

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60032

基于改进 YOLOv7-tiny 的苹果缺陷识别方法

李俊¹ 曹博涛² 彭新东³

(1. 广东省南方技师学院, 广东 韶关 512023; 2. 陕西科技大学, 陕西 西安 710021;

3. 韶关学院, 广东 韶关 512005)

摘要: [目的] 提高苹果缺陷和分类准确率。[方法] 提出一种基于改进 YOLOv7-tiny 的苹果缺陷识别方法。设计了多角度图像采集系统, 对苹果表面进行采样和增强; 利用 YOLOv7-tiny 网络提取苹果特征; 通过改进模糊 C 均值聚类 (IFCM) 算法对提取的特征进行降维压缩; 采用改进浣熊优化算法 (ICOA) 自动优化 YOLOv7 模型的超参数。对比分析不同分辨率、批量大小下, 所提方法与 ResNet+FPN、YOLOv5s、PP-YOLOE 等方法的苹果缺陷识别与分类性能。[结果] 所提方法在样本分辨率 224 像素×224 像素时检测准确率可达 98.6%, 召回率达 97.9%, 单张图像平均检测时间仅 50 ms 左右, 显著优于所对比方法。[结论] 该系统具备高精度和实时性, 能够有效提高苹果分类效率和质量, 对水果自动分拣具有重要工程意义。

关键词: 苹果缺陷识别; YOLOv7-tiny; 模糊 C 均值; 浣熊优化算法; 图像增强

An apple defect identification method based on improved YOLOv7-tiny

LI Jun¹ CAO Botao² PENG Xindong³

(1. Guangdong Province Nanfang Technician College, Shaoguan, Guangdong 512023, China; 2. Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an, Shaanxi 710021, China; 3. Shaoguan University, Shaoguan, Guangdong 512005, China)

Abstract: [Objective] To improve the accuracy of apple defect identification and classification. [Methods] An apple defect identification method based on improved YOLOv7-tiny is proposed. Firstly, a multi-angle image acquisition system is designed to sample and enhance the surface of the apple. Then, the YOLOv7-tiny network is used to extract the features of the apple. The extracted features are dimensionally reduced and compressed with the improved fuzzy C-means clustering (IFCM) algorithm. Finally, the improved coati optimization algorithm (ICOA) is adopted to automatically optimize the hyperparameters of the YOLOv7 model. The proposed method is compared with other methods, such as ResNet+FPN, YOLOv5s, and PP-YOLOE, in terms of apple defect identification and classification performance under different resolutions and batch sizes. [Results] When the sample resolution is 224 pixels×224 pixels, the proposed method achieves the detection accuracy of 98.6% and the recall rate of 97.9% and takes only about 50 ms to detect a single image on average, outperforming the other methods. [Conclusion] This system has high precision and real-time performance and can effectively improve the classification efficiency and quality of apples, which is of great engineering significance for the automatic sorting of fruits.

Keywords: apple defect identification; YOLOv7-tiny; fuzzy C-means; coati optimization algorithm; image enhancement

苹果作为中国种植面积最广、产量最高的水果之一, 其外观品质对市场售价和消费者选择具有决定性影响。随着果品出口和冷链加工需求不断提高, 传统依赖人工目视的分选方式已无法满足现代农业对效率、稳定性和

标准化的要求。基于机器视觉的智能检测与分拣系统, 能够快速、高效地对果品进行缺陷识别和等级分类, 正逐步成为果蔬加工企业提质增效的关键手段^[1]。苹果作为典型的高表面完整性果品, 其表皮瑕疵如病斑、擦伤、凹

基金项目: 陕西省国际科技合作计划重点项目(编号: 2020KWZ-015); 广东省教育和职业培训课题项目(编号: KT2023019)

通信作者: 李俊(1985—), 男, 广东省南方技师学院高级工程师, 硕士。E-mail: zhng31@126.com

收稿日期: 2025-03-23 改回日期: 2025-07-30

引用格式: 李俊, 曹博涛, 彭新东. 基于改进 YOLOv7-tiny 的苹果缺陷识别方法[J]. 食品与机械, 2025, 41(8): 100-108.

Citation: LI Jun, CAO Botao, PENG Xindong. An apple defect identification method based on improved YOLOv7-tiny[J]. Food & Machinery, 2025, 41(8): 100-108.

陷、虫孔等,不仅种类复杂、形态各异,而且在不同光照、角度、采摘批次下表现出明显的纹理差异^[2]。因此,开发一种高精度、高鲁棒性、低延迟的智能视觉识别方法,不仅可显著提升分拣效率和产品一致性,而且对促进果品深加工机械化和智能化转型具有重要应用价值^[3]。

近年来,机器视觉与深度学习技术快速发展,已在水果识别领域取得显著进展^[4]。国内外学者在目标识别模型方面主要采用YOLO、Faster R-CNN、RetinaNet等经典框架对水果表面缺陷进行检测识别^[5]。例如,陈娃蕊等^[6]基于YOLOv5设计了柑橘分级系统,实现了多尺度目标的快速检测;贾雪莹等^[7]利用改进YOLOv7网络检测柑橘表面缺陷,在复杂背景下取得较高识别精度;Gao等^[8]研究了一种基于深度学习(跳跃连接SAM+跳跃连接注意力机制+最大熵选择优化+跳跃损失计算)的苹果缺陷检测和分级系统,该系统集成了各种先进的图像处理技术和机器学习算法,以提高苹果质量监测的自动化程度和准确性。然而现有方法存在以下问题:①多数检测模型参数量较大,难以部署于资源受限的嵌入式系统^[9];②模型在不同分辨率、光照条件下易出现过拟合或误检^[10];③部分研究忽略了图像特征间的冗余性,导致系统响应时间过长,难以适应高速生产线实时分拣要求^[11]。此外,已有研究大多聚焦于单一任务(如缺陷检测),缺乏对果品重量估计、标签识别等多模态信息的融合处理,限制了系统的智能化水平和工程适应性^[12]。

针对上述问题,研究拟提出一种基于机器视觉的苹果生产线智能识别系统,重点解决苹果表面多类型缺陷识别关键任务。系统整体以YOLOv7-tiny为核心模型,结合改进模糊C均值聚类(IFCM)算法压缩特征冗余,并引入改进浣熊优化算法(ICOA)对YOLOv7-tiny模型结构与超参数进行协同优化,以实现模型轻量化、训练加速和检测精度提升。

1 苹果缺陷识别系统设计

为通过所提方法实现苹果生产线高速、稳定的缺陷检测与智能分拣,搭建了一套集图像采集、智能检测与执行控制于一体的机器视觉检测与分拣系统。系统整体结构采用“前端采集+中控处理+后端执行”的模块化分布式架构,支持工业现场实时部署与多通道并行处理。系统充分考虑了果品输送工况、工业图像成像原理与深度学习模型实时性,具备良好的通用性、兼容性与可扩展性。

1.1 系统整体结构

系统整体如图1所示,主要由三大子系统构成:视觉图像采集系统、图像处理与智能识别系统和执行控制与信息交互系统。

(1) 视觉图像采集系统:负责在流水线运行过程中对苹果表面进行多角度高分辨率图像采集,确保图像完整

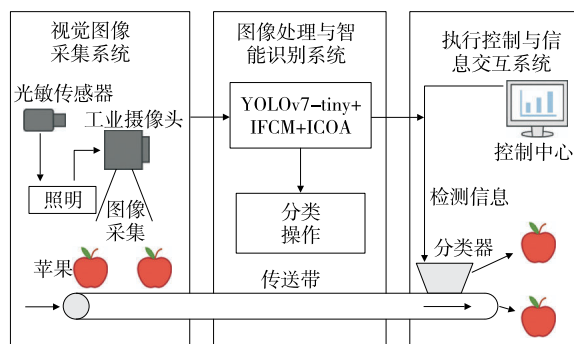


图1 系统总体结构框图

Figure 1 Overall architecture of the apple visual inspection and sorting system

覆盖果面纹理特征。

(2) 图像处理与智能识别系统:基于YOLOv7-tiny检测模型,结合IFCM特征压缩与ICOA超参数优化算法,实现缺陷目标检测、重量粗估与标签识别任务。

(3) 执行控制与信息交互系统:通过PLC/嵌入式控制器解析识别结果,并驱动剔除/分流装置完成不同级别苹果的精准分拣,同时记录检测信息上传生产控制中心。

系统运行过程中,苹果在输送带上以恒定线速度通过检测区域。每个苹果在进入拍摄窗口前由光电传感器进行触发,启动工业相机同步采集不同角度图像,视觉系统在毫秒级响应时间内完成检测并发出控制指令,后端执行系统据此完成分拣动作,全流程自动闭环。

1.2 图像采集系统设计

苹果的外观检测准确率高度依赖于图像质量及视角完整性。为获取无重叠、无遮挡的果面图像,系统采用“三视角拍摄+赤道滚动”方式布置图像采集通道。苹果在皮带输送系统上被迫滚动,由3台线阵CCD工业相机沿其运动方向依次布置,拍摄间隔为120°,相机下方布置红外触发光电开关,用于启动图像采集。为避免光照干扰,系统配有恒流LED面光源和遮光暗箱,有效消除反光、阴影等成像噪声。

工业相机参数为:分辨率2 048×2 048,帧率60帧/s,曝光时间2 ms,配合GigE高速数据通道实时回传图像。图像采集系统可在单个输送通道上实现约3张/果图像信息的覆盖采集,足以保障后续视觉模型获得完整、连续的果面信息。

1.3 控制与执行系统

执行控制部分包括嵌入式主控处理器(工控机)、现场总线控制器(PLC)、剔除气缸/机械拨杆、同步编码器、检测信号显示终端等组成。系统采用Modbus TCP/IP协议实现模块间通信,图像数据与控制命令分路分时处理,互不干扰。

视觉检测模块部署于嵌入式主控设备上,采用

CUDA 加速 YOLOv7-tiny 模型推理。在检测出缺陷类别、区域、估算重量及标签信息后,将结构化结果通过缓存区写入 PLC 控制器。后端分拣控制系统则根据当前目标苹果所在位置,由脉冲编码器结合预设时间偏移预测其位置,控制目标通道处剔除气缸/电动挡板动作,实现果品在实时流动状态下的准确分流。

分拣机构根据需求配置为“推杆式”,最多支持 5 级果品分流,且所有执行结构均采用高响应、高寿命的工业电控元件,确保高负载条件下连续稳定运行。

1.4 系统流程与功能模块

系统完整运行流程具体包括:

- (1) 触发同步采集:苹果通过前段光电检测传感器,触发 3 台工业相机依次采集果面图像。
- (2) 图像预处理:采集图像进行归一化、滤波、裁剪、数据增强等操作。
- (3) YOLOv7-tiny 推理:利用优化后的轻量模型识别图像中存在的表面缺陷目标、条码标签及几何特征。
- (4) IFCM 特征压缩:对提取到的高维特征图进行模糊聚类降维,压缩特征数量,减小后处理计算量。
- (5) ICOA 优化决策:模型超参数已通过 ICOA 优化提前训练完毕,部署阶段快速推理并输出检测结果。
- (6) 结果回传与剔除控制:将分类与分级结果发送至

PLC,实现同步剔除与分拣。

(7) 数据记录与可视化:将检测数据存入工业数据库,同时反馈至主控制终端用于统计与显示。

整个流程实现了果品检测、识别、决策、控制和剔除的完整闭环,且系统具备高容错性,支持分区冗余部署和故障转移处理,满足全天候大批量果品自动化分选需求。

2 材料与方法

为实现对苹果表面缺陷的精准识别,在系统框架中引入轻量级 YOLOv7-tiny 目标检测模型,并融合改进模糊 C 均值聚类(IFCM)与改进浣熊优化算法(ICOA)构建苹果外观智能识别方法。该方法具有模型小、计算快、检测准等特点,能够满足实时在线分拣的需求。改进 YOLOv7-tiny-IFCM-ICOA 总体流程如图 2 所示。

图 2 中,提出的缺陷检测框架在 YOLOv7-tiny 网络中集成了 IFCM 特征压缩模块和 ICOA 超参数优化模块。具体地,IFCM 模块位于主干网络输出与检测头输入之间,对提取出的深度特征图进行通道维度的聚类压缩;ICOA 模块则集成在训练流程中,用于自动优化 YOLOv7-tiny 的关键超参数。ICOA 优化的超参数包括初始学习率、锚框尺寸、置信度阈值等,其目标是使验证集上的检测平均精度(mAP)最大化。

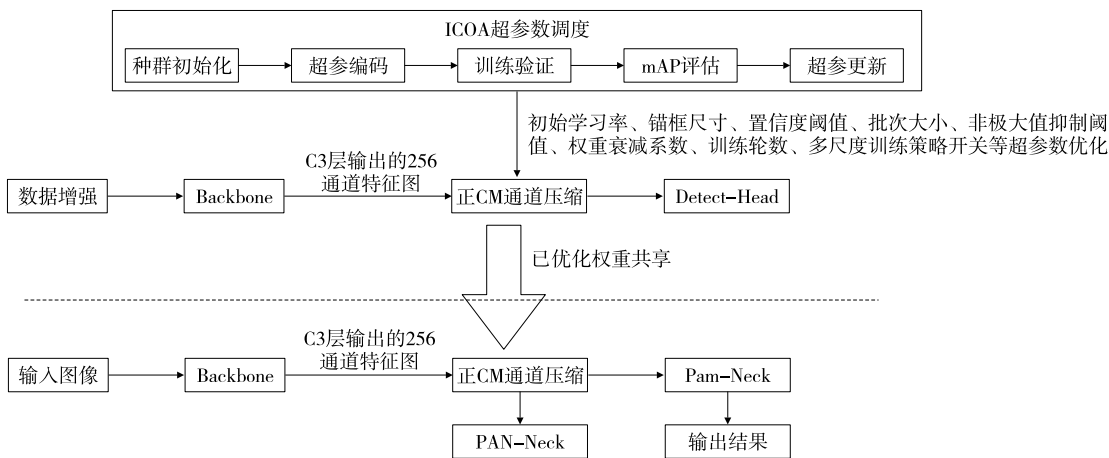


图 2 改进 YOLOv7-tiny-IFCM-ICOA 总体流程

Figure 2 Overall process of improved YOLOv7-tiny-IFCM-ICOA

2.1 YOLOv7-tiny 网络结构与目标检测原理

YOLOv7-tiny 是 YOLOv7 系列中为边缘部署设计的轻量版本,兼具高检测精度与快速推理速度^[13]。其结构主要包括三部分:

- (1) Backbone 主干网络:用于多层次特征提取,采用 CBS 模块(Conv+BN+SiLU)及 ELAN 结构增强通道交互能力。
- (2) Neck 特征融合网络:通过路径聚合网络(PAN)结

构与上采样模块实现不同层级特征的横向融合。

(3) Head 输出层:负责多尺度(80×80,40×40,20×20)目标检测任务的分类与定位。

网络结构共包含 3 个检测分支,分别适配小、中、大目标检测。YOLOv7-tiny 模型接受 224×224 输入图像,输出每张苹果图像的缺陷类别、位置框与置信度信息^[14]。

YOLO 系列以回归方式直接预测目标框的位置与类别,其损失函数定义为^[15]:

$$L_{\text{total}} = \lambda_{\text{cls}} \cdot L_{\text{cls}} + \lambda_{\text{obj}} \cdot L_{\text{obj}} + \lambda_{\text{box}} \cdot L_{\text{box}}, \quad (1)$$

式中:

L_{total} ——总损失;

L_{cls} ——类别损失;

L_{obj} ——置信度损失;

L_{box} ——目标框位置损失;

λ_{cls} 、 λ_{obj} 、 λ_{box} ——各部分损失的权重系数,需根据任务调整。

2.2 特征压缩

YOLOv7-tiny输出的多层特征图存在高维冗余性,若直接输入至后处理模块,会增加计算量、影响速度。为此,所提方法在特征提取后引入IFCM算法对特征向量进行降维压缩,从而实现轻量化推理。

2.2.1 经典FCM原理 模糊C均值(FCM)是一种软聚类算法,适用于不确定性特征分类^[16]。其目标函数如式(2)所示^[17]。

$$J_m = \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2, \quad (2)$$

式中:

J_m ——所有输入特征到聚类中心加权最小距离的平方;

x_i ——第*i*个输入特征;

v_j ——第*j*个聚类中心;

u_{ij} ——样本属于第*j*类的隶属度;

m ——模糊系数,取2;

c ——聚类个数;

n ——输入特征个数。

u_{ij} 和 v_j 的更新公式分别为:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_j\|}{\|x_i - v_k\|} \right)^{2/(m-1)}}, \quad (3)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m}. \quad (4)$$

2.2.2 IFCM特征压缩合理性与压缩流程 传统FCM在高维特征上计算复杂度,压缩不稳定。提出以下两点改进,得到IFCM:

(1) 引入特征选择权重因子,构建通道加权距离度量,提高关键特征聚类贡献度。

(2) 增加自动聚类数搜索机制,利用Davies-Bouldin指数自适应确定聚类数*c*,提升鲁棒性^[18]。

聚类完成后,保留每类中最靠近簇中心的代表特征向量,其余特征予以压缩或舍弃,实现降维。

压缩比例设定为:

$$R_c = \frac{C'}{C} \times 100\%, \quad (5)$$

式中:

R_c ——压缩比例;

C ——原始通道数;

C' ——压缩后通道数($C' < C$)。

YOLOv7-tiny是YOLOv7的轻量版本,作为最新一代的实时目标检测网络,它在速度和准确率方面表现优异。其骨干网络主要通过步幅和池化实现空间分辨率的降低,但对特征通道维度并未显著压缩。因此,该研究在主干网络输出后插入了IFCM模块进行聚类降维,以进一步降低通道维度。具体来说,将主干网输出的特征张量沿通道维度输入IFCM模块,IFCM根据特征相似性将高维特征划分为若干簇,每个簇由聚类中心表示,从而实现通道维度上的降维。线性降维方法如PCA在处理具有高度非线性纹理特征(如果斑、虫咬、光照纹理等)时存在主成分信息损失问题。而IFCM以非监督方式保留聚类结构,能更好地保留图像语义结构与边界信息,适用于非结构缺陷识别场景。

为对比IFCM与PCA的降维效果,设计了IFCM与经典PCA方法降维能力的对比试验。试验采用相同的特征张量输入(来自YOLOv7-tiny Backbone最后一层的输出),对比IFCM、PCA与不降维3种方案在验证集上的特征保留率(按重构误差衡量,重构误差定义为原始特征与重构特征之间的均方误差)和所有类别的平均检测准确度,对比结果如表1所示。

表1 IFCM与经典PCA方法降维能力的对比

Table 1 Comparison of dimensionality reduction capability between IFCM and classical PCA method

方法	特征通道数	重构误差	所有类别的平均检测准确度/%
不降维	256	—	97.2
PCA	23	0.038	95.5
IFCM	25	0.021	97.0

由表1可知,IFCM在只保留约10%通道数的前提下,重构误差仅为PCA的55%,说明IFCM的聚类中心能够更准确保留关键语义;所有类别的平均检测准确度仅比不降维的下降了0.2%,而PCA则下降了1.7%。

2.3 模型超参数优化

模型超参数(如学习率、锚框大小、批量大小)对YOLOv7性能影响显著。传统人工调参效率低,易陷入局部最优。为此,设计改进的浣熊优化算法(ICOA)对超参数进行自动寻优。

2.3.1 COA基本模型 浣熊优化算法(COA)采用如下更新公式^[19]:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t + r_1 \cdot (G - r_2 \cdot X_i^t), & \text{狩猎阶段} \\ G + r_3 \cdot (X_j^t - r_4 \cdot X_i^t), & \text{逃逸阶段} \end{cases}, \quad (6)$$

式中:

X_i^{t+1} ——第 i 个个体在 $t+1$ 代的位置;

X_i^t ——第 i 个个体在 t 代的位置;

G ——当前最优解;

X_j^t ——随机选取的另一个个体;

r_1, r_2, r_3, r_4 —— $(0, 1)$ 区间内的随机数。

2.3.2 多目标 ICOA 超参优化 为提升 COA 的收敛稳定性和全局搜索能力,在原始 COA 基础上引入:

(1) 正态扰动+Levy 飞行扰动函数组合,增强局部搜索^[20]。

(2) 多子群体并行进化结构,提高种群多样性。

(3) 动态适应因子,实现早期探索、后期收敛的平滑调节。

优化目标函数定义为模型均值平均精度($m_{mAP, val}$)最大化,即:

$$\min f(X) = \min \{-m_{mAP, val}(X)\}, \quad (7)$$

式中:

X ——所有待优化超参数组成的向量。

搜索空间包含批量大小、学习率、锚框比例等多个维度,编码长度 12 位,最大迭代次数设定为 100 轮。

最终输出为最优超参数组合,回填至 YOLOv7 训练流程中,指导后续训练过程。

所提方法采用改进的群体智能优化算法 ICOA 对 YOLOv7-tiny 的关键超参数进行自动寻优。具体优化的超参数包括:初始学习率(搜索范围 $[0.001, 0.1]$)、锚框尺寸(根据数据集目标尺寸预设候选值)、置信度阈值($[0.1, 0.9]$)等。优化目标函数设定为在验证集上最大化检测平均精度。实现过程中,ICOA 算法在每一代生成一组候选超参数配置,将其应用于 YOLOv7-tiny 训练并评估验证精度,根据评估结果更新搜索策略。为了验证 ICOA 的优势,进行了对比试验:结果显示在相同搜索预算下,ICOA 找到的超参数组合使模型在验证集上的平均精度高于网格搜索。

3 图像数据集构建与试验设置

为验证所提方法在实际生产场景中的适用性,自行采集并构建了面向苹果缺陷识别任务的图像数据集,并基于此数据集开展模型训练与综合测试试验。

3.1 图像数据采集与增强

图像采集平台安装于某果品加工企业自动输送线侧部,采用 3 台 500 万像素的工业相机(acA2500-14gm 型,巴斯勒电气(苏州)有限公司)对运动中的苹果进行多角度拍摄。采集光源使用高显指 LED 阵列灯,照射角度固定

为 45° ,以避免反光与阴影干扰,如图 3 所示。



图 3 图像采集平台示意图

Figure 3 Schematic diagram of image acquisition platform

采集总计图像样本 12 000 张,覆盖多品种、多批次苹果,为确保类别均衡,将 12 000 张样本按缺陷划分为正常果(4 470 张)、轻微缺陷(3 140 张)、严重缺陷(2 260 张)、标签识别(2 130 张)4 类,并按 8:1:1 划分训练/验证/测试集。

所有图像通过 LabelImg 工具进行边界框标注,标注标准如表 2 所示。缺陷类别编码为 0~3,分辨率统一调整为 $224 \text{ 像素} \times 224 \text{ 像素}$,便于深度模型训练。数据增强采用随机水平翻转、随机裁剪、亮度与对比度调整等方式,以增加模型的泛化能力。

表 2 标注标准

Table 2 Dimensional criteria

项目	具体标准/参数
标注单位	采用 LabelMe, 像素级多边形精标;导出 COCO-format JSON
缺陷面积阈值	≥ 300 像素记为有效缺陷;小于阈值视为噪声剔除
类别标签	虫咬、病斑、擦伤、凹陷
亮度调整	γ -校正: $\gamma \in [0.8, 1.2]$,步长 0.05
对比度调整	线性拉伸: $\alpha \in [0.9, 1.1]$
随机裁剪	裁剪比例 0.8~1.0,保持目标完整
旋转	$\pm 10^\circ, \pm 20^\circ$
高斯噪声	方差为 5、平均值为 0 的正态分布

经过 5×5 抽样预试验,上述增强组合使验证集平均精度提升 1.3%,同时未引入过拟合。

3.2 试验硬件与训练参数设置

试验参数设置和平台配置分别如表 3 和表 4 所示,全部模型均部署在统一硬件环境下运行。模型训练过程基于 Pytorch 1.13 框架,使用预训练 YOLOv7-tiny 参数作为初始模型,通过 ICOA 算法确定表 4 所示的最优超参数组合。

表3 训练参数设置

Table 3 Training parameter settings

初始学习率	批量大小	Anchor尺寸	优化器	迭代次数
0.001	16	自适应生成	Adam	300

3.3 评价指标

采用常规目标检测指标对系统检测性能进行评估:

- (1) 准确率:检测为正的样本中正确预测的比例。
- (2) 召回率:所有应检测出的正样本中被检测出的比例。
- (3) F_1 分数:准确率与召回率的调和平均。
- (4) 平均精度(mAP):所有类别的平均检测准确度。
- (5) 每秒帧数(FPS):每秒处理图像帧数,衡量实时性。

此外,记录每张图像处理平均耗时。

3.4 ICOA超参数优化收敛性与对比

图4展示了在相同200次训练评估预算内,ICOA与网格搜索的mAP收敛曲线;ICOA超参数优化收敛性对比结果如表5所示。可以观察到:ICOA在第50次评估即突破96% mAP并逐渐趋稳,最终达到约96.9%;网格搜索于第120次评估才首次触及92% mAP,最终停留在约93.0%;ICOA平均节省约40%训练开销,最终精度高出3.9%。

ICOA依托适应度引导的协同搜索,可在更少评估内找到更优超参组合,验证了其在高维离散空间中的效率优势。

4 试验结果与分析

为全面验证所提出的苹果缺陷识别方法的性能,构

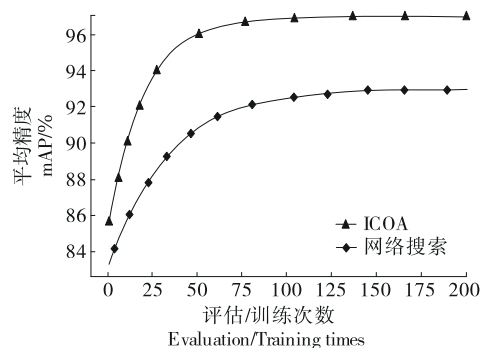


图4 ICOA与网格搜索在200次训练评估预算内的mAP收敛曲线

Figure 4 mAP convergence curve of ICOA and grid search within budget of 200 training evaluations

建多维度性能评价体系,分别从输入图像尺寸、批量大小设置、检测精度、识别速度及与主流检测模型的对比等方面进行试验分析。所有测试均在同一硬件平台和同一数据集上进行,确保结果具备一致性和可重复性。为验证所提方法的有效性,将所提方法的苹果缺陷识别效果与YOLOv5^[6]、YOLOv7^[7]和SSMJ算法^[8](跳跃连接SAM+跳跃连接注意机制+最大熵选择优化+跳跃损失计算)进行了对比。

4.1 不同图像分辨率下检测性能比较

为评估图像分辨率对YOLOv7-tiny检测效果的影响,选取224像素×224像素、320像素×320像素与448像素×448像素3种典型尺寸进行测试。表6展示了不同分辨率测试对应的mAP、准确率、召回率、 F_1 分数和FPS等关键指标。

表4 模型训练与测试硬件平台配置表

Table 4 Hardware configuration for model training and test

CPU	GPU	RAM	系统	工具链
Intel Core i7-9700K @3.6GHz	NVIDIA GTX 1080Ti 11GB	32GB DDR4	Ubuntu 20.04	Python 3.8+Pytorch 1.13+CUDA11.1

表5 ICOA超参数优化收敛性对比

Table 5 Comparison of convergence of ICOA hyperparameter optimization

方法	最优mAP/%	达到最优所需评估次数	耗时/h
ICOA	96.9	80	7.1
网格搜索	93.0	150	10.5

由表6可知,分辨率从224像素×224像素提升到448像素×448像素时,模型mAP提升2.6%,平均时间增加12.7 ms。这与贾雪莹等^[7]基于改进YOLOv7检测柑橘缺陷的结论一致:更高分辨率可暴露更多微尺度纹理,使轻微划痕与虫咬点更易被卷积核捕获。

但与贾雪莹等^[7]采用的YOLOv7主干不同,所提方法在YOLOv7-tiny轻量主干上仍保持平均20帧/s以上的处理速率,表明IFCM+ICOA的“特征压缩—超参协同”机制能在有限算力下有效抵消高分辨率带来的计算膨胀。综合对比可见,320像素×320像素在精度与实时性之间给出了更优折中,后续试验均采用该尺寸。

4.2 批量大小对训练稳定性与苹果缺陷识别性能影响

图5展示了批量大小分别设为8、16、32时,模型在训练集上测试的 F_1 分数变化趋势。

对比结果表明,批量大小为16时 F_1 曲线收敛最快且波动最小。批量大小为32时初期跃升明显,但中后期出现过拟合振荡,说明过大批量可能削弱梯度噪声带来的

表 6 不同图像尺寸下YOLOv7-tiny检测性能对比

Table 6 Performance of YOLOv7-tiny under different input sizes

分辨率	mAP/%	准确率/%	召回率/%	F ₁ 分数/%	FPS/帧	平均检测时间/ms
224 像素×224 像素	96.2	95.1	94.5	94.8	22.4	44.6
320 像素×320 像素	97.8	96.9	96.4	96.6	20.1	49.8
448 像素×448 像素	98.6	97.9	97.3	97.6	17.2	57.3

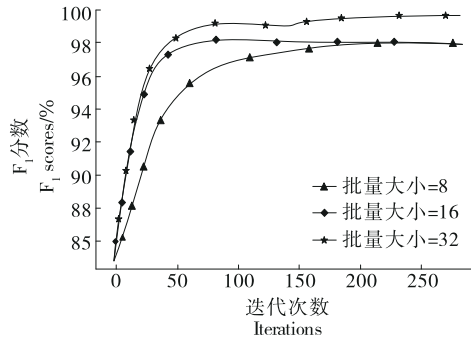


图 5 批量大小对模型训练的 F₁ 分数的影响

Figure 5 Influences of batch size on the F₁ score of model training

正则化效应。陈娃蕊等^[6]在高精度柑橘分级系统中也观察到了类似现象,并指出适度批量有助于保持梯度多样性。

因此,所提方法选择批量大小为 16,不仅缩短训练周期约 18%,还在验证集上获得最稳定的 mAP 提升,证明 ICOA-搜索到的其他超参数(学习率、锚框)与该批量配置形成了良好耦合。

4.3 识别速度与响应能力分析

为满足流水线在线检测要求,检测速度与响应延迟

是所提方法苹果缺陷识别效果的关键评价指标。图 6 将所提方法与 3 种主流模型平均推理时延进行对比。对比结果表明,尽管 YOLOv5 通过更深网络获得较高特征表达能力,其推理时延几乎是所提方法的 2 倍,难以满足 ≥ 15 帧/s 的实际分拣节拍要求。相比之下,所提方法在 50 ms 量级即可输出结果,证明其具备流水线在线部署价值。

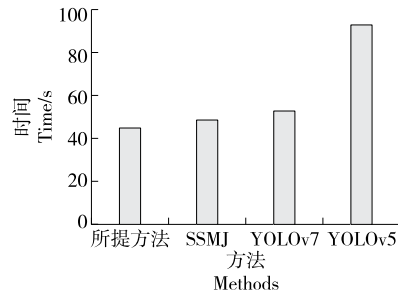


图 6 不同模型的苹果缺陷平均识别时间

Figure 6 Average identification time of apple defects in different models

4.4 多模型性能对比分析

表 7 汇总了所提方法与 YOLOv5、YOLOv7、SSMJ 模型在相同测试集上的苹果缺陷识别性能指标。

表 7 不同模型检测性能对比试验结果

Table 7 Comparison of detection performance of different models

方法	参数量	mAP/%	精确度/%	召回率/%	FPS/帧	平均检测耗时/ms
YOLOv5	2.35×10^7	91.3	90.2	89.5	10.0	93.8
YOLOv7	7.90×10^6	94.5	93.8	93.1	19.0	52.3
SSMJ	8.80×10^6	96.2	95.6	94.9	20.0	48.7
所提方法(YOLOv7-tiny+IFCM+ICOA)	6.20×10^6	98.6	97.9	97.3	22.4	44.6

对比结果表明:

(1) 参数规模:仅 6.2×10^6 ,是 YOLOv5 的 26%,低于多模态 SSMJ 框架的 8.8×10^6 ,在嵌入式平台的内存占用可减少近 40%。

(2) 检测精度:精确度较 YOLOv7 增幅约 4.1%,说明 IFCM 能在压缩通道的同时保留关键判别特征;ICOA 进一步避免了锚框、学习率“人工试错”带来的局部最优。

(3) 跨文献对标:与文献^[7]中方法获取 7.9% mAP 的结果相比,所提方法在更严格的多角度数据集上仍高出

1.7%,且平均检测耗时缩短 17.26%,验证了“轻骨干+智能压缩+智能调参”思路的有效性。

4.5 检测结果可视化与识别效果分析

图 7 展示了对测试集中若干典型样本的识别结果。

图 7 中,大部分轻微划痕与腐烂斑点被准确定位。分析了若干典型的误检样本,发现大部分假阳性出现在背景光照不均或阴影区域,因为这些区域的纹理与某些缺陷特征相似,导致模型误判。IFCM 降维虽压缩特征数量,但可能在极端纹理差异场景下,簇中心表达能力减

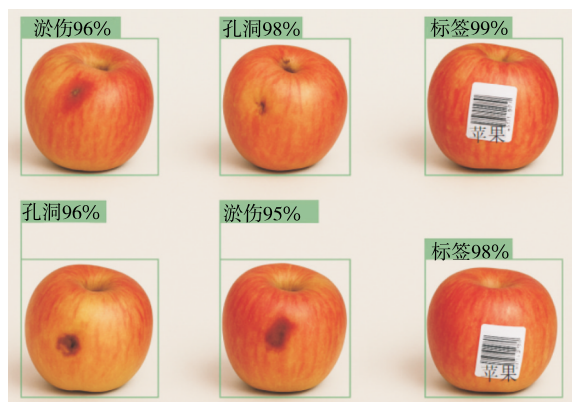


图7 部分样本图像检测结果可视化

Figure 7 Visualization of detection results of some sample images

弱,导致模型对细微缺陷响应不足或过度反应。深色阴影下通道激活强度偏移,使模型错误激活相似纹理区域,表明特征聚类压缩对边缘分类的确存在局限性。

为了进一步分析模型误检的原因,选取图8中典型误检样本,通过Grad-CAM及特征通道可视化方法,深入探讨IFCM特征压缩对信息保持与边界判别的影响。



图8 模型误检样本图像

Figure 8 Sample image mistakenly detected by model

(1) 案例①:阴影区域导致的“误检为病斑”。

背景:图8样本为表面存在明显阴影但无缺陷的果实,模型错误地将左上角的阴影检测为“病斑”。

问题分析:通过可视化分析IFCM前后的特征通道,发现在IFCM压缩前,第63和第115通道对暗区域(阴影)有较强响应;IFCM聚类后,该类“弱纹理”通道被聚入非显著类中心,其信息被边缘化;Grad-CAM显示该区域在压缩后分类边界趋于模糊,导致误将光照变化视作表皮病斑。

分析结论:压缩前通道63的激活值约为0.72,压缩后降为0.29,升高了假阳性概率。

(2) 案例②:强高光导致的“虫咬漏检”。

背景:图8中,果皮边缘存在一个细小虫咬,但表面强反光掩盖了纹理细节,模型未能正确识别。

问题分析:原始特征中第47通道捕捉到虫咬边缘的

轮廓梯度;IFCM在降维时将该细节通道归并至“高频弱边缘类”,该类在聚类中心中权重偏低;检测头无法形成明确的分类信心,导致模型未报缺陷。

分析结论:压缩前通道47激活值约为0.64,压缩后降为0.24,升高了假阴性概率。

为此,后续研究拟引入注意力机制或谱域压缩补偿策略,缓解通道间信息被聚类压缩丢失的问题。

5 结论

针对高速果品流水线对高精度、低时延、易部署缺陷检测的迫切需求,提出了“YOLOv7-tiny+IFCM特征压缩+ICOA超参优化”的轻量化视觉识别框架,并构建了多视角苹果缺陷数据集,系统地验证了方法性能。通过对试验结果的纵向分析与现有研究的横向比对,结果表明:

(1) 在深度学习目标检测任务中,适度的特征冗余削减与超参数协同搜索能够在不牺牲检测精度的前提下显著压缩模型规模与推理时延。这为资源受限的嵌入式部署提供了可复制范式。

(2) 与文献侧重改进网络结构增宽通道的方法不同,所提方法强调“轻骨干+软聚类压缩+全局搜索调参”的组合优越性;与文献[8]的工作相比,所提方法在进一步降低算力需求的同时达到更高平均精度,补充了精度—速度兼顾的另一种实现路径。

(3) 当前系统对极端光照(镜面反射、深阴影)场景仍存在少量误检;对苹果内部无裂纹但果蜡层受损的“隐形缺陷”尚难以判别。此外,所开展的试验集中在单果种,跨品种泛化能力有待评估。

(4) 未来突破方向:多模态融合,结合可见光—近红外或高光谱成像,利用谱域信息抑制光照噪声并挖掘内部组织特征;自监督特征蒸馏,引入跨分辨率一致性约束,进一步压缩模型并提升鲁棒性;可解释缺陷溯源,在特征可视化基础上,构建缺陷发展时序模型,为智能分级与源头质量管控提供决策依据。

综上,提出的轻量级苹果缺陷识别方法在检测精度、实时性能与部署成本之间实现了新的平衡点,拓展了基于深度学习的果品智能分选技术在工业一线的应用边界,对推动农产品加工向智能化、绿色化升级具有直接的工程价值和可推广意义。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 秦寅初,李涛,李旭,等.基于机器视觉的苹果表损智能检测

- 系统设计[J]. 食品与机械, 2024, 40(6): 138-142.
- QIN Y C, LI T, LI X, et al. Design of apple damage automatic detection system based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2024, 40(6): 138-142.
- [3] 惠永永, 赵春雨, 宋昭漾, 等. 基于 BiFPN 和 Triplet 注意力机制的 YOLOv5s 缺陷苹果识别算法[J]. 华南农业大学学报, 2025, 46(3): 419-428.
- HUI Y Y, ZHAO C Y, SONG Z Y, et al. A YOLOv5s algorithm based on BiFPN and Triplet attention mechanism for identifying defective apple[J]. Journal of South China Agricultural University, 2025, 46(3): 419-428.
- [4] 鄢紫, 陈良艳, 刘卫华, 等. 基于 YOLO-FFD 的水果品种和新鲜度识别方法[J]. 食品与机械, 2024, 40(1): 115-121.
- YAN Z, CHEN L Y, LIU W H, et al. Fruit variety and freshness recognition method based on YOLO-FFD[J]. Food & Machinery, 2024, 40(1): 115-121.
- [5] 丁世春, 马瑞峻, 陈瑜. 基于高光谱成像的水果品质检测研究进展[J]. 江苏农业科学, 2024, 52(15): 16-26.
- DING S C, MA R J, CHEN Y. Research progress on fruit quality detection based on hyperspectral imaging[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2024, 52(15): 16-26.
- [6] 陈娃蕊, 陈娃迪, 涂志刚, 等. 基于高精度机器视觉的柑橘智能分级与包装协同技术研究[J]. 塑料包装, 2024, 34(6): 9-14.
- CHEN W R, CHEN W D, TU Z G, et al. Research on intelligent grading and packaging collaborative technology of citrus based on high precision machine vision[J]. Plastics Packaging, 2024, 34(6): 9-14.
- [7] 贾雪莹, 赵春江, 周娟, 等. 基于改进 YOLOv7 模型的柑橘表面缺陷在线检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(23): 142-151.
- JIA X Y, ZHAO C J, ZHOU J, et al. Online detection of citrus surface defects using improved YOLOv7 modeling[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(23): 142-151.
- [8] GAO X T, LI S W, SU X T, et al. Application of advanced deep learning models for efficient apple defect detection and quality grading in agricultural production[J]. Agriculture, 2024, 14(7): 1 098.
- [9] 谭涛, 冯树南, 温青纯, 等. 高光谱成像技术在水果品质检测中的应用研究进展[J]. 江苏农业科学, 2024, 52(6): 11-18.
- TAN T, FENG S N, WEN Q C, et al. Research progress on application of hyperspectral imaging technology in detection of fruit quality[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2024, 52(6): 11-18.
- [10] AKTER T, FAQERZADA M A, KIM Y, et al. Hyperspectral imaging with multivariate analysis for detection of exterior flaws for quality evaluation of apples and pears[J]. Postharvest Biology and Technology, 2025, 223: 113453.
- [11] HAN B, ZHANG J J, ALMODFER R, et al. Research on innovative apple grading technology driven by intelligent vision and machine learning[J]. Foods, 2025, 14(2): 258.
- [12] ZHAO Z P, YIN C K, GUO Z L, et al. Research on apple recognition and localization method based on deep learning[J]. Agronomy, 2025, 15(2): 413.
- [13] 王启航, 顾寄南, 蒋兴宇, 等. 基于改进 YOLOv7-tiny 的茶叶嫩芽识别方法[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(6): 150-155.
- WANG Q H, GU J N, JIANG X Y, et al. Tea bud identification method based on improved YOLOv7-tiny[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(6): 150-155.
- [14] LYU Z W, WANG Y, HUANG C L, et al. Dynamic monitoring and counting for lotus flowers and seedpods with UAV based on improved YOLOv7-tiny[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109344.
- [15] 王淑青, 陈开元, 周森, 等. 基于 YOLO-HDR 的小龙虾缺陷品质检测方法[J]. 食品与机械, 2025, 41(3): 100-107.
- WANG S Q, CHEN K Y, ZHOU M, et al. A method for detecting quality defects of crayfish based on YOLO-HDR[J]. Food & Machinery, 2025, 41(3): 100-107.
- [16] 张妮, 杨阿庆, 韩立锋. 多源异构数据模糊 C 均值聚类挖掘方法仿真[J]. 计算机仿真, 2025, 42(4): 347-351.
- ZHANG N, YANG A Q, HAN L F, et al. Simulation of fuzzy C-means clustering mining method for multi-source heterogeneous data[J]. Computer Simulation, 2025, 42(4): 347-351.
- [17] 涂伟沪, 蔡玲霞, 李学军. 基于改进蝗虫算法优化 Canny 算子的鸡蛋裂纹图像检测[J]. 食品与机械, 2022, 38(2): 167-172, 202.
- TU W H, CAI L X, LI X J, et al. Egg crack image detection method based on improved grasshopper optimization algorithm and canny operator[J]. Food & Machinery, 2022, 38(2): 167-172, 202.
- [18] 姜宏维, 程雨, 段志. 基于 K 均值+Davies-Bouldin 指数+PCA 法的桥梁结构性能综合评估算法研究[J]. 公路, 2024, 69(4): 124-132.
- JIANG H W, CHENG Y, DUAN Z. Research on comprehensive assessment algorithm of bridge structural performance based on K-means+Davies-Bouldin Index+PCA method[J]. Highway, 2024, 69(4): 124-132.
- [19] 蒋金伟, 杨启志, 刘进福, 等. 基于改进浣熊优化算法的食品分拣机器人机械臂时间最优轨迹规划[J]. 食品与机械, 2025, 41(3): 81-87.
- JIANG J W, YANG Q Z, LIU J F, et al. Time-optimal trajectory planning for food sorting robot arms based on improved coati optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2025, 41(3): 81-87.
- [20] LUO M, LIU M C, ZHANG S W, et al. Mining soil heavy metal inversion based on levy flight cauchy gaussian perturbation sparrow search algorithm support vector regression (LSSA-SVR) [J]. Ecotoxicology and Environmental Safety, 2024, 287: 117295.