

基于改进 EfficientDet 的食品生产线核桃仁分选智能化研究

秦新华¹ 王义亮² 李玉贵³ 李 晋⁴

(1. 吕梁职业技术学院, 山西 吕梁 032300; 2. 太原理工大学, 山西 太原 030024;
3. 太原科技大学, 山西 太原 030024; 4. 吕梁学院, 山西 吕梁 033001)

摘要: [目的] 提高现有食品生产线核桃仁分选的效率 and 精度。[方法] 基于核桃仁分拣的智能化生产线, 提出一种改进的 EfficientDet 模型用于食品生产线核桃仁智能化分选。通过在主干网络引入卷积注意力机制模块, 强化模型对食品区域的聚焦能力。通过改进双向特征金字塔网络, 增强模型对不同尺度食品的检测能力。通过 Dynamic ReLU 激活函数对原激活函数进行优化, 增强模型对食品的检测性能, 并将优化后的模型部署于食品生产线进行试验验证。[结果] 试验方法在核桃仁分选任务中实现对正常、碎壳、黑斑和干瘪核桃仁的精准识别与高效分类, 单张图像检测时间为 18 ms, 平均精度均值达到 97.92%, 误检率降至 1.0%, 可有效提高食品生产线自动化水平。[结论] 该智能化分选方法有效解决了传统分选效率低和精度差的问题, 在食品生产线自动化领域具有良好的应用前景与推广价值。

关键词: 食品生产线; 核桃仁分选; 智能化; EfficientDet 模型; 双向特征金字塔网络; 卷积注意力机制模块

Research on intelligent sorting of walnut kernels in food production lines based on improved EfficientDet

QIN Xinhua¹ WANG Yiliang² LI Yugui³ LI Jin⁴

(1. Lvliang Vocational And Technical College, Lvliang, Shanxi 032300, China; 2. Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China; 3. Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;
4. Lvliang University, Lvliang, Shanxi 033001, China)

Abstract: [Objective] To improve the efficiency and accuracy of walnut kernel sorting in existing food production lines. [Methods] Based on the intelligent production line for walnut kernel sorting, an improved EfficientDet model is proposed for the intelligent sorting of walnut kernels in food production lines. A convolutional attention mechanism module is introduced into the backbone network to strengthen the ability of the model to focus on food regions. The bidirectional feature pyramid network is improved to enhance the detection ability of the model for different scales of food. The original activation function is optimized through Dynamic ReLU activation function to enhance the detection performance of the model for food, and the optimized model is deployed in food production for experimental verification. [Results] The experimental method achieves precise recognition and efficient classification of normal, broken shells, black spots, and dried walnut kernels in the walnut kernel sorting task. This method achieves the detection of a single image within 18 ms, with the average accuracy of 97.92% and a false detection rate reduced to 1.0%. This can effectively improve the automation level of the food production line. [Conclusion] This intelligent sorting method effectively solves the problems of low efficiency and poor accuracy of conventional sorting methods, and has good application prospects and promotion value in food production line automation.

基金项目: 山西省高等学校科技创新计划项目(编号: 2024L373); 吕梁职业技术学院课题项目(编号: LLZY202102002)

通信作者: 秦新华(1987—), 女, 吕梁职业技术学院讲师, 硕士。E-mail: qagssa@126.com

收稿日期: 2025-03-12 **改回日期:** 2025-07-29

引用格式: 秦新华, 王义亮, 李玉贵, 等. 基于改进 EfficientDet 的食品生产线核桃仁分选智能化研究[J]. 食品与机械, 2025, 41(8): 77-84.

Citation: QIN Xinhua, WANG Yiliang, LI Yugui, et al. Research on intelligent sorting of walnut kernels in food production lines based on improved EfficientDet[J]. Food & Machinery, 2025, 41(8): 77-84.

Keywords: food production line; walnut kernel sorting; intelligence; EfficientDet model; bidirectional feature pyramid network; convolutional attention mechanism module

在食品工业快速发展的当下,食品生产线的自动化、智能化水平已成为衡量企业竞争力的关键指标^[1-2]。核桃仁作为一种营养丰富、市场需求广阔的食品原料,其分选环节在食品生产流程中占据重要地位。传统的核桃仁分选主要依赖人工操作,这种方式不仅效率低下,且受人为因素影响,分选精度参差不齐。与此同时,随着深度学习技术在计算机视觉领域的广泛应用,基于人工智能的图像识别与目标检测技术为食品生产线的智能化改造带来了新的契机,众多研究尝试将深度学习模型引入食品分选领域,以实现高效、精准的自动化分选^[3-4]。

在目标检测模型的选择上, EfficientDet 等轻量化模型因其兼顾检测精度与计算效率,在食品图像检测任务中被广泛应用^[5-7]。渠述贺等^[8]针对现有核桃壳仁分选环节存在效率低、损伤率高、自动化程度不足等问题,系统梳理了智能分选、风选、筛分和浮选 4 种技术的设备研究与应用现状,并提出了未来需加强智能分选设备研发及促进技术融合的方向。颜旭等^[9]提出了一种结合图像处理技术和支持向量机的多特征分级模型,该方法具有较高的分级准确率($>94\%$),且显著优于单一特征或其他组合。徐杰等^[10]针对现有核桃缺陷检测方法存在效率低、准确性差等问题,提出了一种改进极限学习机算法和计算机视觉技术相结合的核桃缺陷检测方法,该方法可有效识别多种缺陷,具有较高的检测准确率($>98\%$)和效率,平均检测时间 $<9\text{ ms}$,显著优于常规方法。谢丽娟等^[11]针对现有核桃异物检测方法存在的检测精度不足问题,提出了一种全卷积神经网络用于核桃异常检测装置。该方法具有较高的检测准确率和效率,检测准确率 $>90\%$,检测速率大于 4FPS。以上方法均取得了较好的效果,但在核桃仁分选的实际应用中,现有模型存在对食品区域的关注能力不足、对不同尺度目标的检测能力较弱等问题,导致模型的检测性能受限,无法满足食品生产线对核桃仁分选高精度、高效率的实际需求。

研究拟提出一种卷积注意力机制模块(CBAM)、改进双向特征金字塔网络(BiFPN)和 Dynamic ReLU 激活函数优化的 EfficientDet 模型用于食品生产线核桃仁智能化分选,并将优化后的模型部署于食品生产线进行试验验证,旨在为食品生产线自动化发展提供依据。

1 食品生产线核桃仁分选智能化系统

食品生产线核桃仁分拣智能化系统如图 1 所示,主要由输送、图像采集、系统控制、分选和机架组成^[12-13]。核桃输送装置负责将核桃仁平稳、有序地送入检测区域,通

过上料斗和食品级传送装置,确保核桃仁以单层、稳定姿态输送,避免堆积重叠,为后续图像采集提供理想条件。图像采集装置利用工业相机与镜头,多角度捕捉核桃仁高清图像,结合 LED 光源系统,突出表面纹理与内部缺陷特征,通过高速图像采集卡将数据实时传输至控制装置。控制装置作为系统的“大脑”,由高性能工控机、PLC 控制器与数据存储单元构成硬件基础,搭载深度学习与传统机器视觉算法,实现图像分析、缺陷识别、分级判断,并向分选装置发送精准控制指令。分选装置根据控制指令,采用气吹式执行机构,对核桃仁进行快速、精准分选。机架采用 304 不锈钢材质焊接而成,提供稳固支撑与防护。

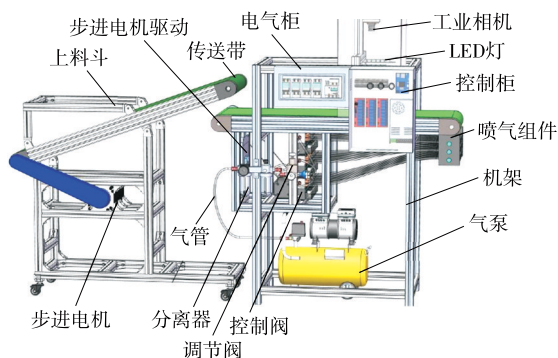


图 1 食品生产线核桃仁分选智能化系统

Figure 1 Intelligent system for walnut kernel sorting in food production lines

2 食品生产线核桃仁分选智能化检测方法

在食品工业智能化转型浪潮下,核桃仁分选作为关键环节,现有方法在食品生产线核桃仁分选中存在精度差和效率低等问题^[14-15]。EfficientDet模型凭借其高效的网络结构和优秀的检测性能,在目标检测领域表现突出,但直接应用于食品生产线核桃仁分选时,仍存在食品区域特征提取不充分、多尺度目标检测能力不足、激活函数适应性差等问题。

2.1 EfficientDet模型

EfficientDet是一种高效的目标检测模型,其结构如图 2 所示^[16-17]。

2.1.1 EfficientDet主干特征提取网络 EfficientDet的主干特征提取网络采用 EfficientNet 架构,基于复合缩放方法,综合优化网络的宽度、深度和分辨率,以实现精度与效率的平衡。该网络以移动倒置瓶颈卷积(MBConv)为

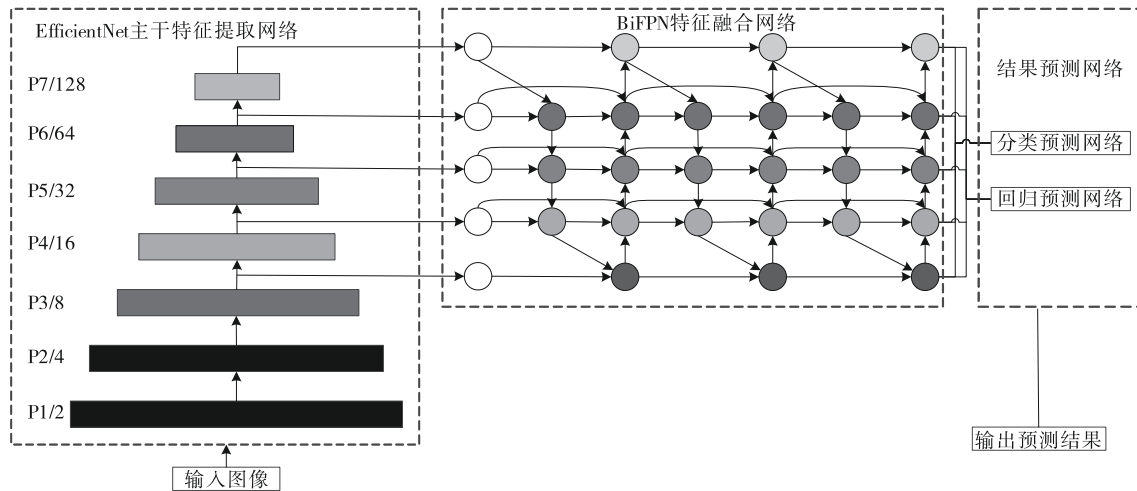


图2 EfficientDet-D0 模型结构

Figure 2 EfficientDet-D0 model structure

核心模块,通过深度可分离卷积与倒置残差结构,在大幅降低计算量的同时,有效提取图像特征。在处理核桃仁图像时,网络从底层开始捕捉边缘、纹理等基础信息,随着网络层级的加深,逐步整合形成具有语义信息的特征,如核桃仁的形状、表面褶皱等。

2.1.2 BiFPN 特征融合网络 双向特征金字塔网络(BiFPN)是EfficientDet实现高效多尺度特征融合的关键组件,在每一层的融合过程中,BiFPN首先对来自上层的特征图进行上采样操作,使其分辨率与当前层特征图一致。同时,对来自下层的特征图进行下采样操作,降低分辨率。然后,将经过处理的特征图与当前层特征图进行融合。经过多层双向特征融合后,BiFPN输出融合后的特征图。这些特征图综合了不同尺度和层次的信息,既保留了目标的细节特征,又包含了语义信息,为后续的结果预测网络提供更优质的特征输入,使得模型能够更准确地检测出不同尺度的目标,如完整的大核桃仁和细碎的小核桃仁。

2.1.3 结果预测网络 结果预测网络位于EfficientDet模型末端,负责基于前序网络提取和融合的特征,完成对核桃仁目标的分类与位置回归任务。该网络包含两个并行子网络,其一用于预测目标类别,判断检测区域是否为核桃仁,以及区分完整核桃仁、破碎核桃仁等不同类型。其二用于预测目标边界框坐标,确定核桃仁在图像中的具体位置。网络通过多层卷积对特征进一步抽象处理,学习核桃仁特征与类别、位置之间的映射关系。

2.2 改进 EfficientDet 模型

2.2.1 CBAM 优化 EfficientNet主干网络随着网络层数的不断加深,不可避免地会引入大量冗余信息。这些冗余信息既包括背景噪声、无关物体的特征等与检测目标

无关的内容,也包含一些在特征提取过程中产生的无效中间表征^[18]。CBAM作为一种轻量级注意力机制模块,通过通道注意力与空间注意力的串行协同,实现对特征图中关键信息的动态加权,从而增强有效特征、抑制冗余信息。在EfficientNet主干网络中嵌入CBAM模块优化核桃仁特征提取时,其核心技术细节可从以下方面展开分析。

(1) 通道注意力机制的核心是学习不同通道的重要性权重,让网络聚焦于包含核桃仁关键语义(如纹理、轮廓、区域分布)的通道,弱化背景(如坚果壳、杂质、空白区域)对应的通道。

(2) 空间注意力机制进一步学习空间维度的权重分布,聚焦核桃仁所在的空间区域,抑制背景区域的干扰(如坚果壳的边缘、图像角落的空白)双重注意力的协同作用:精准提取核桃仁关键特征。

(3) 通道注意力与空间注意力的串行协同是CBAM的核心优势,二者形成“先筛选关键通道,再聚焦通道内关键区域”的递进式优化。CBAM模型结构如图3所示。

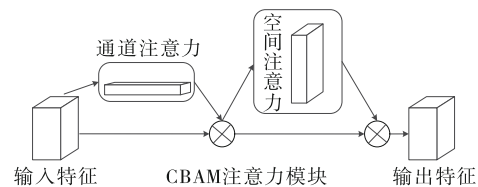


图3 CBAM 结构

Figure 3 CBAM structure

2.2.2 改进 BiFPN 特征融合网络 在核桃仁智能化分选任务中,目标对象存在多尺度变化且细节特征丰富,而传统BiFPN虽然能够实现双向特征融合,但在跨层级特征

交互上存在局限,难以充分挖掘不同层级之间的特征语义信息和位置关系,导致对目标细节特征的提取能力不足^[19]。为解决这一问题,在原 BiFPN 基础上增加不同层级之间的特征融合路径,一方面,可加强浅层细节特征与深层语义特征的融合,显著提升网络对目标对象的细节特征提取能力,尤其在处理形状不规则、尺寸较小的破碎核桃仁时,能够精准捕捉其边缘和纹理等关键细节。另一方面,拓宽的特征交互范围有助于网络更好地理解目标的上下文信息,利用不同层级之间的位置关系,增强对目标的定位准确性。改进 EfficientDet 模型如图 4 所示。

2.2.3 Dynamic ReLU 激活函数 在核桃仁分选时,食品生产线上采集的图像受光照强度、拍摄角度、设备反光等因素影响,图像中核桃仁的灰度分布、特征对比度差异较大。传统激活函数在处理这类复杂多变的数据时,无法根据数据的局部特征动态调整激活阈值和范围,导致网络对核桃仁关键特征的响应不足^[20]。试验通过 Dynamic ReLU 激活函数优化 EfficientDet 模型原激活函数。

Dynamic ReLU 激活函数通过引入可学习的参数,实现对激活函数形状和范围的动态调整,使其能够更好地适应输入数据的分布,如式(1)所示。

$$y = \max(0, x \cdot \alpha + \beta), \quad (1)$$

式中:

α, β ——斜率和偏移量调整参数(通过训练学习);

x ——输入特征。

将 Dynamic ReLU 激活函数应用于 EfficientNet 模型时,在移动倒置瓶颈卷积(MBConv)模块中的合适位置替换原有的激活函数。在每个 MBConv 模块中,经过深度可分离卷积和逐点卷积操作后,对输出的特征图使用 Dynamic ReLU 激活函数进行处理。通过这种方式,网络

在提取核桃仁图像特征的每一个关键步骤中都能根据数据的实际分布动态调整激活策略。

改进后的 EfficientDet 模型在保留原模型“主干网络+特征融合网络+检测头”3层架构的基础上,通过嵌入 CBAM 注意力机制、扩展 BiFPN 特征融合路径、替换 Dynamic ReLU 激活函数三大优化,形成更适应核桃仁分选任务的特征提取与推理能力。其整体结构如图 4 所示,与原 EfficientDet 模型(图 2)的核心差异可从以下方面进行说明。

(1) 引入 CBAM 模块增强特征筛选能力,相较于原主干网络,改进结构使特征图在进入特征融合网络前已完成“通道-空间”双重冗余抑制,为后续融合提供更高质量的基础特征。

(2) 扩展 BiFPN 路径强化跨层级交互, BiFPN 通过路径扩展,使特征交互范围从“相邻层级”扩展至“跨 2 个及以上层级”,尤其在处理尺寸差异大(完整核桃仁与破碎核桃仁)的目标时,融合后的特征同时包含精准位置信息和明确语义信息。

(3) 引入 Dynamic ReLU 提升特征响应适应性,与固定激活模式相比, Dynamic ReLU 使网络在不同光照、角度的图像中均能保持对核桃仁关键特征的稳定响应,降低环境干扰导致的特征失真。

3 食品生产线核桃仁分选试验

3.1 分选试验参数设置

为了验证所提食品生产线核桃仁分选智能检测方法的优越性,搭建试验检测平台,试验检测平台核心硬件配置见表 1,各设备协同工作实现核桃仁图像采集、机械分选控制等功能。软件系统配置基于高性能硬件,为模型运行与试验数据处理提供环境,具体参数见表 2。操作系

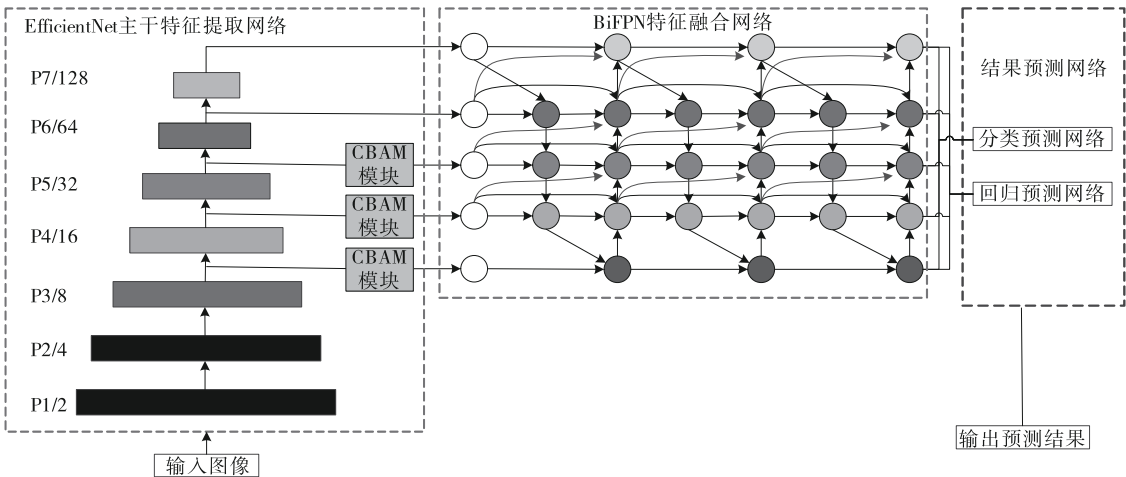


图 4 改进 EfficientDet 模型

Figure 4 Improved EfficientDet model

统保障系统稳定运行,高性能CPU与GPU加速深度学习计算。选取正常、碎壳、黑斑和干瘪4种类型核桃仁各10 000个构建试验数据集,涵盖生产线上常见的核桃仁形态。对数据集进行标注,采用标准VOC格式标记目标类别与位置,按8:1:1划分训练集、验证集和测试集,确保模型训练与评估的有效性,部分样本如图5所示。模型关键参数设置见表3,通过合理的参数配置平衡模型训练效率与性能。图像大小兼顾计算资源与特征提取效果,学习率及优化器等参数保障模型收敛,CBAM与Dynamic ReLU相关参数增强模型特征学习能力。采用平均精度均值(mAP)、平均检测时间和误检率评估模型性能。

表1 平台组成

Table 1 Platform composition	
平台设备	详情
工业相机	LTCAM LT-USB5MP
镜头	LT-CS055014-3MP
步进电机	130BYG350D
电机驱动	HB3722S2
电磁控制阀	4V210-08
控制器	Rockchip RK3588S
电机驱动	HB3722S2
气泵	TS1290W-40L

表2 系统组成

Table 2 System composition	
系统	详情
操作系统	Microsoft Windows 11Pro 64
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-13900KF
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4090
深度学习框架	Pytorch2.1.0
Python环境	Python 3.14.0

3.2 分选试验

为验证试验所提改进 EfficientNet 模型的有效性,对 EfficientNet、EfficientNet+CBAM、EfficientNet+改进 BiFPN、EfficientNet+Dynamic ReLU 和试验方法(EfficientNet+CBAM+改进 BiFPN+Dynamic ReLU)在训练过程中随迭代次数变化的损失值进行分析,如图6所示。

由图6可知,在训练初始阶段(100次迭代),试验方法的损失值为1.85,显著低于其他模型,表明该模型在训练初期展现了更强的特征学习能力,能够更快适应核桃仁分选任务的数据分布。试验方法在250次迭代完成收敛,

表3 模型参数

Table 3 Model parameters	
参数	数值
图像大小	480×480
初始学习率	0.000 3
动参量	0.9
学习率下降方法	cos
冻结骨干网络训练时间批大小	8
解冻后网络训练批大小	4
优化器	Adam
迭代次数	1 000
通道注意力缩减比例	16
空间注意力卷积核大小	7×7
α 、 β	1.0、0.5

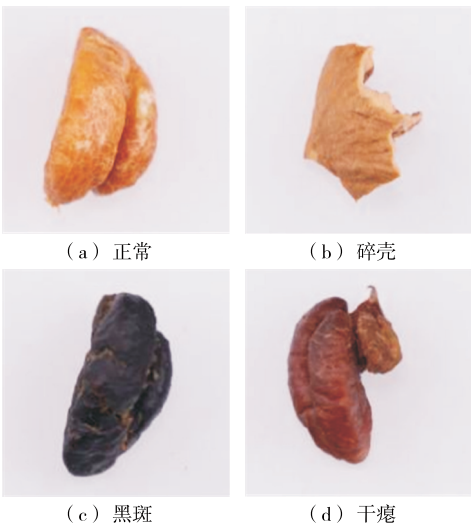


图5 部分样本

Figure 5 Partial samples

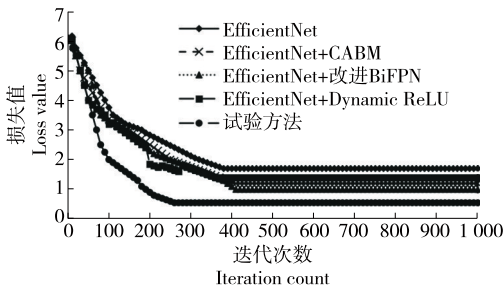


图6 训练过程随迭代变化的损失值

Figure 6 Changes in loss value with iterations during the training process

损失值降至0.60,相比原始 EfficientNet模型在400次左右收敛至1.75下降了65.71%。中期收敛阶段(100~400次迭

代),相比原始 EfficientNet 模型,CBAM 与 Dynamic ReLU 增加少量迭代次数,但能显著提升精度,单一优化模块均表现出优于基础模型的损失下降趋势。迭代 400 次后,试验方法损失优势持续保持,所有模型在 400 次迭代后均进入稳定状态,损失值波动 <0.05 ,进一步体现了多优化协同的叠加效应。试验方法通过“动态激活增强响应+注意力筛选特征+跨层级融合信息”的全流程优化,实现了比单一优化更彻底的冗余信息抑制和有效特征强化,表明了试验改进 EfficientNet 模型在核桃仁分选任务中的有效性。

在食品生产线核桃仁智能化分选研究中,为探究卷积注意力机制模块(CBAM)、改进双向特征金字塔网络(BiFPN)和 Dynamic ReLU 激活函数对 EfficientNet 模型性能的影响,设计并开展消融试验。采用平均精度均值、平均检测时间和误检率 3 项核心指标,全面评估各优化方案的效果,消融试验结果见表 4。

由表 4 可知,当 CBAM 与改进 BiFPN 结合时,mAP 提升至 96.20%,高于单一模块的效果之和,说明通道与空间注意力机制和多尺度特征融合能相互促进,进一步提升模型对目标的定位与分类能力。试验方法(三者全融合)

实现了最高的 mAP 值(为 97.92%),验证了 CBAM、改进 BiFPN 和 Dynamic ReLU 在特征提取、信息融合和非线性表达上的互补性。随着模块叠加,检测时间逐步增加,试验方法达到 18 ms。但相比原始模型仅增加了 3 ms,在工业场景中仍能满足实时性要求(通常需 ≤ 20 ms),证明优化方案在精度与速度间取得良好平衡。试验方法将误检率大幅降至 1.0%,相比原模型降低了 2.8%。多模块协同工作显著增强了模型对核桃仁与杂质的区分能力,满足食品生产线对低误检率的严格要求。消融试验结果表明,CBAM、改进 BiFPN 和 Dynamic ReLU 均能有效提升 EfficientNet 在核桃仁分选任务中的性能,且组合使用时优势更为显著。试验方法在保证实时性的前提下,实现了高精度、低误检的目标,验证了优化方案的有效性与优越性。后续可进一步探索模块参数的精细化调整,以挖掘模型的更大潜力。

为了验证试验所提改进 EfficientNet 模型的优越性,将其与文献[10]改进极限学习机模型和文献[21]改进 YOLOv11 模型进行对比分析,不同方法实际检测效果如图 7 所示,不同方法各检测指标对比见表 5。图 7 中有正常核桃 2 个、碎壳 1 个、黑斑 3 个和干瘪 3 个。

表 4 消融试验结果对比

Table 4 Comparison of ablation experimental results

方法	平均精度均值/%	平均检测时间/ms	误检率/%
EfficientNet	92.10	15	3.8
EfficientNet+CBAM	94.32	16	2.5
EfficientNet+改进 BiFPN	93.78	17	2.6
EfficientNet+Dynamic ReLU	93.10	15	2.8
EfficientNet+CBAM+改进 BiFPN	96.20	18	1.9
EfficientNet+CBAM+Dynamic ReLU	95.87	16	2.1
EfficientNet+改进 BiFPN+Dynamic ReLU	96.03	17	2.0
试验方法	97.92	18	1.0

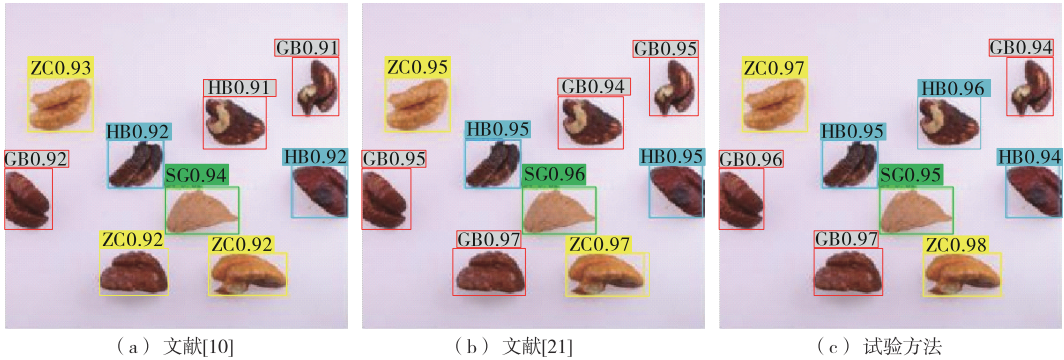


图 7 不同方法实际检测效果

Figure 7 Actual detection results of different methods

表5 不同方法各检测指标对比

Table 5 Comparison of various detection indicators among different methods

方法	平均精度均值/%	平均检测时间/ms	误检率/%
文献[10]	92.15	25	2.8
文献[21]	96.32	22	1.8
试验方法	97.92	18	1.0

由图7可知,文献[10]对核桃仁的正常、碎壳、黑斑和干瘪4种检测效果不是很理想,图像中存在2处错检;文献[21]存在1处错检,试验方法可以实现所有核桃仁目标的有效检测。由表5可知,在平均精度均值方面,试验方法达到97.92%,高于文献[10]和文献[21]的,表明试验所提改进 EfficientNet模型对目标的检测精准度更高。在平均检测时间上,试验方法仅需18 ms,较文献[10]和文献[21]的更短,表明试验方法检测效率更高,能更快得出检测结果。在误检率方面,试验方法的为1.0%,远低于文献[10]和文献[21]的,表明试验方法的可靠性更强。综合3项核心指标,试验所提改进 EfficientNet模型在平均精度均值、平均检测时间和误检率上均表现更优,充分验证了该模型在目标检测任务中的优越性,具有更好的应用价值和发展潜力。

4 结论

围绕食品生产线核桃仁分选效率与精度问题,提出了一种基于改进 EfficientDet模型的智能化分选方案。通过CBAM、改进 BiFPN 和 Dynamic ReLU 激活函数优化模型,从特征提取、多尺度信息融合与自适应激活等维度提升模型性能。结果表明,改进后的模型在核桃仁分选任务中表现卓越,平均精度均值达97.92%,平均检测时间仅为18 ms,误检率低至1.0%。相比于文献[10]和文献[21],平均精度均值分别提高了6.26%和1.65%,平均检测时间分别降低了28.00%和18.18%,误检率分别降低了64.29%和44.44%。试验不仅解决了传统人工分选效率低、精度差的行业痛点,更通过深度学习技术赋能食品工业自动化,推动核桃仁分选从经验驱动向数据驱动转变。未来研究可聚焦于模型轻量化优化,探索边缘计算场景下的部署应用,同时结合实际生产动态调整参数,提升模型对复杂工况的适应性。

参考文献

- [1] 朱豪,周顺勇,刘学,等. 基于深度学习的单阶段目标检测算法综述[J]. 工业控制计算机, 2023, 36(4): 101-103.
- ZHU H, ZHOU S Y, LIU X, et al. Survey of single-stage object detection algorithms based on deep learning[J]. Industrial

Control Computer, 2023, 36(4): 101-103.

- [2] CHEN C, WU B, ZHANG H Y. An image recognition technology based on deformable and CBAM convolution Resnet50[J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2023, 50(1): 8.
- [3] 蔡家一,刘世伟,单龙祥,等. 基于机器视觉与 YOLO v5的裂纹蛋分拣机器人设计与试验[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(1): 41-50.
- CAI J Y, LIU S W, DAN L X, et al. Design and experiment of cracked egg sorting robot based on machine vision and YOLO v5[J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(1): 41-50.
- [4] 邓姗姗,黄慧,马燕. 基于改进 Faster R-CNN 的小目标检测算法[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(5): 869-877.
- DENG S S, HUANG H, MA Y. A small object detection algorithm based on improved Faster R-CNN[J]. Computer Engineering & Science, 2023, 45(5): 869-877.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 夏军勇,王康宇,周宏娣. 基于改进 Faster R-CNN 的食品包装缺陷检测[J]. 食品与机械, 2023, 39(11): 131-136, 151.
- XIA J Y, WANG K Y, ZHOU H D. Food packaging defect detection by improved network model of Faster R-CNN[J]. Food & Machinery, 2023, 39(11): 131-136, 151.
- [8] 渠述贺,朱占江,沈晓贺,等. 核桃壳仁分选技术研究现状与展望[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(12): 71-79.
- QU S H, ZHU Z J, SHEN X H, et al. Research status and prospect of walnut shell kernel separation technology[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(12): 71-79.
- [9] 颜旭,王应彪,张兆顺,等. 基于图像处理与 SVM 的核桃仁多特征融合分级方法[J]. 农业与技术, 2022, 42(17): 42-45.
- YAN X, WANG Y B, ZHANG Z S, et al. Multi-feature fusion grading method for walnut kernels based on image processing and SVM[J]. Agriculture and Technology, 2022, 42(17): 42-45.
- [10] 徐杰,刘畅. 基于改进 ELM 和计算机视觉的核桃缺陷检测[J]. 食品与机械, 2024, 40(5): 122-127.
- XU J, LIU C. Walnut defect detection based on improved ELM and computer vision[J]. Food & Machinery, 2024, 40(5): 122-127.
- [11] 谢丽娟,戴彝辉,洪友君,等. 基于全卷积神经网络的核桃异物检测装备设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 385-391.

- XIE L J, DAI B H, HONG Y J, et al. Design and test of detecting system for impurities in walnut based on full convolutional neural network algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 385-391.
- [12] 刘达, 朱兆优, 叶海鹏, 等. 基于改进 YOLOv5 的酒瓶缺陷检测方法研究[J]. 机电工程技术, 2024, 53(3): 211-215.
- LIU D, ZHU Z Y, YE H P, et al. Research on defect detection method for wine bottles based on improved YOLOv5[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2024, 53(3): 211-215.
- [13] 陈卫东, 刘超, 王莹, 等. 基于机器视觉的食品瓶罐包装缺陷检测研究进展[J]. 粮油食品科技, 2024, 32(4): 185-191.
- CHEN W D, LIU C, WANG Y, et al. Research progress on inspecting food bottle and can packaging shortcomings based on machine vision[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2024, 32(4): 185-191.
- [14] 吴昊然, 陈晓星, 高傲. 基于深度卷积神经网络的食品包装缺陷检测算法研究[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(3): 10-15.
- WU H R, CHEN X X, GAO A. Research on food packaging defect detection algorithm based on deep convolutional neural network[J]. Intelligent Computer and Applications, 2023, 13(3): 10-15.
- [15] 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.
- [16] 戈明辉, 张俊, 陆慧娟. 基于机器视觉的食品外包装缺陷检测算法研究进展[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 95-102, 116.
- GE M H, ZHANG J, LU H J. Research progress of food packaging defect detection based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 95-102, 116.
- [17] ZHANG R M, JIA Z N, LI J X, et al. An improved EfficientDet remote sensing target detection algorithm based on multi-sensory field feature enhancement[J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(7): 53.
- [18] 张雷, 严昊, 贾永镓, 等. 采用改进 YOLOv3-Tiny 模型的轻量化莲蓬质量分级算法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(23): 248-257.
- ZHANG L, YAN H, JIA Y Y, et al. Lightweight classification of lotus seedpod quality using improved YOLOv3-Tiny model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(23): 248-257.
- [19] 刘雪, 沈长盈, 吕学泽, 等. 基于改进 MobileNetV3-Large 的鸡蛋新鲜度识别模型[J]. 农业工程学报, 2022, 38(17): 196-204.
- LIU X, SHEN C Y, LYU X Z, et al. Recognizing egg freshness using an improved MobileNetV3-Large[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(17): 196-204.
- [20] 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.
- [21] 韩宇, 齐康康, 郑纪业, 等. 基于改进 YOLOv11 的轻量化肉牛面部识别方法[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(3): 173-184.
- HAN Y, QI K K, ZHENG J Y, et al. Lightweight cattle facial recognition method based on improved YOLOv11[J]. Smart Agriculture, 2025, 7(3): 173-184.