

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60062

基于改进 YOLOX 和导纳控制的机械臂食品分拣方法

施利春¹ 刘松涛² 王松伟³ 王治忠³(1. 河南职业技术学院, 河南 郑州 450046; 2. 郑州技师学院, 河南 郑州 450006;
3. 郑州大学, 河南 郑州 450001)

摘要: [目的] 为提高机械臂食品分拣系统在分拣任务中的精度和鲁棒性, 研究结合机器视觉与力觉的新型分拣方法。[方法] 在食品分拣系统的基础上, 提出一种融合改进 YOLOX 模型和改进导纳控制的机械臂食品分拣方法。通过引入卷积注意力机制模块(CBAM)聚焦目标特征, 采用深度可分离卷积优化网络结构, 结合新型主干网络增强 YOLOX 模型对食品目标的识别定位能力。同时, 利用基于改进导纳的主动柔顺控制方法, 实现对不同食品的稳定分拣。通过搭建试验平台对所提方法的应用效果进行分析。[结果] 所提改进 YOLOX 模型在食品目标检测上准确率提升至 99% 以上, 相较于传统方法提高 3% 以上, 且在多种脆性食品分拣任务中, 系统鲁棒性显著增强, 分拣成功率提高了 5% 以上。[结论] 所提方法有效提升了机械臂食品分拣的精度与鲁棒性, 具有良好的应用前景。

关键词: 食品分拣系统; 机械臂; 机器视觉与力觉; YOLOX 模型; 导纳控制

A robotic arm food sorting system based on improved YOLOX and admittance control

SHI Lichun¹ LIU Songtao² WANG Songwei³ WANG Zhizhong³

(1. Henan Polytechnic, Zhengzhou, Henan 450046, China; 2. Zhengzhou Technician College, Zhengzhou, Henan 450006, China; 3. Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: [Objective] To improve the accuracy and robustness of the robotic arm food sorting system in sorting tasks, a new sorting method combining machine vision and force sensing is studied. [Methods] On the basis of the food sorting system, a mechanical arm food sorting method integrating an improved YOLOX model and improved admittance control is proposed. By introducing a convolutional attention mechanism module (CBAM) to focus on target features, adopting a deep separable convolutional optimization network structure, and combining with a new backbone network, the recognition and localization ability of the YOLOX model for food targets is enhanced. Meanwhile, by utilizing an active compliant control method based on improved admittance, stable sorting of different foods can be achieved. An experimental platform is built to evaluate the application effect of the proposed method. [Results] The proposed improved YOLOX model improves the detection accuracy of food targets to over 99%, which is over 3% higher than that of conventional methods. In addition, the system demonstrates significantly enhanced robustness in various fragile food sorting tasks, with a sorting success rate increasing by over 5%. [Conclusion] The proposed method effectively improves the accuracy and robustness of robotic arm food sorting, demonstrating promising application prospects.

Keywords: food sorting system; robotic arm; machine vision and force sensing; YOLOX model; admittance control

基金项目: 河南省科学技术厅科技攻关项目(编号: 242102211036)

通信作者: 施利春(1971—), 男, 河南职业技术学院副教授。E-mail: shilichun@sohu.com

收稿日期: 2025-06-02 改回日期: 2025-09-09

引用格式: 施利春, 刘松涛, 王松伟, 等. 基于改进 YOLOX 和导纳控制的机械臂食品分拣方法[J]. 食品与机械, 2025, 41(9): 91-98.

Citation: SHI Lichun, LIU Songtao, WANG Songwei, et al. A robotic arm food sorting system based on improved YOLOX and admittance control[J]. Food & Machinery, 2025, 41(9): 91-98.

随着食品工业自动化水平的持续提升,机械臂分拣技术已成为提高生产效率的关键手段。但现有单机械臂分拣系统仍面临诸多挑战:一方面,食品种类繁多且形态各异,传统视觉算法难以精准定位目标。另一方面,面对食品材质差异(如易碎糕点、硬质坚果)及动态生产环境干扰,系统缺乏自适应调节能力,导致鲁棒性欠佳^[1-2]。近年来,深度学习在机器视觉领域的突破为食品识别提供了新方向,YOLOX 模型以其高效性在目标检测任务中表现突出,但应用于食品分拣时仍需优化^[3]。导纳控制则能通过力觉反馈实现机械臂柔顺操作,可有效应对抓取过程中的力控难题^[4]。将二者结合,有望为食品分拣提供更优解决方案。

随着工业自动化技术的蓬勃发展,机械臂食品分拣领域的研究备受关注。其中,机器视觉作为核心技术,通过优化目标检测算法持续提升食品定位精度,YOLO 系列算法因高效性成为主流应用方案。与此同时,针对食品材质柔软易损、抓取易变形的特性,力控与柔顺控制策略逐渐成为研究热点,基于导纳控制的主动柔顺方法通过实时力反馈调整机械臂运动轨迹,实现对不同食品的稳定抓取^[5-6]。赵朝等^[7]针对机械臂多物体抓取场景,提出改进 YOLOv8 模型,在大幅减少 30% 以上参数数量的同时,维持模型精度不变,推理速度提升超 30%,有效增强目标检测性能。蒋畅江等^[8]则聚焦机械臂定位效率问题,构建 BDS-YOLO 模型。所提方法具有较高的目标识别定位精度,定位误差为 14.55 mm,有效测量率为 94.12%,检测速度 > 20 帧/s。吴培良等^[9]为了提高机械臂柔性抓取性能,提出融合视觉与触觉感知的机械臂柔性抓取方法,通过多模态信息交互提升分拣效能,在不同柔性物体上抓取准确率 > 95.00%。胡国喜等^[10]为了提高机器人分拣性能,提出一种改进光滑滑模阻抗控制方法用于机器人分拣控制。结果表明,该方法在机器人夹持力、夹持位置、夹持速度等参数得到显著提高,精准度也有较大提升,分拣成功率 > 95.00%。虽然上述方法在机械臂分拣中取得了较好的效果,但针对柔性食品(如方便面、雪饼、糕点、软质水果等)的分拣仍面临显著挑战,主要体现在目标识别精度不足和抓取力较大等问题。

针对现有柔性食品分拣技术的不足,试验提出一种视觉与力觉协同的机械臂分拣方法。通过优化 YOLOX 模型架构,强化对复杂形态食品的识别定位能力。同时引入改进导纳控制策略,实现机械臂抓取力的动态自适应调节。通过搭建试验平台对所提方法的应用效果进行分析。研究致力于突破传统技术在目标识别定位精度与力控准确性方面的瓶颈,旨在为食品工业自动化分拣提供高效、稳定的技术解决方案。

1 基于机械臂的食品分拣系统概述

基于机械臂的食品分拣系统是工业自动化与智能控制技术深度融合的产物,主要由机械臂、视觉传感器、力觉传感器、传送装置和计算机五大核心模块组成。各模块通过数据交互协同作业,实现食品的精准识别、稳定抓取与高效分拣^[11-12]。基于机械臂的食品分拣系统如图 1 所示。机械臂本体是整个分拣系统的执行机构,其性能直接决定分拣效率与精度。视觉传感器作为系统的“眼睛”,负责食品目标的识别与定位。力觉传感器赋予机械臂“触觉感知”能力,是实现食品无损分拣的关键。传送装置是食品输送与分拣的载体,其设计需兼顾输送效率与食品安全性,计算机作为系统的“大脑”,承担数据处理、算法运算与整体控制任务。基于机械臂的食品分拣系统构建起“感知—决策—执行”的完整闭环。未来,随着人工智能、物联网等技术的不断进步,该系统将向更高精度、更强适应性和更智能化的方向发展,为食品工业自动化升级提供重要支撑。

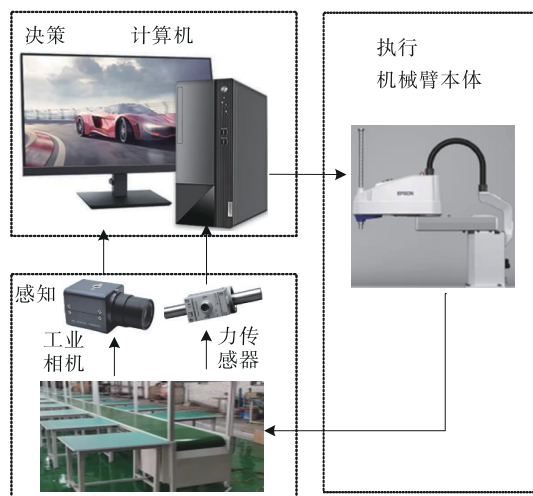


图 1 基于机械臂的食品分拣系统

Figure 1 A food sorting system based on robotic arm

2 基于机械臂的食品分拣方法

随着工业自动化快速发展,机械臂分拣技术在食品生产领域的应用愈发广泛。然而,由于食品质地差异大,传统分拣方法常导致食品损伤或抓取失效,难以满足高精度分拣需求^[6,13]。针对现有机械臂分拣系统存在的分拣精度低、鲁棒性差两大技术瓶颈,试验提出一种融合改进 YOLOX 模型和改进导纳控制的机械臂食品分拣方法。以机器视觉传感器采集的图像作为改进 YOLOX 模型的输入,通过强化目标识别定位能力提升分拣精度。同时,利用力觉传感器实时采集机械臂与环境的接触力数据,为改进导纳控制算法提供反馈依据,实现对不同质地食

品的自适应抓取,有效增强系统鲁棒性。

2.1 目标识别与定位

在食品自动化生产线中,目标识别定位技术面临多重挑战。针对现存问题,试验对YOLOX模型进行优化,通过引入卷积注意力机制模块(CBAM)增强网络对关键特征的聚焦能力,利用深度可分离卷积重构轻量化架构以提升计算效率,并引入新型主干网络强化特征提取性能^[14-15]。通过上述改进,显著提升了模型对食品目标的动态识别定位能力。YOLOX模型由输入层、主干网络、特征融合层和预测层构成,YOLOX模型结构如图2所示。

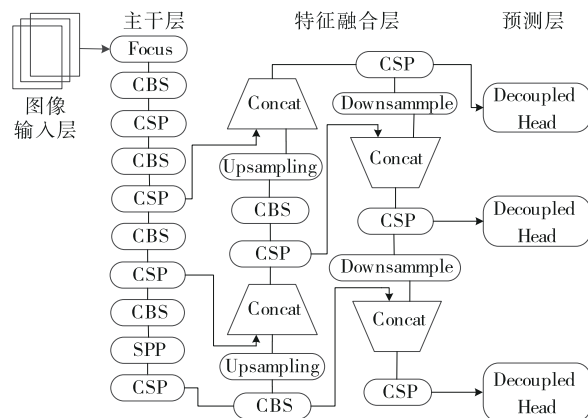


图2 YOLOX模型结构

Figure 2 YOLOX model structure

(1) 输入层:在食品检测场景下,输入层首先对采集的图像进行标准化处理,包括归一化像素值、调整图像尺寸,使数据符合模型训练与推理要求。为适应生产线上食品目标大小不一、姿态多变的特点,输入层采用多尺度训练策略,动态调整图像分辨率,让模型学习不同尺度下的目标特征。

(2) 主干层:YOLOX的主干网络通常采用CSPDarknet结构,通过跨阶段局部网络(CSPNet)思想,将特征提取过程分为多个阶段,每个阶段由残差块和跨阶段连接组成。这种设计既减少了计算量,又增强了网络的梯度传播效率,避免深层网络训练时的梯度消失问题。在食品检测中,主干网络通过多层卷积操作,逐步提取食品目标的边缘、纹理、颜色等底层特征。

(3) 特征融合层:特征融合层通过路径聚合网络(PAN)实现不同尺度特征的融合。在食品生产场景中,食品目标大小差异显著,小至颗粒状调料,大至整箱包装产品,单一尺度特征难以满足检测需求。PAN结构采用自下而上和自上而下的双向特征融合策略,增强低层特征的语义表达和弥补高层特征的定位精度不足。

(4) 预测层:在食品检测中,预测层通过卷积操作对

每个预设锚框(anchor)进行分析,预测目标属于不同食品类别的概率,并输出目标边界框的位置坐标(中心点坐标、宽高)。为适应食品目标形状多变的特点,预测层采用动态锚框机制,根据训练数据自动调整锚框尺寸与比例,使模型对圆形水果、长方体包装等各类形状的食品目标均能精准定位。最终,预测层通过非极大值抑制(NMS)算法去除重复预测框,输出最优的检测结果,为机械臂分拣提供准确的目标位置与类别信息。

为了进一步增强对食品目标的识别与定位能力,通过引入CBAM、采用深度可分离卷积优化网络结构,并结合新型主干网络,对YOLOX模型进行改进。

(1) 卷积注意力机制模块优化:在机械臂食品自动化分拣场景中,目标检测受复杂背景、多样目标形态及环境干扰等因素制约,传统YOLOX模型在处理食品目标时存在特征提取不足的问题,导致复杂工况下漏检和误检问题。为此,试验将CBAM卷积注意力机制融入YOLOX模型,通过通道与空间维度的双重视觉注意力加权机制,动态增强网络对食品目标关键特征的捕捉能力,提升检测精度与鲁棒性。

(2) 深度可分离卷积优化:在食品自动化分拣场景中,目标检测需满足低延迟、高吞吐的严苛要求。传统YOLOX模型采用标准卷积结构,存在计算复杂度高等问题。为此,试验采用深度可分离卷积技术对YOLOX模型进行轻量化重构,在保证检测精度的同时显著降低计算开销。

(3) 新型主干网络:针对传统目标检测模型在食品识别定位中存在特征提取不足的问题,借鉴YOLOv7的设计思路,构建了集成ELAN(extended layer aggregation network)与MP(micro path)结构的新型主干网络。该架构通过多分支并行特征提取与跨层特征复用机制,有效增强了模型对食品目标的特征捕捉与表达能力。

改进YOLOX模型结构如图3所示。

2.2 柔顺控制方法

机器人柔顺控制技术主要分为被动柔顺与主动柔顺两类。被动柔顺通过在机器人末端加装弹簧、柔性关节等机械装置,依靠物理弹性被动响应环境力,虽具有结构简单、成本低廉的优势,但仅适用于固定工况,存在自适应能力差、控制误差大的局限性^[16-17]。与之相比,主动柔顺控制基于力传感器实时采集外部力信号,结合算法构建力-位置动态模型,主动调整机器人运动轨迹,可灵活适配复杂场景,控制精度可达亚毫米级。试验采用改进导纳控制算法实现机器人主动柔顺操作。该算法基于力偏差与位置修正的闭环控制逻辑,通过模拟弹簧-阻尼系统特性,实现机械臂对外部力的动态响应。具体而言,机械臂末端力传感器实时监测接触力变化,经二阶系统模型计算后,由导纳控制器输出修正指令,调整机械臂运

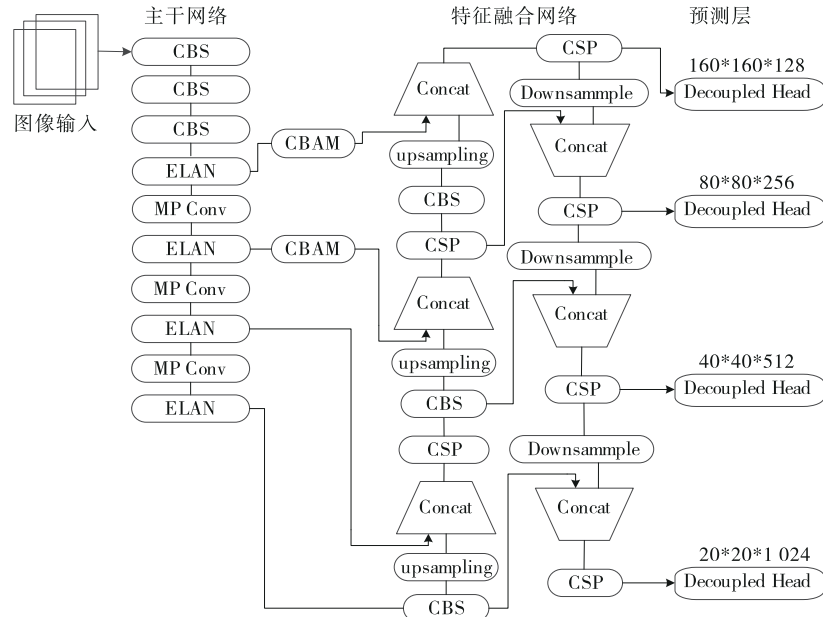


图3 改进YOLOX模型结构

Figure 3 Improve YOLOX model structure

动轨迹^[18-19]。其控制结构如图4所示。

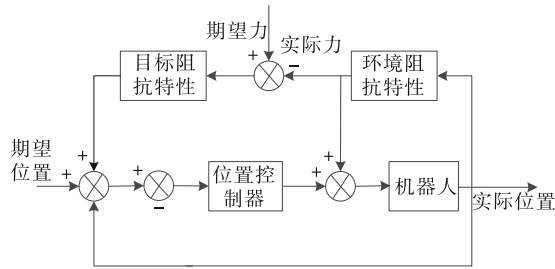


图4 导纳控制结构

Figure 4 Admittance control structure

假设机械臂末端实际位置为 x ,期望位置为 x_d ,外力 F_e ,其二阶系统模型如式(1)所示。

$$M(\ddot{x} - \ddot{x}_d) + B(\dot{x} - \dot{x}_d) + K(x - x_d) = F_e, \quad (1)$$

式中:

M ——导纳惯性参数,kg;

B ——导纳阻尼参数,(N·s)/m;

K ——导纳刚度参数,N/m;

$\dot{x}$ ——实际位置一阶导数(速度),m/s;

$\ddot{x}$ ——实际位置二阶导数(加速度),m/s²;

$\dot{x}_d$ ——期望位置一阶导数(速度),m/s;

$\ddot{x}_d$ ——期望位置二阶导数(加速度),m/s²。

根据接触力调整机械臂运动,设定好期望位置 x_0 后,对末端施加一个外力 F_e ,更新二阶系统模型如式(2)和式(3)所示。

$$\ddot{x}_e = \frac{F_e - B\dot{x}_e - Kx_e}{M}, \quad (2)$$

$$x_e = x - x_d, \quad (3)$$

式中:

x_e ——位置偏差,m;

$\dot{x}_e$ ——位置偏差一阶导数(速度),m/s;

$\ddot{x}_e$ ——位置偏差二阶导数(加速度),m/s²。

将位置偏差输入机器人位置控制系统后,驱动执行机构实时调整机械臂末端位置,由此构建起力反馈与位置修正的闭环控制回路。为优化控制性能,试验提出自适应导纳控制策略。该策略在传统导纳控制框架下,创新性地对环境刚度系数变化率纳入核心控制参数,通过动态监测并响应环境刚度变化,实现控制策略的自适应调节,显著提升机械臂在复杂工况下的柔顺控制精度与稳定性。

系统模型优化如式(4)所示。

$$M(\ddot{x} - \ddot{x}_d) + B(\dot{x} - \dot{x}_d) + K(x - x_d) = F_e + \eta/k_e \int_0^t (F_d - F_e) dt, \quad (4)$$

式中:

F_d ——期望控制力,N;

k_e ——增益系数;

η ——自适应调整率。

这种基于环境刚度变化率的调节机制,打破了传统导纳控制参数固定的局限,使机器人能在接触刚度突变场景(如从空气进入液体、撞击刚性障碍物)中快速调整控制输出,避免因力偏差过大导致的失控或损伤。相较于常规导纳控制,极大拓展了机器人在动态环境下的应

用边界。

3 基于机械臂的分拣试验

3.1 参数设置

为验证对试验所提融合改进 YOLOX 模型和改进导纳控制的机械臂食品分拣方法的性能,搭建了机械臂食品分拣试验平台,分拣平台具体参数见表 1。

表 1 机械臂分拣平台
Table 1 Robot arm sorting platform

设备	详情
试验目标	袋装脆性食品(雪饼、方便面、虾条和曲奇饼干)
机器人	SCARA 型四轴机械臂
相机	大恒图像 MER-130-10GM/C
传送带	速度可调
编码器	TELESTAR TL40398869
光源	LED 光源
扭矩传感器	T5/100Nm

在机械臂食品分拣应用中,目标的快速精准识别定位是技术实现的关键。试验采用大恒图像 MER-130-10GM/C 机器视觉相机采集样本图像,配合 T5/100Nm 扭矩传感器实时获取接触力数据。试验选取袋装雪饼、方便面、虾条和曲奇饼干作为分拣对象,这些常见袋装脆性食品在市场流通广泛,且在形状、尺寸、重量上存在显著差异,能充分模拟复杂分拣场景,有效检验融合改进 YOLOX 模型和改进导纳控制的机械臂食品分拣方法性能。试验样品数为 4 000 个,每种 1 000 个,按照 7:1:2 的比例科学划分训练集、验证集与测试集,确保模型训练的全面性与可靠性,样品图像如图 5 所示。

经过多轮计算与参数调试,最终确定的算法参数见表 2。

为系统评估融合改进 YOLOX 模型和改进导纳控制的机械臂食品分拣方法性能,选择检测准确率、检测速度和平均精度均值评估改进 YOLOX 模型的性能,选择分拣准确率、分拣效率和食品损坏评估改进导纳控制。

3.2 试验结果分析

为充分验证改进 YOLOX 模型在食品分拣识别与定位的可行性,试验将其与 YOLOX 模型、YOLOX+CBAM、YOLOX+主干网络、YOLOX+深度可分离卷积模型进行对比分析,并结合优化前后损失值随迭代的变化曲线,深入探究改进模型的性能优势。随迭代变化的损失值如图 6 所示。

由图 6 可以看出,在训练初期,改进前的 YOLOX 模型损失值下降速度较慢,且在迭代至 15 轮左右时,损失值下降趋于平缓,出现过拟合现象。这表明原始模型在面



图 5 样品图片
Figure 5 Sample images

表 2 算法参数
Table 2 Algorithm parameters

参数	详情
初始学习率	0.000 1
学习率调整策略	Cosine Annealing
迭代次数	200
动量	0.937
权衰量	0.000 5
IOU 阈值	0.6
优化器	SGD

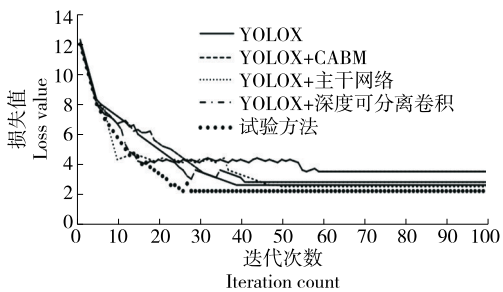


图 6 随迭代变化的损失值
Figure 6 Loss value changes with iterations

对复杂食品数据时,难以充分学习到有效特征,导致模型泛化能力不足。而改进后的 YOLOX 模型损失值在训练初期下降速度明显更快,在迭代至 10 轮时,损失值已低于改进前模型的最低值。随着迭代的继续,改进模型的损失值持续平稳下降,在 28 轮后趋于稳定,且最终损失值远低于原始模型。这说明改进模型通过优化主干网络,引

入 CBAM 和深度可分离卷积,能够更高效地学习食品图像特征,有效避免过拟合问题,提升了模型的训练效率和泛化能力,进一步验证了改进 YOLOX 模型在食品识别与定位任务中的可行性和优越性。

为精准分析各优化模块对 YOLOX 模型性能的影响,

试验设计并开展消融试验,通过系统性移除改进模型中的关键模块,对比优化前模型与优化后完整模型的性能差异,以评估每个优化策略的实际贡献。消融试验结果见表 3,以下从检测准确率、检测速度、平均精度均值等指标展开详细分析。

表 3 消融试验结果

Table 3 Results of ablation test

模型	检测准确率/%	检测速度/(帧·s ⁻¹)	平均精度均值/%
YOLOX	93.85	72.80	92.46
YOLOX+CBAM	95.25	70.32	94.78
YOLOX+主干网络	96.25	76.45	95.45
YOLOX+深度可分离卷积	95.25	75.12	94.79
YOLOX+CBAM+主干网络	96.85	74.12	95.68
YOLOX+CBAM+深度可分离卷积	97.00	73.01	96.05
YOLOX+主干网络+深度可分离卷积	97.50	78.32	96.45
试验方法	99.75	75.41	98.89

由表 3 可以看出,不同优化模块及组合对 YOLOX 模型性能提升呈现差异化,而试验方法在各项指标上展现出显著优势,验证了优化策略的有效性与创新性。相比于 YOLOX 模型,试验所提方法检测准确率提高了 6.29%,检测速度提高了 3.59%,平均精度均值提高了 6.95%。综上所述,试验方法通过对主干网络、网络结构的创新优化,结合注意力机制 CBAM 模块,在检测准确率、检测速度和平均精度均值三大核心指标上优于单一优化及组合优化模型。该研究不仅揭示了各优化模块对 YOLOX 模型性能提升的作用机制,更验证了多模块协同优化策略在机械臂食品分拣任务中的有效性,为目标检测模型在智能分拣领域的应用提供了新的技术路径与理论依据。

为验证改进 YOLOX 模型在食品分拣识别与定位任务中的优越性,将其与改进 YOLOv8 模型^[7]和 BDS-YOLO 模型^[8]进行系统性对比分析。结合表 4 中不同模型的检测结果,从检测准确率、检测速度和平均精度均值三大核心指标切入,深入探讨各模型的技术优势与局限性,明确改进 YOLOX 模型的创新价值。

由表 4 可以看出,试验所提改进 YOLOX 模型在食品

分拣识别与定位检测中的各个指标上均具有一定的优势。相比于改进 YOLOv8 模型和 BDS-YOLO 模型,试验所提方法检测准确率分别提高了 3.64% 和 3.10%,检测速度分别提高了 49.86% 和 24.83%,平均精度均值分别提高了 3.60% 和 3.06%。这是因为改进 YOLOX 模型融合高效注意力机制与优化主干网络等策略,增强了对不同尺寸、形状和颜色食品目标的检测能力,文献[7]模型多尺度检测精度不均衡,BDS-YOLO 模型受训练策略和数据增强方法限制,泛化能力不足。综上所述,改进 YOLOX 模型通过对主干网络和网络、检测头结构、卷积操作和注意力机制的多维度创新优化,实现了精度与速度的完美平衡,在食品分拣识别与定位任务中具有显著优势。该模型的应用可有效提升机械臂食品分拣系统的自动化水平与作业效率,降低人工干预和分拣错误率,为食品生产的智能化升级提供了关键技术支撑,具备极高的实践价值与广阔的应用前景。

为验证对试验所提融合改进 YOLOX 模型和改进导纳控制的机械臂食品分拣方法的优越性,将试验方法与优化前改进 YOLOX 模型+导纳控制、结合视/触觉的机器人柔性分拣方法^[9]和改进 YOLOX 模型+改进光滑滑模阻抗控制方法^[10]进行对比分析。在不同传送带速度(100,150,200 mm/s)下,通过分拣准确率、分拣效率和食品损坏评估所提方法的性能,分拣效果见表 5。

由表 5 可以看出,传送带速度为 100~200 mm/s 时,试验方法分拣成功率均保持在 99.75%,而其他方法的成功率随传送带速度增加显著下降,改进 YOLOX 模型+导纳控制、结合视/触觉的机器人柔性分拣方法和改进 YOLOX 模型+改进光滑滑模阻抗控制方法在 200 mm/s 时成功率

表 4 不同模型检测结果

Table 4 Detection results of different models

模型	检测准确率/%	检测速度/(帧·s ⁻¹)	平均精度均值/%
试验方法	99.75	75.41	98.89
改进 YOLOv8 模型 ^[7]	96.25	50.32	95.45
BDS-YOLO 模型 ^[8]	96.75	60.41	95.95

表5 不同方法分拣结果

Table 5 Sorting results from different methods

方法	传送带速度/ (mm·s ⁻¹)	食品 数	分拣成 功率/%	分拣效率/ s ⁻¹	损坏 率/%
试验方法	100	800	99.75	1.33	0.00
	150	800	99.75	1.50	0.00
	200	800	99.75	1.67	0.00
改进YOLOX模型+导纳控制	100	800	99.75	1.33	0.00
	150	800	98.75	1.50	0.50
	200	800	97.25	1.67	1.00
结合视/触觉的机器人柔性分拣方法 ^[9]	100	800	99.00	1.25	0.25
	150	800	96.00	1.33	0.75
	200	800	94.25	1.42	1.50
改进YOLOX模型+改进光滑滑模阻抗控制方法 ^[10]	100	800	99.00	1.28	0.25
	150	800	96.25	1.39	0.50
	200	800	94.75	1.47	1.25

分别降至97.25%,94.25%,94.75%。试验方法的分拣效率随传送带速度增加线性提升,且在各速度下均为最高。100 mm/s时效率为1.33个/s,200 mm/s时提升至1.67个/s,较结合视/触觉的机器人柔性分拣方法和改进YOLOX模型+改进光滑滑模阻抗控制方法分别高出17.6%,13.6%。试验方法在所有不同传送速度下均保持0%损坏率,而其他方法随速度增加损坏率显著上升。改进YOLOX模型+导纳控制、结合视/触觉的机器人柔性分拣方法和改进YOLOX模型+改进光滑滑模阻抗控制方法在200 mm/s时损坏率分别达到1.00%,1.50%,1.25%。这是因为改进YOLOX模型通过优化目标检测算法,显著提升了高速场景下的食品识别精度。改进导纳控制则通过动态力反馈调节,确保机械臂在高速运动中稳定抓取,避免漏检或误操作。试验方法通过视觉检测和力觉控制的深度融合优化,突破了传统分拣方案在高速场景下“效率与精度难以兼顾”的瓶颈,尤其适用于易碎食品的高速自动化分拣场景,具备显著的工业应用价值。

4 结束语

试验提出了一种结合机器视觉(改进YOLOX模型)和力觉(改进导纳控制)的机械臂食品分拣方法,可有效提升机械臂食品分拣系统的自动化水平与作业效率。结果表明,试验所提改进YOLOX模型可有效提升食品目标检测性能,相比于改进YOLOv8模型和BDS-YOLO模型,试验所提方法检测准确率分别提高了3.64%和3.10%,检测速度分别提高了49.86%和24.83%,平均精度均值分别提高了3.60%和3.06%。试验所提改进导纳控制在高速运动中有效提高分拣成功率和分拣效率,降低食品损坏率。传送带速度为200 mm/s时,试验方法与结合视/触觉

的机器人柔性分拣方法和改进YOLOX模型+改进光滑滑模阻抗控制方法相比,分拣成功率分别提高了5.84%和5.28%,分拣效率分别提高了17.6%和13.6%,食品损坏率分别降低1.50%和1.25%。为食品工业自动化分拣提供了可靠的技术方案,具有良好的应用前景。虽然上述方法具有一定的优越性,但还存在一些可优化空间,如多机械臂协同调度、跨品类自适应分拣和能耗优化等,进一步完善整个食品分拣系统。

参考文献

- [1] 李昊楠,毛剑琳,张凯翔,等.一种基于安全区间的多机器人路径k鲁棒规划算法[J].仪器仪表学报,2023,44(10): 274-282.
LI H N, MAO J L, ZHANG K X, et al. Multi-robot path k robust planning algorithm based on safe interval[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 274-282.
- [2] 杨世团,于宝成,吴云韬.动态仓储环境下的多机器人路径规划方法[J].计算机应用与软件,2022,39(3): 56-62, 101.
YANG S T, YU B C, WU Y T. Multi-robot path planning method in dynamic storage environment[J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(3): 56-62, 101.
- [3] 马伟莘,李文新,孙晋川,等.基于粗一精立体匹配的双目视觉目标定位方法[J].计算机应用,2020,40(1): 227-232.
MA W P, LI W X, SUN J C, et al. Binocular vision target positioning method based on coarse-fine stereo matching[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(1): 227-232.
- [4] 刘海龙,雷斌,王菀莹,等.基于改进黑猩猩优化算法的仓储移动机器人路径规划[J].信息与控制,2023,52(6): 689-700.
LIU H L, LEI B, WANG W Y, et al. Path planning of storage mobile robot based on improved chimp optimization algorithm[J]. Information and Control, 2023, 52(6): 689-700.
- [5] 傅明娣,李忠,王倩茹,等.基于多目标优化的油茶果分选机器人轨迹规划方法研究[J].食品与机械,2023,39(10): 105-111.
FU M D, LI Z, WANG Q R, et al. Research on trajectory planning method for *Camellia oleifera* fruit sorting robot based on multi-objective optimization[J]. Food & Machinery, 2023, 39(10): 105-111.
- [6] 李文鹏,杜玉红,董广宇.基于加速度约束的Delta机器人动态可行域时间最优速度规划[J].信息与控制,2024,53(3): 329-338.
LI W P, DU Y H, DONG G Y. Time-optimal velocity planning of delta robot dynamic feasible domain based on acceleration constraints[J]. Information and Control, 2024, 53(3): 329-338.
- [7] 赵朝,岳龙旺.基于YOLOv8改进的机器人多物体抓取检测算法[J].机电工程技术,2025,54(2): 132-137.
ZHAO C, YUE L W. The robotic grasp detection based on improved YOLOv8 in multi-object scenes[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2025, 54(2): 132-137.

- [8] 蒋畅江, 向杰, 何旭颖. 面向机械臂抓取的双目视觉目标定位算法[J/OL]. 计算机应用. (2025-01-14) [2025-06-10]. <https://link.cnki.net/urlid/51.1307.TP.20250113.1715.014>.
JIANG C H, XIANG J, HE X Y. Binocular vision object localization algorithm for robot arm grasping[J/OL]. Journal of Computer Applications. (2025-01-14) [2025-06-10]. <https://link.cnki.net/urlid/51.1307.TP.20250113.1715.014>.
- [9] 吴培良, 李瑶, 牛明月, 等. 一种视/触觉融合的柔性物体抓取力估计方法[J]. 机器人, 2024, 46(5): 544-553.
WU P L, LI Y, NIU M Y, et al. A visual-tactile fusion method for estimating the grasping force on flexible objects[J]. Robot, 2024, 46(5): 544-553.
- [10] 胡国喜, 王超, 刘宇珩. 基于改进光滑滑模阻抗控制的水果分拣机械人夹持机构控制方法[J]. 食品与机械, 2021, 37(2): 130-134.
HU G X, WANG C, LIU Y H. A control technique for clamping mechanism of fruit sorting robot based on improved smooth sliding mode impedance control[J]. Food & Machinery, 2021, 37(2): 130-134.
- [11] 傅明娣, 李忠, 王倩茹, 等. 基于改进 DBO 和多目标模型的食品分拣机器人分拣策略[J]. 食品与机械, 2025, 41(3): 88-93.
FU M D, LI Z, WANG Q R, et al. Sorting strategy of food sorting robot based on improved DBO and multi-objective model[J]. Food & Machinery, 2025, 41(3): 88-93.
- [12] 张培森, 郭忠峰, 杜文龙, 等. 基于轨迹压缩的机器人轨迹插值与仿真[J]. 机床与液压, 2023, 51(23): 30-36.
ZHANG P S, GUO Z F, DU W L, et al. Trajectory interpolation and simulation of robot based on trajectory compression[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(23): 30-36.
- [13] 王曦, 王宗彦, 张宇廷, 等. 基于 NSGA-II 算法的并联机器人多目标轨迹规划[J]. 机械设计与制造工程, 2022, 51(12): 72-77.
WANG X, WANG Z Y, ZHANG Y T, et al. Multi objective trajectory planning for parallel robot based on NSGA-II[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2022, 51(12): 72-77.
- [14] 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及试验[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.
- [15] 万薇, 卜莹雪, 王祥, 等. 基于改进 ResNet 模型的食品新鲜度识别方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 123-127.
WAN W, BU Y X, WANG X, et al. Food freshness recognition method based on improved ResNet model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 123-127.
- [16] 李艳生, 万勇, 张毅, 等. 基于人工蜂群—自适应遗传算法的仓储机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 282-290.
LI Y S, WAN Y, ZHANG Y, et al. Path planning for warehouse robot based on the artificial bee colony-adaptive genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 282-290.
- [17] 张文, 方巍. 基于蚁群融合 D*Lite 的动态改航路径规划[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(8): 250-258.
ZHANG W, FANG W. Dynamic diversion path planning based on combination of ant colony optimization and D*Lite[J]. Computer Systems and Applications, 2023, 32(8): 250-258.
- [18] SHI K, YANG L Y, WU Z T, et al. Multi-robot dynamic path planning with priority based on simulated annealing[J]. Journal of the Franklin Institute, 2025, 362(1): 107396.
- [19] 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.