

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60080

融合改进 YOLOv11 与动态分拣策略的食品自动化分拣系统研究

任越美¹ 李 垒¹ 张军锋² 尚展垒³

(1. 河南工业职业技术学院, 河南 南阳 473000; 2. 河南水利与环境职业学院, 河南 郑州 450011;
3. 郑州轻工业大学, 河南 郑州 450002)

摘要: [目的] 解决现有食品分拣系统缺陷漏检率高和分拣效率低等问题。[方法] 基于视觉检测的食品自动化分拣系统, 提出一种融合改进 YOLOv11 和动态分拣策略用于食品自动化分拣系统。通过改进 YOLOv11 目标检测模型优化食品缺陷识别和定位能力, 结合动态分拣策略实现机器人动态目标分拣。改进模型引入轻量级跨尺度特征融合模块, 通过简化结构、强化信息交互来提升网络效率, 引入 C3k2_Faster_EMA 模块的替换 C3k2 模块, 在保持高精度的同时显著提升计算效率, 引入 Inner_DIoU 损失替换 CIoU 损失, 提升检测和定位精度。通过试验对其优越性进行验证。[结果] 试验方法能够更快速、准确地检测出食品缺陷, 实现更优的分拣成功率和效率, 能够精准、高效地将不同缺陷食品分拣至对应位置。改进模型在食品缺陷检测中平均精度均值达 99.67%, 较原始模型提升 7.93%, 系统推理速度达 120 帧/s。在输送速度为 100~200 mm/s 时, 试验方法的分拣成功率 > 99.00%, 平均分拣时间 < 0.75 s。[结论] 通过融合深度学习和动态分拣策略, 可以显著提升食品分拣的智能化水平与生产效益。

关键词: 食品自动化; 分拣系统; 视觉检测; 目标检测模型; 动态分拣策略

Food automated sorting system integrated with improved YOLOv11 and dynamic sorting strategy

REN Yuemei¹ LI Lei¹ ZHANG Junfeng² SHANG Zhanlei³

(1. Henan Polytechnic Institute, Nanyang, Henan 473000, China;
2. Henan Vocational College of Water Conservancy and Environment, Zhengzhou, Henan 450011, China;
3. Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: [Objective] To address the high missed detection rate and low sorting efficiency of existing food sorting system. [Methods] For an automated food sorting system based on visual inspection, a method integrating an improved YOLOv11 model and a dynamic sorting strategy was proposed. The improved YOLOv11 object detection model enhances the ability to identify and locate food defects. Combined with the dynamic sorting strategy, the system achieves dynamic target sorting by the robot. The improved model introduces a lightweight cross-scale feature fusion module, which enhances network efficiency by simplifying the structure and strengthening information exchange. The C3k2 module is replaced by the C3k2_Faster_EMA module, significantly improving computational efficiency while maintaining high accuracy. The Inner_DIoU loss replaces the CIoU loss to enhance detection and localization accuracy. The superiority of this approach was verified by experiments. [Results] The experimental method can detect food defects faster and more accurately, achieving better sorting success rates and efficiency. It can accurately and efficiently sort different defective foods to their corresponding positions. The improved

基金项目: 河南省重点研发与推广专项项目 (编号: 202102311007); 河南省高等学校青年骨干教师资助计划项目 (编号: 2020GZGG026)

通信作者: 任越美 (1984—), 女, 河南工业职业技术学院副教授, 博士。E-mail: jimijimi2023@sina.com

收稿日期: 2025-05-21 **改回日期:** 2025-07-30

引用格式: 任越美, 李垒, 张军锋, 等. 融合改进 YOLOv11 与动态分拣策略的食品自动化分拣系统研究[J]. 食品与机械, 2025, 41(9): 82-90.

Citation: REN Yuemei, LI Lei, ZHANG Junfeng, et al. Food automated sorting system integrated with improved YOLOv11 and dynamic sorting strategy[J]. Food & Machinery, 2025, 41(9): 82-90.

model achieves an average precision of 99.67% in food defect detection, which is 7.93% higher than the original model, and the system inference speed reaches 120 frames per second. When the conveyor speed is 100~200 mm/s, the sorting success rate of the experimental method exceeds 99.00%, and the average sorting time is less than 0.75 seconds. **[Conclusion]** By integrating deep learning and dynamic sorting strategies, the intelligence level and production efficiency of food sorting can be significantly improved.

Keywords: food automation; sorting system; visual inspection; object detection model; dynamic sorting strategy

近年来,食品行业正经历从劳动密集型向智能化、自动化转型的关键阶段。随着消费者对食品安全与品质要求的不断提高,食品生产企业亟需高效、精准的分拣系统以保障产品质量与生产效率^[1-2]。然而,当前食品分拣领域仍高度依赖人工视觉检测与传统机器视觉技术。人工视觉检测缺陷漏检率高达8%~12%,传统机器视觉技术缺陷漏检率更是超过15%。随着深度学习技术和机器人技术的迅猛发展,结合深度学习与机器人分拣的食品自动化分拣系统成为行业破局的关键^[3-4]。

目前,国内外有众多学者对食品自动化分拣系统相关技术进行了较为深入的研究,主要集中在食品缺陷检测技术上。随着深度学习的发展,基于深度学习的目标检测模型逐渐成为主流,例如YOLO系列、Faster R-CNN等被用于食品表面瑕疵、包装印刷缺陷的识别,通过端到端训练将检测精度提升至90%以上^[5-6]。吴佳坤等^[7]针对YOLOv10在白酒瓶盖缺陷检测中对小缺陷(如细微划痕)识别能力弱、实时检测时精度与速度难以平衡,通过可变形卷积、LSKA模块、CBAM注意力机制、CARAFE上采样、SlideLoss损失函数对其进行优化结果表明,该方法在白酒瓶盖缺陷检测中平均精度均值较原始YOLOv10提升5%~8%,检测速度保持较高实时性(每秒帧数>30),适用于生产线在线检测。古莹奎等^[8]针对现有食品包装缺陷实时检测模型参数量庞大和计算复杂,提出了一种改进的深度学习方法RT-DETR用于食品包装缺陷检测。该方法推测检测速度提升至50帧/s以上,平均精度均值>95%,满足生产线每分钟数百件包装的实时检测需求。高海燕等^[9]针对现有食品生产线分拣机器人目标识别方法存在的准确率差和效率低等问题,提出了一种改进的PSO-SVM用于食品生产线缺陷检测,该方法推测识别准确率提升至98%以上,较传统PSO-SVM收敛速度提高了40%,满足生产线每分钟超100件食品的实时分拣需求。赵敏等^[10]针对现有食品缺陷检测算法存在的检测精度低、泛化能力差的问题,提出了一种改进的YOLOv5s模型用于食品生产线缺陷检测。该方法平均精度均值大于96%,对复杂纹理缺陷的误检率降低了20%,检测速度>40帧/s。然而,现有食品目标缺陷检测和定位模型仍面临小目标检测能力不足、计算资源消耗大等问题,难以同时满足食品自动化的实时性与高精度需求。YOLOv11凭借高精度识别小目标与复杂缺陷、实时性适配高速生产线、与分拣系统深度融合的工程化能力。使其在食品

自动化生产中能够有效解决传统检测方法缺陷漏检率高、实时性差、适应性弱的问题,为食品行业自动化转型提供关键技术支撑^[11-12]。

在此背景下,提出融合改进YOLOv11和动态分拣策略用于食品自动化分拣系统,通过改进YOLOv11目标检测模型优化食品缺陷识别和定位能力,结合动态分拣策略实现机器人动态目标分拣,并通过试验对所提方法的优越性进行验证,旨在为食品自动化生产提供一定的助力。

1 基于视觉检测的食品自动化分拣系统

基于视觉检测的食品自动化分拣系统组成如图1所示,主要由多模块协同构成:图像采集模块通过工业相机搭配适配光源(LED冷光源)及图像处理器,实现食品外观、位置等信息的实时采集与处理。运动控制模块以工业机器人(SCARA机器人)为核心,结合机器人控制器、伺服驱动器及真空泵驱动的真空吸盘/软爪等末端执行器,配合传送装置(食品级传送带)完成精准抓取与分拣动作。人机交互模块依托工业计算机与触摸屏,实现参数设置、状态监控及数据管理等功能。交换机与通信模块构建工业网络架构,通过协议保障各设备间数据传输。此外,系统还包含安全保护、质量检测及清洁消毒等辅助模块,各部分通过同步控制与算法优化,满足食品行业高效分拣与卫生标准需求。

2 食品缺陷检测和分拣策略

试验在机器视觉采集图像的基础上,为优化食品缺陷识别和定位能力,实现机器人动态目标分拣,结合改进YOLOv11模型和动态分拣策略用于食品自动化分拣系统。通过改进YOLOv11目标检测模型优化食品缺陷识别和定位能力,结合动态分拣策略实现机器人动态目标分拣。

2.1 食品缺陷检测和定位模型

YOLOv11在保证检测精度的前提下,具有极快的检测速度。在处理食品生产线的实时图像时,能够快速检测出食品缺陷和定位,满足生产线高速运转的需求^[13-15]。YOLOv11是基于YOLO系列的先进目标检测模型,采用“端到端”的单阶段检测架构,将目标检测任务视为回归问题,通过一次前向传播直接预测目标的边界框坐标、类别概率及置信度,大幅提升检测速度。主要由输入层、骨干网络层、颈部网络层和检测层组成,结构如图2所示。

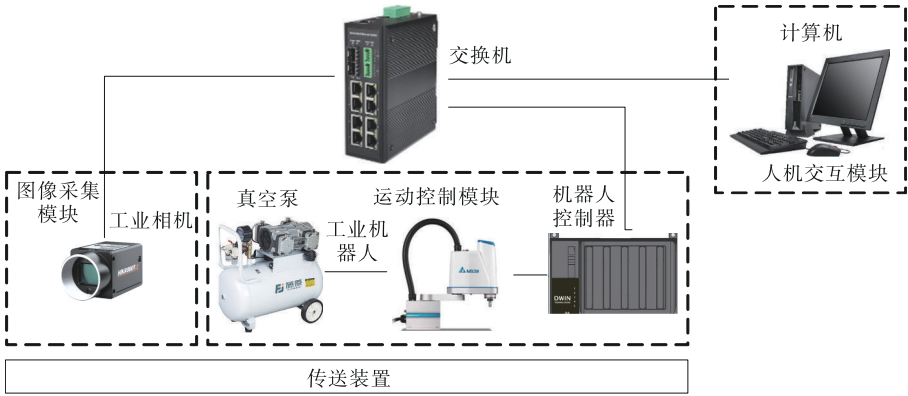


图 1 基于视觉检测的食品自动化分拣系统组成

Figure 1 Composition of food automation sorting system based on visual inspection

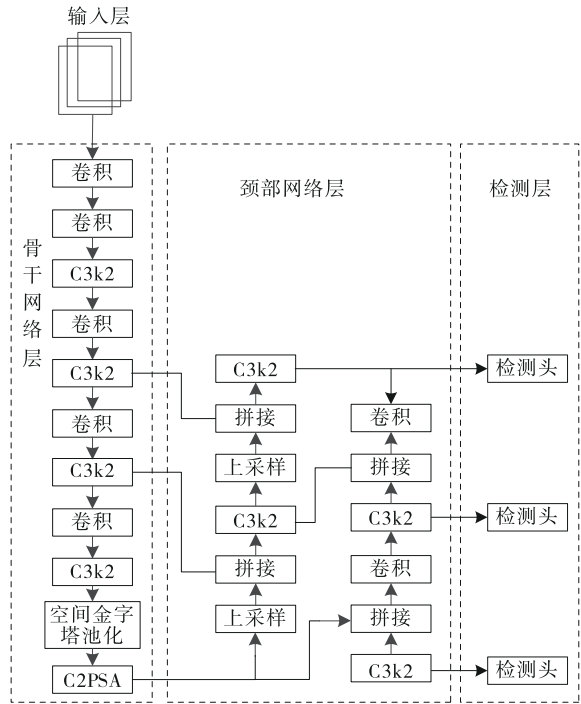


图 2 YOLOv11 模型

Figure 2 YOLOv11 model

(1) 输入层:输入层作为数据进入模型的首个环节,承担着关键数据预处理与格式转换功能,为后续的特征提取和目标检测奠定基础。

(2) 骨干网络层:YOLOv11 的骨干网络采用优化后的 CSPDarknet 结构,通过跨阶段局部网络(CSPNet)设计,将基础层的特征图划分为多个分支,一部分进行常规卷积操作提取特征,另一部分直接连接到后续层,在减少计算量的同时增强特征提取能力。在处理食品图像时,骨干网络能够快速提取食品的轮廓、纹理等基础特征,为后续检测提供丰富的信息。

(3) 颈部网络层:在颈部网络部分,YOLOv11 采用路

径聚合网络(PANet)结构,实现自下而上和自上而下的特征融合。自上而下的路径将高层语义信息传递到低层,增强低层特征的语义表达;自下而上的路径则将低层的细节信息传递到高层,使高层特征具备更准确的定位信息。这种双向融合方式,让模型在检测食品缺陷时,能够兼顾缺陷的类别信息和位置信息。

(4) 检测层:YOLOv11 检测层负责输出检测结果,通过多个卷积层对融合后的特征图进行处理,直接预测目标的边界框坐标、类别概率和置信度。在食品缺陷检测中,头部网络会根据提取到的特征,判断食品是否存在缺陷,并给出缺陷的位置和类别。

YOLOv11 虽具备先进目标检测能力,但食品缺陷识别定位场景存在特殊性与复杂性,促使其需进一步优化,改进模型引入轻量级跨尺度特征融合(cross-scale feature fusion modul,CCFM)模块,可通过简化结构、强化信息交互来提升网络效率,引入 C3k2_Faster_EMA 模块的替换 C3k2 模块,在保持高精度的同时显著提升计算效率,引入 Inner_DIoU 损失替换 CIoU 损失,可显著提升检测和定位精度^[16-18]。改进 YOLOv11 模型针对食品缺陷检测的特殊性,构建了“轻量化特征融合—高效计算模块—精准定位损失”的系统性优化框架。该框架以原始 YOLOv11 的端到端单阶段架构为基础,针对食品场景中常见的小目标缺陷、复杂包装纹理干扰及高速生产线实时性需求,从 3 个维度实现性能突破:特征提取层优化、计算效率层重构和定位精度层改进。

(1) 引入轻量级跨尺度特征融合模块:CCFM 模块基于特征金字塔网络(FPN)思想,通过高效的上采样与下采样路径,将不同分辨率的特征图进行融合。与传统 FPN 不同,CCFM 通过分组卷积和通道注意力机制减少冗余计算,聚焦关键特征。在原始 YOLOv11n 算法的颈部网络融合路径上添加 4 个 1×1 卷积层,以实现更高效的特征融合与信息交互。这一改进通过 CCFM(跨通道特征调

制)思想优化特征表达,提升食品缺陷检测的精度和效率。

(2) C3k2_Faster_EMA 模块: C3k2 模块作为 YOLOv11 的基础特征提取单元,其标准结构包含多个残差块与卷积层,在处理大规模数据时存在计算瓶颈。C3k2_Faster_EMA 模块通过以下创新设计实现性能突破。FasterBlock_EMA 与 C3k2 的融合架构,模块将轻量化的 FasterBlock_EMA 与 C3k2 的多分支结构相结合。

FasterBlock_EMA 是一种轻量化卷积模块,主要由深度可分离卷积和指数移动平均(EMA)参数更新两部分组成。采用深度可分离卷积替代标准卷积,将计算量降低约 75%,通过对历史梯度的加权平均平滑参数更新过程,加速模型收敛。C3k2 保留原模块的跨阶段连接设计,通过多个并行残差分支提取不同尺度特征,增强特征表达能力。

(3) Inner_DIoU 损失函数:在食品自动化分拣系统中,YOLOv11 模型需准确识别并定位各类食品缺陷。传统的 CIoU 损失虽考虑了预测框与真实框间的距离、重叠度及宽高比,但在处理不规则形状缺陷、部分遮挡缺陷以及小目标缺陷时,定位精度不足。Inner_DIoU 损失通过改进度量机制,可有效提升模型对复杂场景下食品缺陷的定位能力,Inner_DIoU 损失函数如式(1)所示。

$$I_{ID} = I_{oU} - \frac{(x_p - x_t)^2 + (y_p - y_t)^2}{(x_{max} - x_{min})^2 + (y_{max} - y_{min})^2}, \quad (1)$$

式中:

I_{ID} ——Inner_DIoU 损失函数;

(x_p, y_p) ——预测框中心点坐标,mm;

(x_t, y_t) ——预测框和真实框的中心点坐标,mm;

(x_{min}, y_{min}) ——预测框和真实框包含最小外接框对角线起点,mm;

(x_{max}, y_{max}) ——预测框和真实框包含最小外接框对角线终点,mm;

I_{oU} ——预测框和真实框的交并比。

改进的缺陷识别和定位模型如图 3 所示。

2.2 分拣策略

首先利用张正友标定法确定视觉系统的相机内参,建立像素坐标与相机坐标系的对应关系。再借助手眼标定技术求解相机坐标系与机械臂基坐标系的变换矩阵,同时结合传输带起点在机械臂基坐标系中的位置及运动方向,构建传输带坐标系与机械臂基坐标系的转换关系。基于上述标定结果,可将食品图像中的像素位置,经相机内参转换为相机坐标,再通过变换矩阵映射至机械臂基坐标系下的实时三维空间坐标。此外,通过精确校准编码器脉冲系数,依据采样周期内编码器脉冲增量及传输

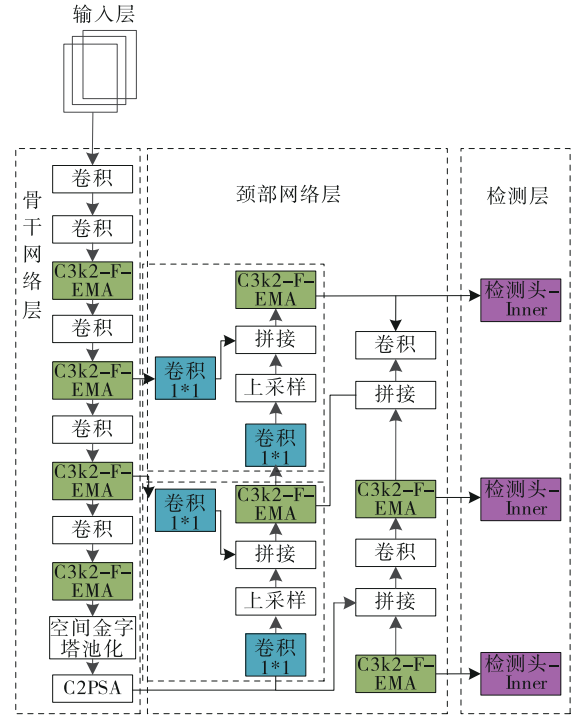


图3 缺陷识别和定位模型

Figure 3 Defect identification and localization model

带比例系数,计算传输带实时速度,并结合时间戳对目标位置进行动态修正,最终实现食品在传输过程中实时动态位置的高精度计算。

设总共有 n 个目标,其中第 i 个目标位置坐标可表示

为 $p_{i,t} = \begin{bmatrix} x_{i,0} \\ y_{i,0} \\ z_{i,0} \end{bmatrix}$ 。当多个目标物体同时处于机器人工作空间时,需构建动态优先级排序与路径规划算法,以最大化抓取效率。系统首先对进入工作空间的目标群进行实时监测,当首个目标或多个目标同时触发进入条件时,立即计算各目标当前位置与预设置点的欧氏距离,并结合目标运动轨迹预测其未来位置,通过 Dijkstra 算法计算最短路径,对目标进行优先级标记排序^[19-21]。目标位置变化如式(2)所示。

$$P_j = \begin{bmatrix} x_{i,0} + v(t_1 + \dots + t_j) \cos \varphi_1 \\ y_{i,0} + v(t_1 + \dots + t_j) \sin \varphi_1 \\ z_{i,0} + v(t_1 + \dots + t_j) \sin \varphi_2 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中:

P_j ——目标 j 分拣后的目标位置;

t_j ——目标 j 的分拣时间,s;

v ——传送带速度,mm/s;

φ_1, φ_2 ——标定参数。

3 食品自动化分拣系统试验

3.1 系统参数设置

为科学验证所提食品缺陷检测与动态分拣方法的优越性,试验选取袋装铜线桥榨菜作为典型试验对象,通过搭建试验平台开展试验分析。在缺陷分类环节,组织3名具有5年以上质检经验的人员,依据GB 7718—2011《食品安全国家标准 预包装食品标签通则》进行划分。将缺陷类型划分为正常、包装缺陷(漏印)和漏包缺陷(汤汁渗漏、包装破损)三类,确保分类标准的一致性与客观性。试验样本方面,从生产线随机抽取三类样品各500个,构建总计1500个样本的数据集。按照7:1:2的黄金比例进行数据划分,形成1050个训练样本、150个验证样本及300个测试样本,保障模型训练的充分性与泛化能力评估的准确性。图4所示部分典型样品,直观呈现不同缺陷形态特征。试验平台搭建遵循工业级标准,系统参数详见表1,算法参数见表2。



图 4 部分样本
Figure 4 Partial samples

表 1 系统参数
Table 1 System parameters

配置	参数
SCARA 机器人	台达 DRS30L3SS1BN002
工业相机	海康威视 MV-CS060-10GC
镜头	海康威视 HF0628M-6MPE
试验目标	包装食品
传送带	速度可调
Python 环境	Python 3.7
Python 环境	Python 3.7
CPU	英特尔 i7-13700
GPU	NVIDIA GeForce RX 7800 XT

表 2 算法参数

参数	数值
初始学习率	0.001
图像大小	640 像素×640 像素
迭代次数	100
批大小	16
优化器	Adamw
优化器动量	0.937
权重衰减系数	0.000 5

3.2 食品自动化分拣试验分析

为了验证每种改进策略对YOLOv11模型性能的提升效果,试验针对铜线桥榨菜外包装缺陷检测任务,对优化前后的模型性能展开全面评估。改进后的模型在多个关键层面进行了创新调整,将试验所提方法与YOLOv11、YOLOv11+CCFM、YOLOv11+C3k2_Faster_EMA 和 YOLOv11+Inner_DIoU 进行对比分析,不同优化随迭代次数变化的检测准确率如图5所示。在训练初期(0~20次迭代),各模型检测准确率均处于快速上升阶段,但引入Inner_DIoU损失的YOLOv11+Inner_DIoU模型凭借更高效的定位优化机制,在单一优化模型中率先突破80%的准确率。随着迭代次数增加至30次,YOLOv11+CCFM模型因跨尺度特征融合优势,在捕捉小尺寸包装缺陷时表现突出,准确率达到85%,超越基础YOLOv11模型。而YOLOv11+C3k2_Faster_EMA模型,在训练中后期(30~40次迭代)展现出计算效率与精度的平衡优势,准确率稳步提升至90%。最终,试验所提综合改进模型在37次迭代后,检测准确率达到99.71%,较单一改进模型分别提升了3.2%(YOLOv11+CCFM)、4.1%(YOLOv11+C3k2_Faster_EMA)和2.8%(YOLOv11+Inner_DIoU),较

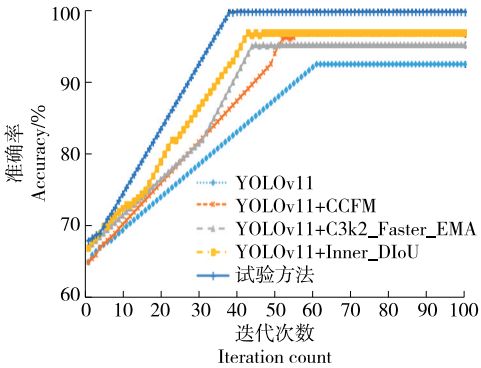


图 5 不同优化随迭代次数变化的检测准确率
Figure 5 Detection accuracy of different optimizations changing with iteration times

基础 YOLOv11 模型提升幅度高达 7.8%,充分验证了多策略协同优化对模型性能的显著提升效果,使其在铜线桥榨菜外包装缺陷检测任务中,能够更快速、准确地识别出正常、包装缺陷和漏包缺陷三类样本,有力验证了改进策

略的有效性与优越性。
为验证各改进策略对 YOLOv11 模型的性能提升效果,在保持训练环境参数一致的条件下,针对铜线桥榨菜外包装缺陷检测任务开展消融试验,结果见表 3。

表 3 消融试验对比
Table 3 Comparison of experimental results

优化前后模型	准确率/%	平均精度均值/%	检测速度/(帧·s ⁻¹)	参数量
YOLOv11	92.33	92.33	115	1.10×10 ⁸
YOLOv11+CCFM	95.67	95.67	110	1.20×10 ⁸
YOLOv11+C3k2_Faster_EMA	93.33	93.33	145	9.00×10 ⁸
YOLOv11+Inner_DIoU	96.67	96.67	125	1.12×10 ⁸
YOLOv11+CCFM+C3k2_Faster_EMA	97.33	97.33	135	1.08×10 ⁸
YOLOv11+CCFM+Inner_DIoU	98.67	98.67	117	1.21×10 ⁸
YOLOv11+C3k2_Faster_EMA+Inner_DIoU	98.00	98.00	150	1.02×10 ⁸
试验方法	99.67	99.67	120	1.05×10 ⁸

由表 3 可以看出,CCFM 模块:通过强化跨尺度特征交互,使准确率提升 3.34%、平均精度均值提升 3.34%,但因增加特征融合计算量,检测速度下降 4.5%,参数量增加 8.33%。C3k2_Faster_EMA 模块:凭借轻量化设计与指数移动平均优化,在提升检测速度 20%的同时,参数量减少 22%,验证了高效结构设计对实时性的优化作用。Inner_DIoU 损失:通过改进定位回归机制,使准确率和平均精度均值分别提升 4.34%和 4.34%,证明精准定位对缺陷检测的核心价值。试验方法通过“特征融合+高效模块+精准定位”的多维度优化,实现准确率与平均精度均值均达到 99.67%,在检测速度维持 120 帧/s 的同时,参数量控制在 1.05×10⁸。该消融试验充分验证了跨尺度特征融合对缺陷特征提取的强化作用、高效模块对计算效率的优化价值,以及 Inner_DIoU 损失对定位精度的显著提升,为工业级食品缺陷检测与动态分拣提供了兼具高精度与实时性的解决方案。

为了验证所提改进 YOLOv11 模型在食品小目标检测的准确性,在公开数据集 fidge 上进行验证,选出 3 000 张图片按照 7:1:2 的黄金比例进行数据划分。将其与改进 YOLOv10 模型^[7]、改进 RT-DETR 模型^[8]、改进 YOLOv11 模型^[11]和 SqueezeNet 模型^[22]开展对比分析。不同方法在公开数据集上的检测结果见表 4。

由表 4 可以看出,试验所提改进 YOLOv11 模型在“fidge”数据集上实现了准确率与实时性的最优平衡,综合性能最优,准确率较现有先进方法提升了 0.50%~6.17%,检测速度满足工业级实时需求,尤其适用于食品包装小目标缺陷的在线检测。结果表明,试验方法通过对 YOLOv11 模型进行多方面优化,在食品小目标检测场

表 4 不同方法在公开数据集上的检测结果
Table 4 Detection results of different methods on public datasets

模型	准确率/%	检测速度/(帧·s ⁻¹)
改进 YOLOv10 模型 ^[7]	99.00	88
改进 RT-DETR 模型 ^[8]	99.00	68
改进 YOLOv11 模型 ^[11]	99.67	110
SqueezeNet 模型 ^[22]	93.33	135
试验方法	99.83	115

景中具有较优的检测性能,超越了现有对比模型,为食品自动化分拣系统提供了更高效的技术方案。

为验证改进 YOLOv11 模型在食品缺陷检测中的优势,将其与改进 YOLOv10 模型^[7]、改进 RT-DETR 模型^[8]、改进 YOLOv11 模型^[11]和 SqueezeNet 模型^[22]开展对比分析。在保持训练环境参数一致的条件下,针对铜线桥榨菜外包装缺陷检测任务进行试验对比分析。不同方法的试验对比结果见表 5。

由表 5 可以看出,试验所提改进 YOLOv11 模型的准

表 5 不同方法结果对比
Table 5 Comparison results of different methods

模型	准确率/%	平均精度均值/%	检测速度/(帧·s ⁻¹)	参数量
改进 YOLOv10 模型 ^[7]	98.34	98.34	90	1.20×10 ⁸
改进 RT-DETR 模型 ^[8]	98.67	98.67	70	1.50×10 ⁸
改进 YOLOv11 模型 ^[11]	99.00	99.00	114	1.10×10 ⁸
SqueezeNet 模型 ^[22]	92.33	92.33	141	4.80×10 ⁶
试验方法	99.67	99.67	120	1.05×10 ⁸

确率和平均精度均值均达到 99.67%,相比改进 YOLOv10 模型、改进 RT-DETR 模型、改进 YOLOv11 模型和 SqueezeNet模型分别提高了 1.35%,1.01%,0.68%,7.95%。表明其在铜线桥榨菜外包装缺陷的检测中,对微小瑕疵、复杂纹理缺陷的定位和分类能力更强。试验方法的检测速度达到 120 帧/s,得益于 YOLOv11 在骨干网络、特征融合模块的优化,使其在保持高精度的同时实现了实时检测,更适合食品生产线的在线质检需求。试验方法参数量为 1.05×10^8 ,体现了改进模型在轻量化设计上的优势。这是因为改进 YOLOv11 模型通过优化特征提取网络、增强多尺度缺陷表征能力及轻量化设计,在食品缺陷检测任务中实现了“高精度、高速度、适中参数量”的综合性能突破。与改进 YOLOv10 模型、改进 RT-DETR 模型、改进 YOLOv11 模型和 SqueezeNet 模型相比,其在铜线桥榨菜外包装缺陷检测中表现出更优的实用性和适应性,为食品工业自动化质检提供了更可靠的技术方案。

为验证试验方法在实际分拣中的优越性,将其与改进 YOLOv10+动态分拣^[7]、改进 RT-DETR+动态分拣^[8]、改进 YOLOv11+动态分拣^[11]和 SqueezeNet 模型+动态分拣^[22]进行对比分析(训练环境参数保持一致),将缺陷类型划分为正常、包装缺陷(漏印)和漏包缺陷(汤汁渗漏、包装破损)三类分拣到不同位置。不同方法分拣结果见表 6。

由表 6 可以看出,试验方法在食品动态分拣任务中展

现出显著优越性。在 100 mm/s 输送速度下,试验方法分拣成功率达 99.67%,平均分拣时间为 0.75 s,较文献改进 YOLOv10+动态分拣、改进 RT-DETR+动态分拣、改进 YOLOv11+动态分拣和 SqueezeNet模型+动态分拣成功率分别提升了 1.84%,1.32%,0.34%,8.34%,平均分拣时间相比于改进 YOLOv10+动态分拣、改进 RT-DETR+动态分拣和改进 YOLOv11+动态分拣提高明显。在 200 mm/s 输送速度下,试验方法成功率为 97.33%,分拣时间为 0.60 s,较改进 YOLOv10+动态分拣、改进 RT-DETR+动态分拣、改进 YOLOv11+动态分拣和 SqueezeNet 模型+动态分拣成功率分别提高了 1.74%,5.20%,0.34%,8.14%。在不同输送速度条件下,试验方法均实现了更高的分拣成功率和更快的分拣效率,能够精准、高效地将不同缺陷食品分拣至对应位置,有效满足食品生产线上对质检和分拣的严格要求。

为进一步验证试验方法在实际分拣中的性能,将数据集扩充为雪饼、虾条、软面包和榨菜,将缺陷类型划分为正常、包装缺陷和漏包缺陷,三类样品各 500 个,构建 6 000 个样本的数据集,传送带速度为 100~200 mm/s。不同分拣目标的分拣结果见表 7。

由表 7 可以看出,当输送速度为 100 mm/s 时,雪饼、虾条、软面包、榨菜的分拣成功率均达 99.67%,接近完美分拣效果。速度提升至 200 mm/s 时,成功率虽略有下降(97.33%),但仍维持在工业可接受的高水准(传统人工分拣成功率为 90%~95%)。这是因为改进 YOLOv11 模型对

表 6 不同方法分拣结果
Table 6 Sorting results from different methods

方法	输送速度 100 mm/s				输送速度 200 mm/s			
	输送食品 数/个	分拣食品 数/个	分拣成功 率/%	平均分拣 时间/s	输送食品 数/个	分拣食品 数/个	分拣成功 率/%	平均分拣 时间/s
改进 YOLOv10+动态分拣 ^[7]	300	300	98.00	0.80	300	282	94.00	0.71
改进 RT-DETR+动态分拣 ^[8]	300	300	98.33	0.88	300	283	94.33	0.75
改进 YOLOv11+动态分拣 ^[11]	300	300	99.33	0.76	300	291	97.00	0.60
SqueezeNet模型+动态分拣 ^[22]	300	300	92.00	0.58	300	270	90.00	0.50
试验方法	300	300	99.67	0.75	300	292	97.33	0.60

表 7 不同分拣目标的分拣结果
Table 7 Sorting results for different sorting targets

分拣对象	输送速度 100 mm/s				输送速度 200 mm/s			
	输送食品 数/个	分拣食品 数/个	分拣成功 率/%	平均分拣时 间/s	输送食品 数/个	分拣食品 数/个	分拣成功 率/%	平均分拣时 间/s
雪饼	300	300	99.67	0.75	300	300	97.33	0.60
虾条	300	300	99.67	0.74	300	300	97.33	0.59
软面包	300	300	99.67	0.74	300	300	97.33	0.59
榨菜	300	300	99.67	0.75	300	300	97.33	0.60

不同包装材质(如雪饼的膨化食品袋、榨菜的软包装)和形状(如软面包的不规则轮廓)具有强泛化能力,对缺陷识别准确率接近100%。

动态分拣策略根据食品质量与包装硬度自适应调整抓取力度(如虾条包装较脆,抓取力降低20%),减少因力度不当导致的破损或漏抓。输送速度为100 mm/s时,平均分拣时间为0.74~0.75 s/个。速度提升至200 mm/s时,时间缩短至0.59~0.60 s/个,分拣效率提升约20%,且未出现因速度加快导致的系统卡顿(传统模型在200 mm/s下分拣时间波动±0.2 s)。不同食品的分拣时间差异≤0.01 s,表明系统对包装形态和质量(30~100 g)不敏感,适配性强,有效满足食品生产线上对质检和分拣的严格要求。在设备购置成本、运行维护成本等方面较传统方案实现显著突破,5年全生命周期成本降低60%~85%,为食品行业自动化转型提供了兼具技术先进性与成本效益的解决方案,尤其适合中小企业的智能化改造需求。

4 结论

试验所提改进YOLOv11模型通过“实时性+高精度+轻量化”的三维优化,系统性解决了食品自动化分拣中的高速检测、多尺度缺陷识别、复杂场景适配等核心难题,更通过与机械臂控制、流水线调度的深度融合,推动食品分拣从“单一检测”向“智能决策”升级。结果表明,试验方法在食品外包装缺陷检测中对微小瑕疵、复杂纹理缺陷的定位和分类能力较强,可以实现更高的分拣成功率和分拣效率,能够精准、高效地将不同缺陷食品分拣至对应位置。在fidge数据集和铜线桥榨菜缺陷检测中展现显著优势。其中,模型平均精度均值达99.67%,较原始YOLOv11提升了7.93%,检测速度维持在120 帧/s,参数量控制在 1.05×10^8 ,实现“高精度、高速度、轻量化”的平衡,有效解决了传统方法缺陷漏检率高的问题。在100~200 mm/s传送带速度下,雪饼、虾条等多品类食品的分拣成功率>97.33%,平均分拣时间<0.75 s,较人工分拣效率提升50%以上。虽然试验所提改进YOLOv11模型+动态分拣策略展现诸多优势,但在实际应用与技术发展层面仍存在优化空间,如缺乏对不同材质、形状及复杂纹理食品的测试和不同动态场景下的动态响应能力,后续会不断完善整个食品自动化分拣系统。

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] 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] ZHANG K, ZHOU R H, WANG J C, et al. Transmission line component defect detection based on UAV patrol images: a self-supervised HC-ViT method[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2024, 54(11): 6 510-6 521.
- [4] ERNA K H, ROVINA K, MANTIHAI 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] 刘宏志, 黄振龙, 邱彬, 等. 基于改进YOLOv11n的输电线路主要缺陷检测方法[J/OL]. 高电压技术. (2025-02-05) [2025-05-10]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20241908>.
LIU H Z, HUANG Z L, QIU B, et al. Major defect detection method for transmission lines based on improved YOLOv11n[J/OL]. High Voltage Engineering. (2025-02-05) [2025-05-10]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20241908>.
- [6] 陈伟, 张春雨, 朱超冉. 基于YOLOv5s算法的番茄成熟度识别研究[J]. 安徽科技学院学报, 2023, 37(1): 92-95.
CHEN W, ZHANG C Y, ZHUO C R. Research on tomato maturity recognition based on YOLOv5s algorithm[J]. Journal of Anhui Science and Technology University, 2023, 37(1): 92-95.
- [7] 吴佳坤, 卿粼波, 谢建斌, 等. 基于改进YOLOv10的白酒瓶盖缺陷检测算法[J]. 无线电工程, 2025, 55(7): 1 440-1 447.
WU J K, QING L B, XIE J B, et al. Improved YOLOv10-based defect detection algorithm for liquor bottle caps[J]. Radio Engineering, 2025, 55(7): 1 440-1 447.
- [8] 古奎莹, 叶彪彪, 郭明健, 等. 基于改进RT-DETR的饼干包装外观缺陷快速检测[J]. 食品与机械, 2025, 41(2): 234-241.
GU Y K, YE B B, GUO M J, et al. Rapid detection method of biscuit packaging appearance defects based on improved RT-DETR[J]. Food & Machinery, 2025, 41(2): 234-241.
- [9] 高海燕, 高晋阳, 王伟成. 基于改进PSO-SVM的生产线分拣机器人罐装食品识别方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 89-94.
GAO H Y, GAO J Y, WANG W C. Identification method of canned food for production line sorting robot based on improved PSO-SVM[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 89-94.
- [10] 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.

- [11] HAN J T, ZHANG Y Q, YANG D Z, et al. HP YOLO11n: a lightweight model for surface defect detection of liquor bottle caps based on improved YOLO11n[J]. Computer Life, 2025, 13(1): 37-42.
- [12] HE L L, WEI R Y, DING Y S, et al. Enhancing dense-scene millet appearance quality inspection based on YOLO11s with overlap-partitioning strategy for procurement[J]. Agronomy, 2025, 15(6): 1 284.
- [13] DONG P, FENG W H, WANG R, et al. CP-YOLO: an algorithm for cigarette pack defects detection based on CCD images[J]. IEEE Access, 2025, 13: 57 354-57 368.
- [14] 巩雪, 孙雪刚, 褚洋洋, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的零食包装盒表面缺陷检测[J]. 包装工程, 2024, 45(23): 232-240.
- GONG X, SUN X G, CHU Y Y, et al. Surface defect detection of snack packaging box based on improved faster R-CNN[J]. Packaging Engineering, 2024, 45(23): 232-240.
- [15] 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.
- [16] 靳学萌, 梁西银, 邓鹏飞. 基于改进 YOLOv10 的轻量级黄花草菜分级检测模型[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(5): 108-118.
- JIN X M, LIANG X Y, DENG P F. Lightweight daylily grading and detection model based on improved YOLOv10[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(5): 108-118.
- [17] LI B, YIN H, LIU Y D, et al. Detection storage time of mild bruise's yellow peaches using the combined hyperspectral imaging and machine learning method[J]. Journal of Analytical Science and Technology, 2022, 13(1): 1-12.
- [18] 许程翔, 赵明岩, 梁喜凤, 等. 基于改进 YOLOv8 的轻量化甘薯品质分级实验研究[J]. 实验技术与管理, 2024, 41(6): 47-56.
- XU C X, ZHAO M Y, LIANG X F, et al. Experimental study on lightweight sweet potato quality grading based on improved YOLOv8[J]. Experimental Technology and Management, 2024, 41(6): 47-56.
- [19] 谢安国, 纪思媛, 李月玲, 等. 基于遗传算法和深度神经网络的近红外高光谱检测猪肉新鲜度[J]. 食品工业科技, 2024, 45(17): 345-351.
- XIE A G, JI S Y, LI Y L, et al. Detection of pork freshness using NIR hyperspectral imaging based on genetic algorithm and deep neural network[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(17): 345-351.
- [20] 封燕芳, 吴必瑞, 赵倩. 基于改进门字形轨迹的番茄生产线 DELTA 分选机器人轨迹规划[J]. 食品与机械, 2023, 39(8): 71-75, 154.
- FENG Y F, WU B R, ZHAO Q. A trajectory planning method for DELTA sorting robot in tomato production line based on improved gate-shaped trajectory[J]. Food & Machinery, 2023, 39(8): 71-75, 154.
- [21] SHEN C, QI Y C, YUN L J, et al. DBY-Tobacco: a dual-branch model for non-tobacco related materials detection based on hyperspectral feature fusion[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1-15.
- [22] 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.