLOv8s 模型对单个目标分割检测率达 93.7%, 对香梨缺陷的检测准确率达 94.8%, 分级准确率为 97.8%。[结论] 通过融合深度学习与机器视觉检测方法, 可有效满足香梨采后分拣的实际需求。

关键词: 香梨; 果蔬分拣; 机器视觉; YOLOv8; ECA; 缺陷检测; 手眼标定

A multi-defect detection system based on improved YOLOv8s and morphological features for fragrant pear grading

WANG Jinkai WU Chenchen CHENG Rouxin WU Rentao

(Shanghai Technology and Innovation Vocational College, Shanghai 201600, China)

Abstract: [Objective] To address the high missed detection rate of defective fruits and poor grading accuracy in current post-harvest fragrant pear sorting. [Methods] On the basis of an existing visual inspection system for fragrant pears, a machine vision detection system integrating an improved YOLOv8s algorithm and multi-dimensional morphological features is designed. An ECA attention module is introduced to enhance the model sensitivity to subtle defects, enabling fast and precise localization and segmentation of pears. Conventional morphological feature extraction is employed to conduct multi-dimensional shape analysis for identifying and rejecting defective fruits. Pressure-sensitive sensors are then used to grade the remaining qualified pears, realizing comprehensive quality screening and grading. [Results] The proposed system significantly reduces the missed detection rate and improves overall sorting efficiency. The improved YOLOv8s model achieves the single-target segmentation detection rate of 93.7%, the defect detection accuracy of 94.8%, and the grading accuracy of 97.8%. [Conclusion] The detection method integrating deep learning with machine vision effectively meets the practical requirements of post-harvest fragrant pear sorting.

Keywords: fragrant pear; fruit and vegetable sorting; machine vision; YOLOv8; ECA; defect detection; hand-eye calibration

近年来,农产品产后处理自动化需求不断提升,机器视觉与计算机视觉技术在农产品品质检测与分级领域得到了广泛应用^[1-3]。郜梅贵^[4]利用传统形态学特征技术进

行了梨果实表型特征鉴定与大小分级,但易受光线、背景干扰;郝明星^[5]构建了一种基于计算机视觉的猕猴桃果皮颜色分级模型,并探究了其与果实品质的相关性,但依赖

基金项目: 天津市重点研发计划院市合作项目(编号:23YFSHZ00280);天津市教科委科研计划自然科学基金重点项目(编号:2022ZD026)

通信作者: 吴陈陈(1995—),男,上海科创职业技术学院讲师,硕士。E-mail: leoricer@foxmail.com

收稿日期: 2025-11-30 **改回日期:** 2026-05-21

引用格式: 王金凯,吴陈陈,成柔欣,等. 基于改进 YOLOv8s 与形态学特征的香梨分级多缺陷检测系统[J]. 食品与机械, 2026, 42(6): 109-115.

Citation: WANG Jinkai, WU Chenchen, CHENG Rouxin, et al. A multi-defect detection system based on improved YOLOv8s and morphological features for fragrant pear grading[J]. Food & Machinery, 2026, 42(6): 109-115.

果皮颜色特征进行分级,存在评价指标不全面从而误检的问题;何婷婷等^[6]提出了一种基于图像局部方差与亮度矫正的番茄表面缺陷检测方法,主要采用传统图像处理与 SVM 分类器进行缺陷分割,但对缺陷形态多样性适应能力不足;谭厚森等^[7]提出了一种基于改进 YOLOv8n 的香梨目标检测方法以提升检测精度与速度,主要采用单一视觉模态的检测框架,但模型对噪声敏感且对微小缺陷及遮挡目标敏感度不足;赵敏等^[8]提出了一种改进的 YOLOv5s 模型用于食品生产线缺陷检测,引入注意力机制可增强模型对全局特征的提取能力,但计算资源消耗大,难以满足实时性需求。在实际工程场景中,基于手工特征的传统算法泛化能力不足,容易出现虚警和漏报;而采用端到端训练的检测模型,在面对背景杂乱、目标尺寸变化大以及对处理速度有较高要求的任务时,同样存在明显的短板。

针对香梨的多类型及多等级缺陷检测,研究拟研发一套检测系统,该系统将改进后的 YOLOv8s 与形态学特征相结合,并利用多特征融合策略与形态分析。为此,自行采集并标注了 2 500 幅图像,其中覆盖了不同香梨品种、果体大小、拍摄光照条件以及环境背景复杂度等多种变化情况,引入 ECA 注意力机制增强 YOLOv8s 对细微缺陷的感知能力,并结合长宽比、圆形度、轮廓分段、骨架特征等多维形态学参数进行多特征融合判断,实现对腐烂、畸形、破损、划伤等多种缺陷的检测,有效提升复杂缺陷的识别准确率与系统鲁棒性,再结合双速传送带和压敏传感器等硬件系统设计,实现检测到分级的全流程自动化,为香梨采摘后的处理环节构建一种稳定、快捷且具备落地能力的自动化系统,从而克服当前检测方法容易产生漏判或错判的缺陷,进一步促进香梨分级技术在真实场景中的推广与使用。

1 系统设计

整套系统采用分块式结构,包括进料模块、视觉分析模块、不合格品分离模块以及等级划分模块。各个单元借助上层工业计算机 IPC 与可编程逻辑控制器 PLC 实现联动调度,从而保证系统运行过程中的时间顺序与动作协调性,系统整体工作流程如图 1 所示。

1.1 硬件系统设计

整套硬件包括传输带、光照箱、图像采集模块、次品分离模块以及分级筛选机构(见图 2)。当传感器探测到香梨进入目标定位位置时,便会触发摄像头执行图像抓拍;随后 IPC 对缺陷进行识别并下发控制指令,PLC 依据该指令启动剔除机构将不合格果体分离,而合格果则继续送入分级区域。IPC 获取单个香梨的质量数据判断并发出指令,PLC 根据指令启动斜降分选传送带掉入收集箱。

1.2 双速传送带式检测机构配置

考虑到香梨形状不够规整且容易相互堆叠,系统选用振动筛料箱搭配双速输带来实现送料,具体原理如图 3 所示。利用双速传送带的配置实现差速传送,从而实现分段采集。整个传送带段包含进料、图像采集、分拣、分级和出料 5 个工作区域,采用黑色、哑光材质的食品级

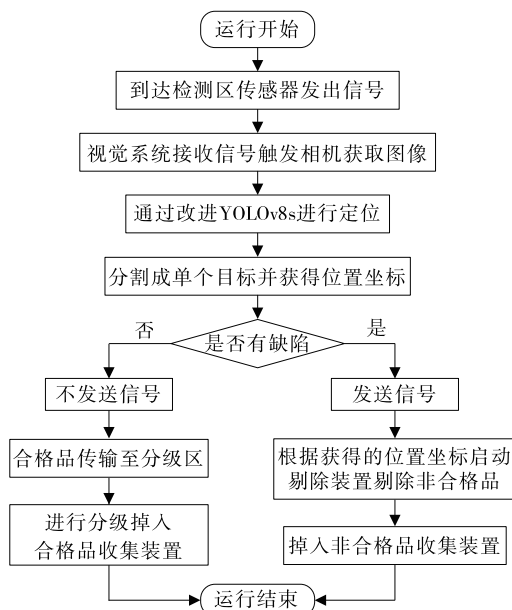


图 1 系统整体工作流程

Figure 1 Overall workflow of the system

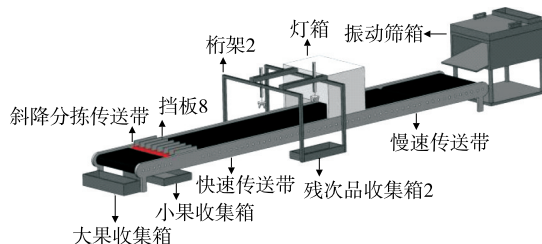


图 2 设备整体

Figure 2 3D model of the overall system

橡胶制作,利用色背景突出香梨表面的亮度差异,有助于提高后续香梨检测的背景分离与目标区域提取的效率。

首先,香梨借助振动给料器被输送至双级速度传输带上,使粘连或叠放的果实彼此分离。与此同时,光电感应器向工控机发送图像采集的触发指令。当香梨运行至面扫描型工业相机的视野中央时,相机抓拍图像,并由工控机实时完成缺陷判别。一旦检测到存在瑕疵的果实,可编程控制器立即驱动机械臂快速抓取并移除该不合格品。随后,挡板将香梨分成单个,通过敏力传感器获取每只果实的质量数据,工控机根据预设的质量指标进行判断,并将相应指令发送给 PLC,控制斜降分选传送带,将

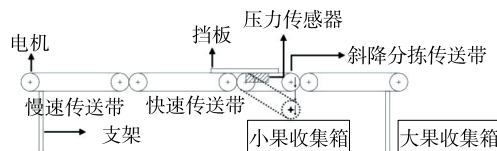


图 3 双速和斜降分选传送带原理图

Figure 3 Schematic diagram of the dual-speed and incline-deceleration sorting conveyor

香梨分成大梨和小梨。最后,合格的果实沿传输带直接落入成品集果箱。为避免发生撞击或拥堵,该段传输带的运行速度与检测段、分拣段的速度保持完全一致。

1.3 斜降分拣传送带

当香梨进入分级区,由压敏传感器采集质量数据,并发送至上位机进行判断,根据不同的质量调整斜降传送带的角度,实现分级。

1.4 相机选型

结合系统 400 mm 的视野需求、0.1 mm/pixel 的精度要求以及 500 mm/s 的产线速度,经计算确定,水平分辨率需 $\geq 4\,000$ pixel,曝光时间需控制在 0.2 ms 内^[9]。综合考量,最终决定采用 Basler ace 2 系列中的 acA4112-30 μm 型号面阵相机。

2 算法设计与实现

香梨属于天然果品,其常见问题包括腐烂、果形不正、表皮破损以及划痕等,具体缺陷(见图4)。这些缺陷在表面结构和纹理特征上与健康部位有所不同,然而受光线条件变化以及果实自身形状不规则等因素影响,采用传统的固定阈值分割或模板匹配手段往往难以适应,从而容易出现漏判和误判的情况。

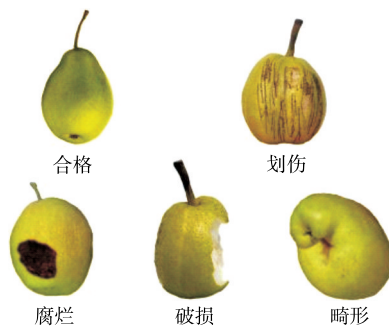


图4 香梨主要缺陷示意图

Figure 4 Schematic diagram of major defects in fragrant pears

为准确识别多种类别的缺陷,采用多特征融合的检测策略,该策略结合了改进型YOLOv8s进行目标定位,再结合香梨的特征形状和边缘轮廓的两段式分析方法(见图5)。先用改进的YOLOv8s检测并框出每个香梨,然后执行图像预处理来提升对比度并去除噪声,接着通过阈值分割与形态学运算获取可能的缺陷区域,再从中抽取形状特征和边缘信息,最终实现香梨的分拣,整个缺陷检测流程如图6所示。

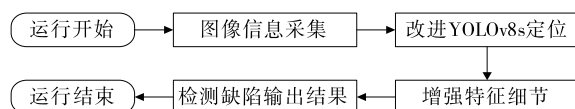


图5 缺陷检测算法流程图

Figure 5 Flowchart of the defect detection algorithm

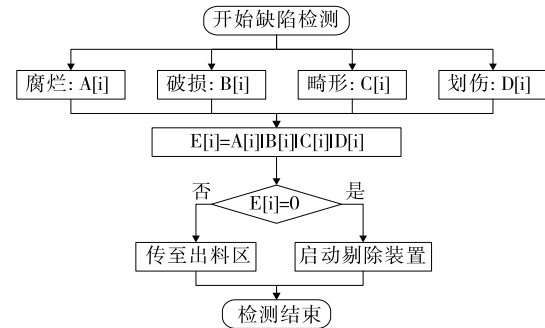


图6 缺陷检测流程

Figure 6 Defect detection flowchart

2.1 基于改进YOLOv8s定位与多特征融合的缺陷检测算法

YOLOv8模型虽具备较强的目标检测^[10-11]与实例分割能力,但直接用于香梨表面细微划伤、早期腐烂等缺陷的精细化识别时,仍存在细节捕捉不充分等问题。若对模型进行深度改进,虽可大幅提升细节捕捉能力,但会大幅降低模型的推理速度。采用常规目标检测方法时,香梨缺陷形态不规则,矩形边界框会包含大量正常果皮区域,干扰微小缺陷特征提取,泛化能力不足,影响分类精度。试验提出的改进YOLOv8s定位加传统形态学特征检测方案可有效解决上述问题。改进YOLOv8s模型负责前端定位,快速提取单个香梨的感兴趣区域,剔除环境背景。局部区域内,传统形态学算法对细微几何结构变化敏感、可解释性强。两者结合,既可降低标注与计算成本,又可提升细微缺陷检测的鲁棒性和检测速度。

2.1.1 YOLOv8s模型结构与训练策略 基于一个预先训练好的YOLOv8s版本,在构建的香梨图像库上进行参数调整。为了全方位衡量该模型的检测能力,将其与若干当前主流的目标检测算法进行横向比较。

图像库共计2 500幅已标注图片,其中包括不同品种、大小、光线环境以及背景条件下的香梨样本。借助随机翻转、亮度扰动和添加噪声等手段进行数据扩充,有效增强了模型对多样场景的适应力。所有试验均在相同的计算平台上完成训练与评测,具体对比结果见表1。

由表1可知,YOLOv8s模型取得了较为理想的检测性能,但对于果体上的微小瑕疵,其识别效果仍有提升空间。面对包含腐烂、畸形等形态各异的复杂样本,YOLO系列模型在香梨个体的定位上展现出显著优势。相比之下,传统机器视觉的阈值分割方法存在泛化能力不足、易受干扰等明显缺陷。因此,试验提出采用YOLOv8s专门用于前端的香梨精准定位。

2.1.2 ECA注意力机制的引入 原始YOLOv8s模型对细小特征的捕捉能力不强,易导致错检和漏检的情况发生。为提高其对香梨果皮上细小缺陷特征的捕获能力,对其主干网络进行修改,采用在网络末端嵌入高效通道注意力模块ECA-Net^[12]的方式以提高其能力。该模块规

表 1 各检测方法的定位准确率

Table 1 Localization accuracy of different detection methods						%
缺陷种类	YOLOv4 模型	YOLOv5 模型	YOLOv6 模型	YOLOv7 模型	YOLOv8 模型	阈值分割法
正常香梨	94.2	95.8	96.1	96.5	97.3	82.1
腐烂缺陷	88.5	90.2	91.0	91.8	93.5	75.3
畸形缺陷	85.3	87.6	88.4	98.1	91.2	70.8
破损缺陷	86.7	88.9	89.5	90.2	92.1	72.4
划伤缺陷	92.1	84.5	85.3	86.0	88.7	68.9
所有类别	87.4	89.4	90.1	90.7	92.6	73.9

了对通道维度的压缩操作,采用局部跨通道信息交互策略,借助一维卷积来自适应地学习各通道的权重分布,从而提升模型对缺陷相关通道特征的响应强度,同时削弱背景区域的干扰。这种方式能在计算开销较小的情况下,强化模型的表达效果。能在保持较高帧率的前提下,保留高的细小特征识别精度,使模型具有较高的综合性能。相关性能对比见表 2,改进后的网络结构示意图如图 7 所示。

2.2 基于改进 YOLOv8s 定位的缺陷检测流程

系统采用基于 YOLOv8s 改进的模型实现香梨的定义,获取传送带上单一香梨的准确坐标(见图 8)。随后依据坐标对图像进行切割,获取对应的香梨局部子图,并将其传输至后续的缺陷识别组件。通过将分析范围限定在目标区域内部,能有效抑制噪声干扰,从而提升对香梨缺陷判定的精准度与判断速度。

2.2.1 图像预处理 得到每个香梨的局部切片后,首先将彩色的 RGB 子图转换为灰度版本,以利于后续的特征

表 2 引入 ECA 前后性能对比

Table 2 Performance comparison before and after integrating the ECA module				%
缺陷种类	基线 YOLOv8s	YOLOv8s+ECA	性能增益	
正常香梨	97.3	97.8	+0.5	
腐烂缺陷	93.5	94.6	+1.1	
畸形缺陷	91.2	92.7	+1.5	
破损缺陷	92.1	93.4	+1.3	
划伤缺陷	88.7	90.2	+1.5	
所有类别	92.6	93.7	+1.1	

辨识。为降低算法模型计算量,凸显香梨缺陷区域的相关纹理属性,先采用图形增强,利用灰度化突出图像的明暗反差,再进行滤波平滑处理,以消除椒盐类噪声,在保留图像边缘轮廓信息的前提下去除无效干扰。预处理后的结果如图 9 所示。

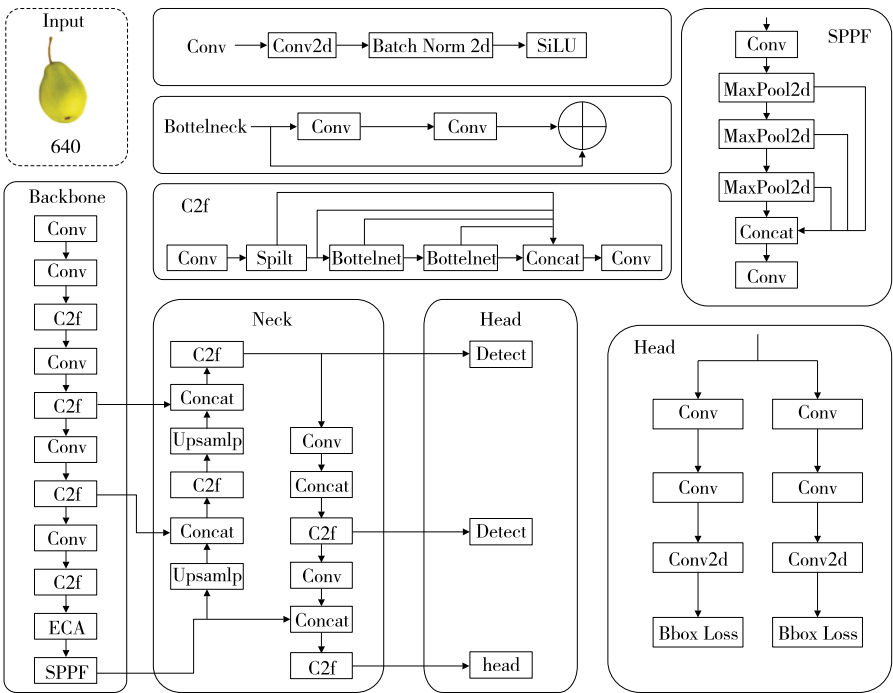


图 7 改进模型网络结构图

Figure 7 Network architecture of the improved model

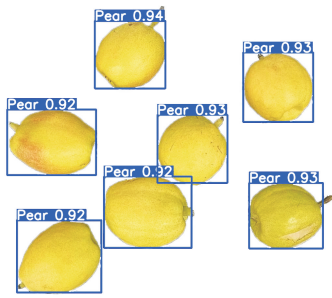


图8 定位效果

Figure 8 Localization results

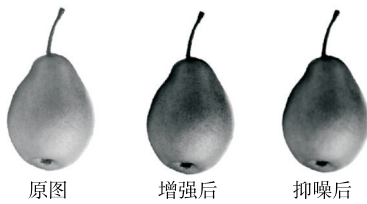


图9 预处理后的香梨

Figure 9 Preprocessed pear images

2.2.2 形状特征提取 针对每一处候选区域,抽取以下3种关键的形状参数作为判断是否有缺陷的依据:

(1) 轴比率:按式(1)计算该区域最小外接矩形的长半轴长度与短半轴长度之间的比值。

$$A_R = \frac{L_1}{L_2}, \quad (1)$$

式中:

A_R ——轴比率;

L_1 ——长半轴, cm;

L_2 ——短半轴, cm。

若轴比率数值偏高,通常意味着香梨发生了畸形或拉伸形变。

(2) 圆度指标:用于量化区域外形趋近于理想圆形的程度,如式(2)所示。

$$C = \frac{4\pi \times A}{P^2}, \quad (2)$$

式中:

C ——圆弧度;

A ——区域的面积, cm^2 ;

P ——区域的周长, cm。

圆形度的值越小,表明区域轮廓越不规整,往往对应着腐烂、表皮破损或较为严重的畸形。

(3) 边界分段数目:在提取出区域的边缘并生成XLD轮廓之后,对轮廓进行分段,根据角度变化进行轮廓拆分,将复杂轮廓转为简单的直线与圆弧轮廓,计算其数量,段数越多,果实表面越粗糙,则越可能产生了果体的破裂或划伤,具体示例如图10所示。

2.2.3 边缘与裂缝特征提取 为了自动识别香梨表皮的划痕与裂口,在对每个候选区进行处理时,利用Sobel算



图10 轮廓分段效果

Figure 10 Contour segmentation results

子独立求出水平与垂直两个方向的梯度分量,再合并生成梯度幅度图,从而凸显出如裂纹等线状边缘结构的强度^[13],结果见图11。对获取的幅度图进行二值化,从而实现缺陷区域的初判。



图11 梯度幅值图像

Figure 11 Gradient magnitude image

为了准确分辨出真正的裂纹和由噪点引起的虚假响应,首先对二值图执行形态学中的细化处理,从而得到宽度仅为单个像素的骨架线条,然后利用像素邻接关系完成连通区域的标注。接着,根据事先设定的形态评价准则,从各连通区域中剔除那些属于假缺陷或无关干扰的部分,具体结果如图12所示。



图12 筛选出的缺陷区域

Figure 12 Screened defect regions

为了建立参考标准,首先提取香梨整体投影所覆盖的像素面积以及其轮廓上的最大直径。在分析缺陷属性时,将检测出的所有缺陷骨架的累计长度相对于上述两个参考量进行归一化处理,由此获得骨架长度所占的比例,并利用该比例作为判断是否存在缺陷的临界值,如式(3)所示。

$$R = \frac{L_{\text{skeleton}}}{\sqrt{A_{\text{per}}}} \quad (3)$$

2.3 缺陷分类与阈值设定

根据上述形态与结构特征,可以将香梨表面缺陷的类型识别转化为以下多个定量指标:区域轴比率、圆度值、轮廓凸包上的异常点数目、轮廓分割后得到的片段数量,以及骨架化后的长度占比与其分叉数量。其中,轴比率用来判定是否存在形状明显伸长或压扁的异常区域;圆度值用于衡量区域偏离完美圆形的幅度,从而对果面凹陷或凸包特征进行确认;轮廓分段数则表示果型特征相关边缘的断裂程度;利用提取的果型骨架长度在整体果型轮廓中的占比结合其轮廓分支数量实现香梨果体的机械性损伤确定。

如果某个被检测部位满足了表 3 中列出的任意一项缺陷判别依据,系统会立即停止对该样本的后续分析流程,将其认定为次品,同时自动发出分拣指令并打上“不合格”标识。反之,若所有缺陷条件均未被触发,则该样本被标注为“正常品”,并允许流转至下一操作阶段。最终检测效果如图 13 所示。

表 3 缺陷阈值设定

Table 3 Defect threshold settings

缺陷种类	轴比率	圆形度	轮廓片段数	骨架长度比例	骨架分叉数
正常香梨	1.5~1.7	0.65~0.80	2~3	≤ 0.85	0~1
腐烂缺陷	< 1.2	0.60~0.75	3~4	> 1.15	2~3
畸形缺陷	> 1.5 或 < 1.2	< 0.60	≥ 6	0.85~1.15	≥ 4
破损缺陷	> 1.8	0.30~0.55	≥ 5	0.85~1.15	2~3
划伤缺陷	1.0~1.4	0.65~0.80	3~4	不连续	1~2(有异常分支)

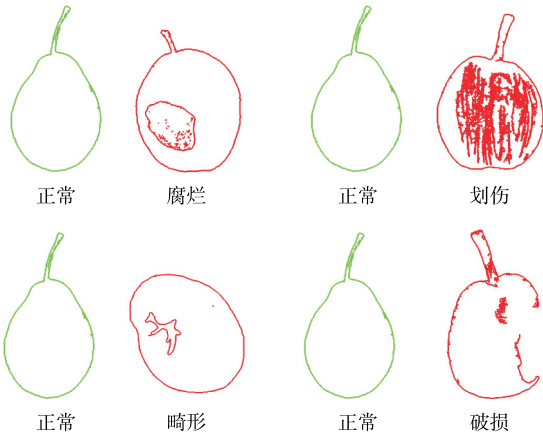


图 13 梯度幅值图像

Figure 13 Gradient magnitude images

2.4 手眼标定系统设计

在执行基于视觉的机械臂抓取作业时,必须构建图像像素坐标与机器人基座坐标系之间的精确对应模型即手眼标定,见图 14。试验采用精度较高的 9 点标定法实现该

映射。通过相机像素坐标系 $O_{\text{pix}}-uv$,机械臂基座坐标系 $O_{\text{base}}-XYZ$,建立像素坐标到基座坐标的转换关系^[9],见图 15。该过程依赖相机内参矩阵 K 与手眼转换矩阵 H ,通过相机内参模型与手眼坐标转换关系,快速建立完整转换链。

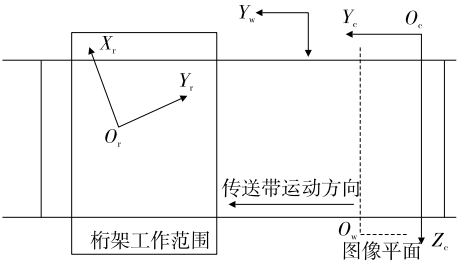


图 14 手眼标定模型

Figure 14 Hand-eye calibration model

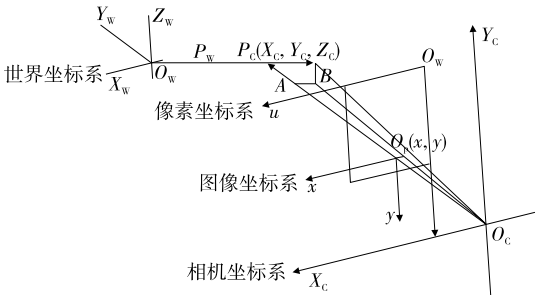


图 15 标定坐标系

Figure 15 Calibration coordinate system

3 试验与结果分析

利用平台开展软件层面的测试,共选用 500 枚香梨作为测试样本,其中大果 300 枚,小果 200 枚。在此基础上,依托所建立的香梨缺陷检测装置,将计算视觉与经典机器视觉手段相融合,分别针对腐坏、形变、果皮破损及划痕等缺陷,对 500 个样本逐一进行检测;采用压敏传感器与双速传送带相结合的分级方式,将小梨与大梨分开收集。各缺陷类型检测结果见表 4,其中正常香梨的识别准确率最高,达 99.0%;腐烂、畸形、破损缺陷的准确率分别为 97.0%,94.0%,95.0%,检测效果均较为理想;划伤缺陷的准确率仅为 89.0%,是制约整体检测精度的主要瓶颈。全部样本的平均缺陷检测准确率为 94.8%,证明所提视觉

表 4 缺陷测试结果

Table 4 Defect detection results

缺陷类型	样品数	正确检测数	准确率/%
正常香梨	100	99	99.0
腐烂缺陷	100	97	97.0
畸形缺陷	100	94	94.0
破损缺陷	100	95	95.0
划伤缺陷	100	89	89.0
所有类别	500	474	94.8

融合方法可行有效。分级检测结果见表5,大梨和小梨的分级准确率分别为97.6%和98.0%,总体平均分级准确率达到97.8%,表明基于压敏传感器与双速传送带的分级机制精度高、稳定性好,能够满足香梨产线高精度分选的实际需求。

表5 分级测试结果
Table 5 Grading test results

类型	样品数	正确检测数	准确率/%
大梨	300	293	97.6
小梨	200	196	98.0
合计	500	489	97.8

4 结论

研究提出了一种基于改进YOLOv8s与形态学特征的香梨多级多缺陷检测系统。结果表明,系统对多缺陷的平均检测准确率达94.8%,分级平均准确率为97.8%,确保每个对象从采集到判别完毕的总耗时不超过0.8 s,以此达到高速分选流水线对实时响应性能的要求。通过引入ECA注意力机制增强YOLOv8s对细微缺陷的感知能力,并结合长宽比、圆形度、轮廓分段数、骨架特征等多维形态学参数进行多特征融合判断,实现对腐烂、畸形、破损、划伤等多种缺陷的检测,并进行剔除。试验系统依赖形态学阈值进行缺陷判断,缺陷类型覆盖有限,仅针对腐烂、畸形、破损、划伤等典型表面缺陷进行研究,对内部瑕疵等潜在缺陷类型的检测能力尚显不足,后续可结合近红外光谱等特征光谱技术进行拓展,以满足香梨自动分拣与分级的实际需求。

参考文献

- [1] 任越美,李奎,张军锋,等.融合改进YOLOv11与动态分选策略的食品自动化分选系统研究[J].食品与机械,2025,41(9): 82-90.
REN Y M, LI L, ZHANG J F, et al. Food automated sorting system integrated with improved YOLOv11 and dynamic sorting strategy[J]. Food & Machinery, 2025, 41(9): 82-90.
- [2] 王宇航,曹洪武.计算机视觉技术在农业领域的应用[J].现代农业科技,2024(4): 178-181.
WANG Y, CAO H W. Application of computer vision technology in the field of agriculture[J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2024(4): 178-181.
- [3] 杨婷婷,郭志勋,雷定湘,等.机器视觉技术在农业中的应用[J].安徽农学通报,2021,27(18): 110-111.
YANG T T, GUO Z X, LEI D X, et al. Application of machine vision technology in agriculture[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2021, 27(18): 110-111.
- [4] 郝梅贵.基于机器视觉的梨果实表型特征鉴定与分级方法研究[D].南京:南京农业大学,2022: 1-72.
GAO M G. Study on the characterization of phenotypic traits and grading method of pear fruit based on machine vision[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2022: 1-72.
- [5] 郝明星.基于猕猴桃果皮颜色的分级方法及品质评价[D].咸阳:西北农林科技大学,2025: 1-54.
HAO M X. A grading method based on the color of the kiwifruit skin and quality evaluation[D]. Xianyang: Northwest A & F University, 2025: 1-54.
- [6] 何婷婷,姚继超,张钟莉莉,等.基于图像局部方差的亮度校正下番茄表面缺陷检测方法[J].食品与机械,2023,39(9): 128-133, 161.
HE T T, YAO J C, ZHANG Z L L, et al. Tomato surface defect detection method based on image local variance considering brightness correction[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 128-133, 161.
- [7] 谭厚森,马文宏,田原,等.基于改进YOLOv8n的香梨目标检测方法[J].农业工程学报,2024,40(11): 178-185.
TAN H S, MA W H, TIAN Y, et al. Improved YOLOv8n object detection of fragrant pears[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(11): 178-185.
- [8] 赵敏,范英,高思伟,等.结合Swin-Transformer的改进YOLOv5s包装盒缺陷检测算法[J].制造业自动化,2024,46(12): 34-40.
ZHAO M, FAN Y, GAO S W, et al. Improved YOLOv5s packaging defect detection algorithm combined with swin-transformer[J]. Manufacturing Automation, 2024, 46(12): 34-40.
- [9] 葛根波,吴陈陈,吴任涛,等.融合YOLOv8与形态学特征的马铃薯分级多缺陷检测系统[J].粮油食品科技,2026,34(1): 170-178.
GE G B, WU C C, WU R T, et al. An integrated YOLOv8 and morphological features-based system for multi-defect detection in potato grading[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2026, 34(1): 170-178.
- [10] 周韩莲,叶青,刘文祺.复杂背景下的轻量级遥感军用飞机目标检测[J].光电工程,2025,52(2): 240270.
ZHOU H L, YE Q, LIU W Q. Lightweight remote sensing military aircraft target detection in complex backgrounds[J]. Opto-Electronic Engineering, 2025, 52(2): 240270.
- [11] 陈漾,钟小勇,刘钱强.基于多尺度特征融合的遥感图像目标检测算法[J].电光与控制,2025,32(8): 45-52.
CHEN Y, ZHONG X Y, LIU Q Q. An object detection algorithm based on multi-scale feature fusion for remote sensing image[J]. Electronics Optics & Control, 2025, 32(8): 45-52.
- [12] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA: IEEE, 2020: 11 531-11 539.
- [13] 黄秀娟.基于Sobel算子的板件钢材表面裂纹数字图像识别研究[J].软件,2024,45(4): 77-79.
HUANG X J. Research on digital image recognition of surface cracks in plate steel based on sobel operator[J]. Software, 2024, 45(4): 77-79.