

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60180

# 基于改进 YOLOv13 和 X 射线的包装食品内 异物智能检测方法

郭德超<sup>1</sup> 刘子志<sup>1</sup> 张 豪<sup>2</sup> 赵 强<sup>3</sup>

(1. 广州中医药大学, 广东 广州 510006; 2. 广州市疾病预防控制中心(广州市卫生监督所),  
广东 广州 510440; 3. 华南农业大学, 广东 广州 510642)

**摘要:**[目的]针对基于 X 射线的包装食品异物检测中,图像低频特征占比高、异物与背景灰度差异小导致检测精度低,以及微小异物特征易丢失等问题,提出一种改进的智能化检测方案,解决传统检测方法无法满足自动化生产线实时性与可靠性要求。[方法]在包装食品内异物智能化检测系统的基础上,提出一种融合改进 YOLOv13 模型和 X 射线的包装食品内异物智能化检测方法。重构核心特征提取模块 DC-A2C2F,精准聚焦异物边缘的灰度突变区域,提升异物特征与背景的区分度;在骨干网络中引入多阶特征聚合模块 MFAM,缓解微小异物特征稀释问题,保留关键细节信息;设计双路径融合金字塔网络(DFPN)优化颈部结构,实现语义信息与细节信息的均衡匹配,适配不同尺寸异物的检测需求。[结果]所提方法在包含金属、玻璃、塑料等多类型异物的平均精度均值>98.50%,相较于 YOLOv13 模型,漏检率从 2.2% 降至 0.4%,同时保持 50 帧/s 以上的推理速度。[结论]改进 YOLOv13 模型能够精准适配 X 射线图像的特征特性,所提检测方法兼具高检测精度、低漏检率与实时性,完全满足自动化生产线实时检测需求。

**关键词:**包装食品;异物检测;YOLOv13 模型;X 射线;智能化检测系统

## Intelligent detection method for foreign objects in packaged foods based on improved YOLOv13 and X-ray

GUO Dechao<sup>1</sup> LIU Zizhi<sup>1</sup> ZHANG Hao<sup>2</sup> ZHAO Qiang<sup>3</sup>

(1. Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou, Guangdong 510006, China; 2. Guangzhou Center for  
Disease Control and Prevention (Guangzhou Health Supervision Institute), Guangzhou, Guangdong 510440,  
China; 3. South China Agricultural University, Guangzhou, Guangdong 510642, China)

**Abstract:** [Objective] To address problems in X-ray-based foreign object detection in packaged foods, including low accuracy caused by the high proportion of low-frequency features in images and small grayscale differences between foreign objects and the background, as well as the loss of micro foreign object features, an improved intelligent detection scheme is proposed to overcome the inability of traditional detection methods to meet the real-time and reliability requirements of automated production lines. [Methods] Based on the intelligent detection system for foreign objects in packaged foods, this study proposes an intelligent detection method for foreign objects in packaged foods integrating an improved YOLOv13 model and X-ray. The core feature extraction module, DC-A2C2F, is redesigned to precisely focus on regions with sharp gray-level variations along foreign object boundaries, thus enhancing the discriminability between foreign object features and the background. A multi-order feature aggregation module (MFAM) is introduced into the backbone network to mitigate the dilution of micro foreign object features and retain critical detail information. A dual-path fusion pyramid network (DFPN) is designed to

**基金项目:**广东省教育厅科研项目计划课题(编号:21GZJY675032);广东省中医药健康服务与产业发展研究中心项目(编号:2025YBA14,2025YBA05);广州市哲学社会科学规划课题(编号:2024GZGJ272,2023GZGJ64)

**通信作者:**张豪(1979—),女,广州市疾病预防控制中心(广州市卫生监督所)教授,硕士。E-mail:wtufrg@21cn.com

**收稿日期:**2025-12-03 **改回日期:**2026-02-05

**引用格式:**郭德超,刘子志,张豪,等.基于改进 YOLOv13 和 X 射线的包装食品内异物智能检测方法[J].食品与机械,2026,42(2):74-81.

**Citation:**GUO Dechao, LIU Zizhi, ZHANG Hao, et al. Intelligent detection method for foreign objects in packaged foods based on improved YOLOv13 and X-ray[J]. Food & Machinery, 2026, 42(2): 74-81.

optimize the neck structure, achieving balanced matching between semantic and detailed information to accommodate the detection requirements of foreign objects of different sizes. **[Results]** The proposed method achieves a mean average precision of over 98.50% for multiple types of foreign objects, including metal, glass, and plastic. Compared with the YOLOv13 model, the proposed method reduces the missed detection rate from 2.2% to 0.4% while maintaining an inference speed of over 50 frames per second. **[Conclusion]** The improved YOLOv13 model accurately adapts to the feature characteristics of X-ray images. The proposed detection method combines high detection accuracy, a low missed detection rate, and real-time performance, fully meeting the real-time detection requirements of automated production lines.

**Keywords:** packaged food; foreign object detection; YOLOv13 model; X-ray; intelligent detection system

食品质量是关系国计民生的核心议题,其中包装食品内异物污染是威胁食品安全的关键隐患之一。金属碎屑、玻璃残渣、塑料碎片等异物的混入,不仅会损害消费者身体健康,还会严重影响食品企业的品牌信誉与市场竞争力<sup>[1-2]</sup>。随着食品工业向自动化、规模化转型,传统异物检测方法已难以满足生产线的高效检测需求,常规金属探测器仅能识别磁性金属异物,对非金属异物的检测能力缺失,且无法精准定位异物位置<sup>[3-4]</sup>。因此,研发一种兼具高检测精度、低漏检率与实时性的包装食品内异物智能检测技术,成为食品工业质量管控领域的迫切需求。

针对上述问题,国内外学者开展了一系列相关研究。X射线成像技术因具有穿透性强、无损伤检测的特性,被广泛应用于包装食品内部结构的可视化检测,其能够清晰呈现食品内部异物与背景的灰度差异,为异物识别提供可靠的图像数据支撑。部分研究<sup>[5-7]</sup>通过改进YOLO系列模型的注意力机制,强化异物特征的响应能力,但未充分考虑X射线图像的低频特征特性。构建特征融合模块提升YOLO系列模型小目标检测性能,但存在跨尺度信息传递不均衡、推理速度下降等问题。李培刚等<sup>[8]</sup>针对现有检测技术(光学、X射线、近红外等)对非金属异物(塑料、玻璃、木屑等)检测的局限性,根据非金属异物的来源(原料生产、加工、运输等环节)与特点,分析5类主流检测技术(光学检测、X射线检测、近红外光谱、超声波、人工智能)的原理、应用场景及优缺点,提出智能化与自动化检测、多技术融合、在线监测与溯源三大发展路径。姚建峰等<sup>[9]</sup>针对食品X射线图像中异物种类多、边缘信息模糊,导致的标注效率低和检测精度差等问题,提出了一种改进YOLOv8模型用食品X射线图像异物检测。多标签标注方法可有效提升数据集信息完整性,改进后的YOLOv8算法在异物种类复杂、边缘模糊、背景干扰显著的场景中表现更优,平均精度均值 $>95\%$ ,显著提升X射线食品异物检测精度与泛化能力,为复杂场景下的异物检测提供可靠方案。唐浩奇等<sup>[10]</sup>针对食品生产X射线图像异物检测存在的异物与面团灰度差异小,且面食堆叠易导致异物特征被遮挡,提出一种改进的U-Net网络用于食品X射线图像异物检测。所提方法可有效适配食品的形态与图像特性,对小目标、遮挡异物的检测精度显著提升(平均精度均值 $>95\%$ ),检测速度满足食品生产线实时需求(推

理速度 $>30$ 帧/s),可稳定应用于食品自动化生产线。邓阿琴等<sup>[11]</sup>针对食品生产X射线图像背景复杂,异物特征易被淹没,提出了一种改进的卷积神经网络用于食品生产X射线图像异物检测。改进后的卷积神经网络在食品异物识别中兼顾高精度与高效率,异物识别率 $>92\%$ ,推理速度较改进前提升40%,且模型参数规模减少35%,可适配中小型食品企业的生产线检测需求。但现有研究尚未形成一套能够同时解决X射线图像低频特征适配、微小异物特征保留与跨尺度检测适配性的完整方案,检测精度与实时性的平衡仍有待优化。

研究拟提出一种融合改进YOLOv13模型和X射线技术的包装食品内异物智能检测方法。通过重构DC-A2C2F核心特征提取模块、引入多阶特征聚合模块(multi-scale feature aggregation module, MFAM)、设计双路径融合金字塔网络(dual-path fusion pyramid network, DFPN),实现对X射线图像特征的精准适配,提升异物与背景的区分度,缓解微小异物特征稀释问题,优化跨尺度异物检测性能。通过实际生产线数据集的对比试验,验证所提方法的有效性,旨在为包装食品自动化生产线提供一套兼具高检测精度、低漏检率与实时性的异物检测解决方案,助力食品质量安全管控水平的提升。

## 1 包装食品内异物智能化检测系统

包装食品内异物智能化检测系统以自动化、高精度、低漏检为核心目标,整合传送结构、数据采集、执行结构和计算机等组成,形成输送—成像—检测—分拣全流程闭环,包装食品内异物智能化检测系统构成如图1所示<sup>[12-13]</sup>。传送结构采用食品级不锈钢皮带输送机,配备防滑耐磨输送带(符合食品接触安全标准),支持无级调速(0.1~2.0 m/s),适配不同生产线速度需求。数据采集通过X射线图像采集模块和传感器进行数据采集,模块作为包装食品异物智能化检测系统的核心成像单元,选用专业异物检测设备UNX4015-N,其基于X射线穿透成像+灰度差异识别的核心原理,结合设备自身特性与食品检测场景适配优化,实现对包装内部异物的精准可视化。计算机为研华IPC-320,工业级主机(CPU为Intel Core i7 13700, GPU为NVIDIA GeForce RTX 4070,内存为64 GB),支持边缘计算,确保算法实时推理。执行结构为SCARA型四轴机械臂,作为包装食品异物检测系统的执行终端,凭借高速定

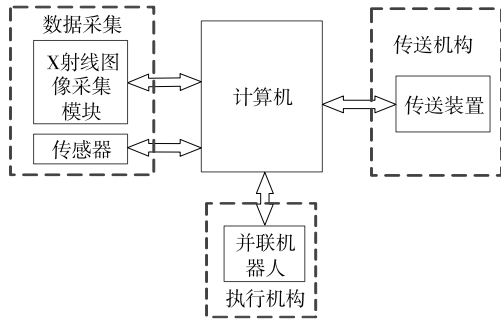


图 1 包装食品内异物智能化检测系统

Figure 1 Intelligent detection system for foreign objects in packaged foods

位、精准抓取、柔性操作的核心优势,承接计算机输出的异物定位信号,完成不合格品的快速分拣。

## 2 包装食品内异物智能化检测方法

试验针对 X 射线食品异物检测场景中低频特征占比高、异物与背景灰度差异小、微小异物特征易丢失的核心痛点,结合 YOLOv13 模型结构特性,从核心模块、骨干网络、颈部网络三大维度开展全链路优化,实现对 X 射线图像特征的精准适配与小目标异物的高效检出<sup>[14-15]</sup>。

### 2.1 预处理方法

针对 X 射线食品图像异物与背景灰度差异小、低对比度区域特征模糊的核心问题,试验结合自适应伽马校正 AGC 和限制对比度自适应直方图均衡化对 X 射线采集图像进行预处理,为后续改进 YOLOv13 模型提供高辨识度特征<sup>[16-17]</sup>。AGC 根据 X 射线图像的全局灰度统计特性,动态调整伽马值,拉伸低灰度区域(异物)与高灰度区域(背景)的灰度差异,避免传统固定伽马校正导致的过曝光或欠曝光。CLAHE 将 AGC 校正后的图像分割为重叠的局部块,对每个块独立进行直方图均衡化,同时限制对比度阈值,避免背景噪声放大,强化异物边缘的局部灰度突变。

### 2.2 改进 YOLOv13 模型的异物检测方法

2.2.1 YOLOv13 模型 YOLOv13 针对通用目标检测任务中小目标漏检、跨尺度特征建模能力弱、计算量与精度平衡难等痛点进行深度优化,YOLOv13 在特征增强、跨尺度特征聚合、轻量化设计三大维度实现突破,其核心创新集中于 HyperACE 超图自适应相关增强机制、FullPAD 全管道聚合与分配范式、DS-C3k 系列轻量化模块,三者协同构建高精度—高效率—轻量化的检测框架,显著提升复杂场景下的目标检测性能。

(1) 超图自适应相关增强机制 HyperACE。HyperACE 机制的核心逻辑是通过超图结构建模特征间的高阶相关性,打破传统注意力机制对特征关联的限制,实现多像素间关联信息的捕捉与关键特征增强。HyperACE 将 X 射线图像特征图中的每个像素视为超图节点<sup>[18]</sup>。对于低对比度异物区域,HyperACE 可通过计算

相邻像素的灰度相似度与空间距离权重,聚合形成强响应的异物特征集群,放大异物与背景的灰度差异。对于微小异物,其可将分散的微小异物像素与周边背景像素构建超边,通过高阶关联强化微小异物的特征表达,避免因单一像素特征微弱导致的漏检。

(2) 全管道聚合与分配范式 FullPAD。FullPAD 范式通过多路径特征聚合与自适应特征分配重构颈部网络逻辑,实现同尺度、跨尺度、全局特征的多维融合,以及基于任务需求的动态特征权重分配<sup>[19]</sup>。FullPAD 的多路径聚合模块为 X 射线图像的多尺度特征提供 4 条并行交互路径:① 同尺度特征细化路径,通过  $3 \times 3$  卷积强化当前尺度(如  $80 \times 80$  对应微小异物)的灰度边缘特征。② 跨尺度上采样聚合路径,将高层 ( $20 \times 20$ ) 语义特征上采样至中低层,为微小异物补充类别语义信息。③ 跨尺度下采样聚合路径,将低层 ( $80 \times 80$ ) 细节特征下采样至中高层,为大尺度异物补充边缘定位信息。④ 全局特征引导路径,通过全局平均池化提取图像级低频灰度分布特征,引导各尺度特征聚焦异物区域。

(3) 轻量化模块 DS-C3k 系列。DS-C3k 系列模块以深度可分离卷积为核心,结合多分支结构与跨阶段连接,通过替换传统 C3 模块实现“轻量化特征提取+多尺度特征保留”的平衡。DS-C3k 模块将传统 C3 模块的  $3 \times 3$  标准卷积替换为深度可分离卷积,计算量降低至原来的 1/9,参数量减少 60%~70%,大幅提升推理速度。针对 X 射线低频特征的提取需求,其多分支结构可通过并行的深度可分离卷积分支,捕捉不同尺度的低频灰度特征,弥补深度可分离卷积单一尺度特征提取的不足<sup>[20]</sup>。跨阶段连接设计则可避免低频特征在提取过程中的信息丢失,确保异物特征的完整性。YOLOv13 模型结构如图 2 所示。

2.2.2 改进 YOLOv13 模型 将 YOLOv13 模型直接应用于 X 射线食品异物检测时存在显著瓶颈: $3 \times 3$  深度可分离卷积感受野有限,难以覆盖 X 射线低频特征。通用 A2 注意力未适配灰度特性,对低对比度异物响应不足。多次下采样导致微小异物特征稀释。单路径特征传递造成语义与细节信息失衡。因此,需针对 X 射线场景特性进行全链路优化。

(1) 重构 DC-A2C2F 模块。保留原生 DC-A2C2F 的拆分—多分支—拼接框架,针对 X 射线图像特性重构核心组件,提升低频特征捕捉与低对比度异物响应能力。卷积结构优化:将原生  $3 \times 3$  深度可分离卷积替换为  $5 \times 5$  深度可分离卷积,感受野从 9 个像素扩展至 25 个像素,扩大 44%,充分覆盖 X 射线低频特征分布(占比  $> 70\%$ ),同时通过深度可分离结构控制计算量增量  $< 10\%$ 。

注意力机制升级:在 A2 注意力中新增 X 射线灰度感知可学习权重  $\omega_g$ ,动态强化低对比度异物的通道响应,如式(1)所示。

$$C_A(x) = \sigma(F_C(A_{vgPool}(x))) \times \omega_g, \quad (1)$$

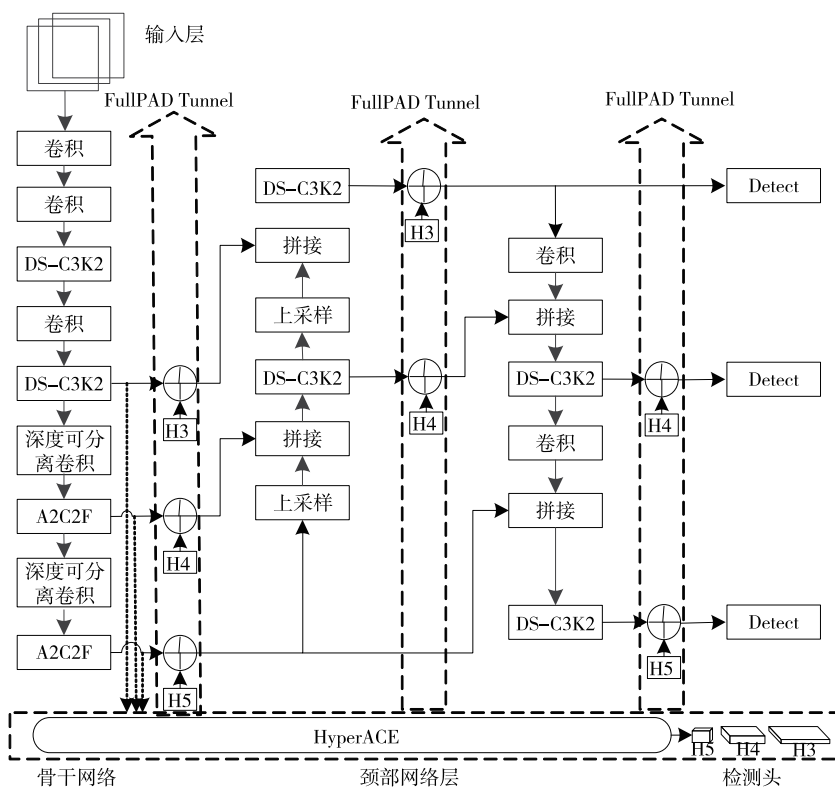


图2 YOLOv13结构

Figure 2 YOLOv13 structure

式中:

$C_A(x)$ ——经过灰度感知校准后的最终通道注意力权重;

$x$ ——输入特征;

$\omega_g$ ——可学习权重;

$A_{vgPool}(x)$ ——全局平均池化;

$\sigma(\cdot)$ ——激活函数;

$F_C(\cdot)$ ——对全局平均池化后的特征进行全连接变换。

灰度特征融入:在空间注意力中引入灰度差计算,如式(2)所示。

$$I_d = |x - A_{vgPool}(x, 3)|, \quad (2)$$

式中:

$I_d$ ——X射线特征图灰度差(表征像素级灰度突变强度);

$x$ ——输入特征;

$A_{vgPool}(x, 3)$ —— $3 \times 3$ 邻域平均池化(计算局部空间灰度均值)。

聚焦异物边缘灰度突变区域,抑制背景噪声,如式(3)所示。

$$S_A(x) = \sigma(C_{\text{onv}, 5 \times 5}(I_d)), \quad (3)$$

式中:

$S_A(x)$ ——最终空间注意力权重图(用于聚焦异物、

抑制背景噪声);

$\sigma(\cdot)$ ——Sigmoid 激活函数(生成归一化空间软权重);

$C_{\text{onv}, 5 \times 5}(I_d)$ ——空间最大池化操作(提取灰度差最显著的异物区域)。

轻量化设计:将注意力模块的 reduction 系数从4调整为8,降低40%计算量,抵消 $5 \times 5$ 卷积的增量,确保推理时间。

(2) 骨干网络优化:多阶特征聚合模块MFAM。考虑到YOLOv13在骨干网络中通过多次卷积与下采样获取深层语义特征,但容易削弱小目标(如X射线图像中 $<10$ 像素的金属碎屑、玻璃渣)的细粒度结构信息,导致小目标特征在深层表征中被稀释,因此在主干网络高、低层特征之间构建多阶特征聚合模块MFAM。该模块的核心目标是通过跨尺度特征交互,实现高层语义特征与低层细节特征的互补融合,缓解小目标特征稀释问题。其中融合阶段的核心在于通过自适应灰度响应融合(adaptive gray response fusion, AGRF)机制实现多层特征的动态加权整合,确保对X射线低对比度小目标特征的精准保留与强化。

MFAM模块的输入为改进YOLOv13骨干网络输出的三尺度特征图,分别对应:低层细节特征图 $F_{\text{low}}$ ( $80 \times 80$ , 聚焦小目标细粒度灰度边缘)、中层过渡特征图 $F_{\text{mid}}$

(40×40,平衡细节与语义)、高层语义特征图  $F_{high}$  (20×20,提供目标类别语义信息)。整体工作流程分为三步:

步骤 1:特征尺度统一。通过双线性插值将高层特征  $F_{high}$  上采样至低层尺度(80×80),将低层特征  $F_{low}$  下采样至中层尺度(40×40),确保不同层级特征可进行维度匹配。

步骤 2:AGRF 动态加权融合。对尺度统一后的多阶段特征,通过 AGRF 机制计算动态权重,实现加权整合。

步骤 3:特征校准输出。将融合后的特征输入 X-Ray A2 注意力模块(含前文所述的灰度感知通道注意力)进行特征校准,强化异物特征响应,最终输出聚合特征  $F_{agg}$ 。

(3) 颈部网络优化:双路径融合金字塔网络 DFPN。经过 MFAM 模块聚合后的特征虽已实现高、低层特征的初步互补,但颈部网络作为“特征融合—检测适配”的关键环节,传统特征金字塔(FPN)仅依赖单一自顶向下的语义传递路径,存在语义信息与细节信息传递不均衡的问题——高层语义特征向下传递时易覆盖低层小目标细节,而低层细节特征向上补充时语义信息不足,难以适配 X 射线食品异物检测中“多尺度异物共存、低对比度特征难区分”的核心需求。因此,设计双路径融合金字塔网络 DFPN,通过自顶向下的语义增强路径与自底向上的细节回路路径形成互补循环交互,实现语义信息与细节信息

的精准匹配,显著提升跨尺度特征建模能力。整体工作流程:

步骤 1:自顶向下语义增强路径。补充小目标语义信息,该路径的核心目标是将高层强语义特征传递至中低层,解决微小异物细节有余、语义不足导致的分类模糊问题。

步骤 2:自底向上细节回路路径。补充大目标细节信息,该路径的核心目标是将低层强细节特征传递至中高层,解决大尺度异物语义有余、细节不足导致的定位不准问题。

步骤 3:双路径循环交互与最终输出,两条路径并非独立运行,而是形成循环交互。自顶向下路径为低层补充语义后,自底向上路径基于增强语义的低层特征提取细节,再反馈至中高层。同时,中高层细节增强后的特征可反向优化语义传递的权重分配。最终,通过灰度感知校准单元进行特征校准,输出增强特征。

改进 YOLOv13 模型结构如图 3 所示。

### 3 包装食品内异物智能化检测方法试验分析

#### 3.1 试验设置

为系统验证提出的包装食品内异物智能化检测方法(基于改进 YOLOv13 模型)在实际工业场景中的检测性

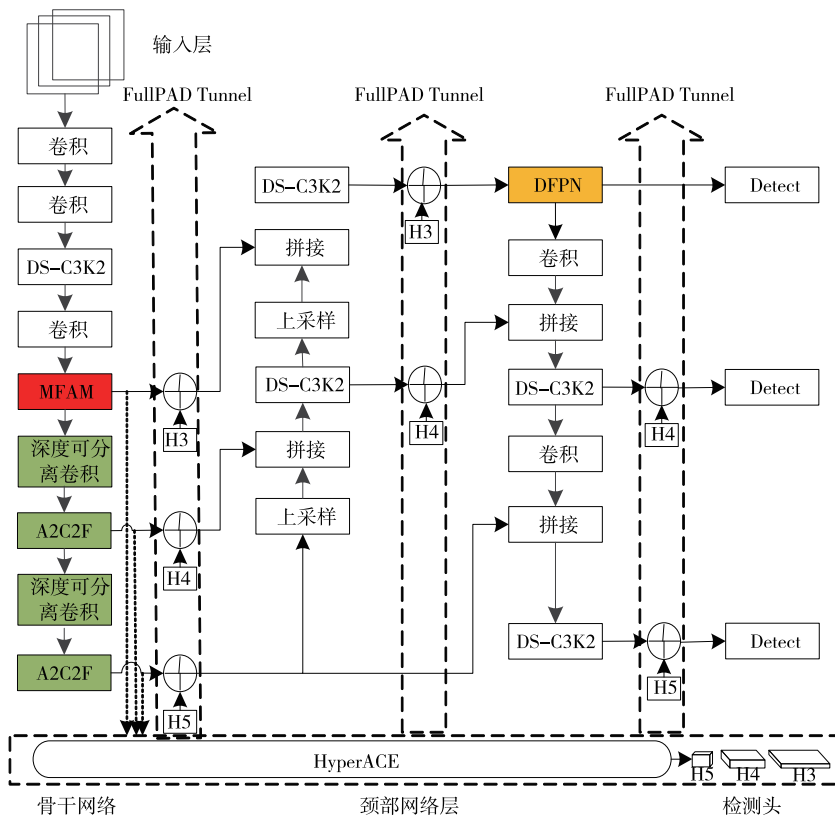


图 3 改进 YOLOv13 结构

Figure 3 Improved YOLOv13 structure

能与优越性,搭建了集X射线图像采集—智能检测—食品分拣于一体的包装食品内异物智能化检测平台,试验平台实物如图4所示。试验选取多种典型袋装食品作为检测对象,通过人工植入常见异物构建试验样本集,明确数据划分规则与模型训练、测试流程,为后续性能验证提供标准化试验基础。试验平台核心由X射线图像采集模块、数据处理模块、智能检测模块及执行分拣模块组成,各组件选型与配置充分适配包装食品异物检测的工业需求,具体参数见表1。在不同袋装食品中加入异物包括金属、石子、塑料、木棍等,正常样本2000包,异物样本2000包,异物尺寸涵盖微小(<10像素)、中尺度(10~50像素)、大尺度(>50像素)3个等级。为保障模型训练的有效性

测试结果的客观性,将构建的4000包样本对应的X射线图像数据按7:1:2的比例随机划分为训练集、验证集与测试集。模型参数见表2。



图4 试验平台

Figure 4 Experimental platform

表1 试验平台

Table 1 Experimental platform

工业级主机	X射线采集设备	分拣机构	传送带	操作系统	深度学习框架	Python环境
IPC-320	UNX4015-N	SCARA型四轴机械臂	食品级传送带,速度可调	Windows 11	Pytorc2.0	Python 3.7.7

表2 模型参数

Table 2 Model parameters

输入图像尺寸	AGC伽马值范围	CLAHE块大小	初始学习率	学习率衰减	迭代次数	置信度阈值	批次大小	损失函数	激活函数
640×640	0.4~1.5	16×16	0.001	Cosine退火	100	0.5	32	Focal Loss v3	SiLU, Sigmoid

### 3.2 包装食品内异物检测试验分析

为深入验证所提包装食品内异物智能化检测方法(改进YOLOv13模型)的训练稳定性与特征学习效率,构建多组对比试验:以改进YOLOv13模型为试验组,选取4种关键优化阶段的模型作为对照组,分别为YOLOv13、仅引入DC-A2C2F模块的优化模型(YOLOv13+DC-A2C2F)、仅引入MFAM模块的优化模型(YOLOv13+MFAM)、仅引入DFPN模块的优化模型(YOLOv13+DFPN)。所有模型均基于表2的统一参数设置进行训练,通过监测训练过程中总损失值的动态变化趋势,量化评估不同模型的训练收敛速度与稳定性。图5为优化前后总损失值随迭代次数的变化曲线。

由图5可以看出,改进YOLOv13模型的损失值下降速度显著快于所有对照组模型。具体而言,在迭代前20轮,改进YOLOv13模型的总损失值从初始的7.5快速降至1.2以下,而YOLOv13原始模型、YOLOv13+DC-A2C2F、YOLOv13+MFAM、YOLOv13+DFPN模型分别仅降至2.5,1.8,1.9,1.7,表明所提模型的特征学习效率更优,这得益于改进DC-A2C2F、MFAM、DFPN三大模块的协同优化,能更高效地捕捉X射线图像中的异物特征,加速模型参数迭代收敛。迭代20轮后,改进YOLOv13模型的损失值进入平稳下降阶段,无明显振荡现象,在迭代35轮时损失值趋于稳定(最终稳定在0.35左右)。而对照组中,YOLOv13原始模型在70轮稳定在1.0左右,仅单模块优化的迭代45轮左右,稳定在0.5~0.7。说明多模块协同优化使模型的特征表达更具鲁棒性,有效避免了单一模块优化可能导致的特征学习偏差,保障了训练过程的稳定性。

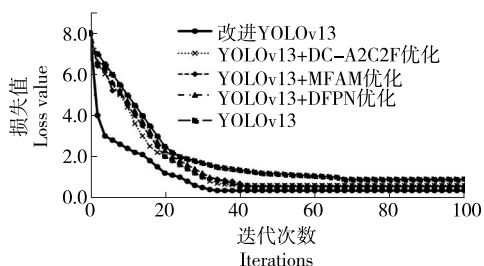


图5 优化前后总损失值随迭代次数的变化曲线

Figure 5 Curves of total loss value before and after optimization versus number of iterations

为深入验证所提包装食品内异物智能化检测方法(改进YOLOv13模型)中各改进模块对检测精度、实时性及轻量化性能的贡献度,以及多模块协同优化的有效性,特设计消融试验,通过逐一添加改进模块并对比模型性能指标,明确各模块的作用机理与组合优化价值,试验结果见表3。

由表3可以看出,相较于原始YOLOv13模型,DC-A2C2F优化、MFAM、DFPN 3种单模块改进均实现了

表 3 消融试验结果

方法	平均精度 均值/%	漏检 率/%	平均检测 时间/ms	参数 量/M
YOLOv13	91.60	2.2	25.8	53.2
YOLOv13+DC-A2C2F 优化	93.50	1.7	22.5	50.1
YOLOv13+MFAM	94.80	1.3	25.0	54.5
YOLOv13+DFPN	93.10	1.8	23.9	51.8
YOLOv13+DC-A2C2F 优化+ MFAM	96.20	0.9	24.1	51.3
YOLOv13+DC-A2C2F 优化+ DFPN	95.50	1.0	22.2	49.5
YOLOv13+MFAM+DFPN	95.90	0.8	24.5	52.6
改进 YOLOv13	98.50	0.4	19.6	48.2

检测性能的提升,但各模块的优化侧重点存在差异。其中,MFAM 对检测精度和漏检率的优化效果最为突出,平均精度均值提升 3.2%,漏检率降低 0.9%,验证了该模块在增强特征融合能力、提升异物目标识别准确性方面的核心作用。DC-A2C2F 优化在实时性与轻量化方面优势显著,检测时间缩短 3.3 ms,参数量减少 3.1 M,体现了其在模型压缩与推理速度提升上的价值。DFPN 则实现了精度、速度的均衡优化,为多尺度异物目标的检测提供了支撑。多模块协同的叠加增益效应任意两种改进模块的组合性能均优于单模块优化,表明各模块之间存在互补增效的协同关系。试验方法的综合性能最优性融合 DC-A2C2F 优化、MFAM、DFPN 的试验方法(改进 YOLOv13 模型)实现了精度、实时性、轻量化与低漏检率的全面最优。平均精度均值提升至 98.50%,较原始模型提升 6.90%。漏检率降至 0.4%,下降 1.8%。检测时间缩短至 19.6 ms,参数量降至 48.2 M,满足包装食品生产线高速、高精度的异物检测需求。该结果充分证明了所提改进方案的科学性与有效性,为包装食品内异物的智能化检测提供了高性能的模型支撑。

为了进一步验证所提改进 YOLOv13 模型在包装食品异物检测任务中的优越性,选取同领域具有代表性的两种方法(改进 YOLOv8 模型<sup>[9]</sup>、改进 U-Net 语义分割网络<sup>[10]</sup>)作为对比基准,从检测精度、漏检率、实时性及轻量化 4 个核心维度开展横向对比分析。不同方法的量化检测性能指标见表 4,不同方法检测效果的可视化对比结果如图 6 所示。

由表 4 可以看出,改进 YOLOv13 模型的平均精度均值达到 98.50%,分别较改进 YOLOv8、改进 U-Net 提升 4.3%、5.9%;漏检率仅为 0.4%,分别较改进 YOLOv8、改进 U-Net 降低 1.1%、1.7%。结合图 6 实际检测效果可知,试验方法对包装食品中细小金属碎屑、玻璃颗粒等低对比度异物的识别能力更强,有效解决了传统方法易漏检、误

表 4 不同方法的检测性能

方法	平均精度 均值/%	漏检 率/%	平均检测 时间/ms	参数 量/M
改进 YOLOv8 模型 <sup>[9]</sup>	94.2	1.5	26.8	55.7
改进 U-Net 语义分割网络 <sup>[10]</sup>	92.6	2.1	32.5	62.3
改进 YOLOv13 模型	98.5	0.4	19.6	48.2

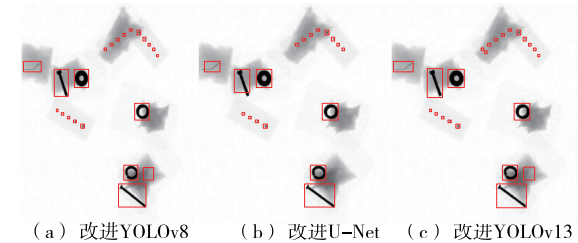


图 6 不同方法实际检测效果

Figure 6 Actual detection results of different methods

检的问题。实时性与轻量化性能更优试验方法的平均检测时间为 19.6 ms,分别较改进 YOLOv8、改进 U-Net 缩短 7.2、12.9 ms,满足食品生产线高速检测的实时性需求。参数量仅为 48.2 M,分别较改进 YOLOv8、改进 U-Net 减少 7.5、14.1 M,模型轻量化程度更高,更易于部署在嵌入式检测设备中。表明所提改进 YOLOv13 模型通过多模块协同优化,在检测精度、实时性、轻量化及漏检率控制方面均实现全面超越,适用于各类包装食品的异物智能化检测场景,具备较高的工程应用价值。

## 4 结论

与改进 YOLOv8、改进 U-Net 等主流检测方法对比,研究所提方法在平均精度均值、漏检率、检测速度及参数量 4 个核心指标上均实现全面超越,能充分适配包装食品自动化生产线的高速检测需求。研究所提方法平均精度均值达到 98.50%,较原始 YOLOv13 模型提升 6.90%。漏检率降至 0.4%,较原始模型下降 1.80%,有效提升了微小异物与低对比度异物的检出能力。平均检测时间缩短至 19.6 ms,推理速度可达 50 帧/s 以上,参数量优化至 48.2 M,实现了高精度、实时性与轻量化的协同平衡。

研究所提方法有效解决了 X 射线食品异物检测的核心技术痛点。重构的 DC-A2C2F 模块扩大了感受野,适配了 X 射线低频特征的分布特性,提升了低对比度异物的响应能力。引入的多阶特征聚合模块(MFAM)有效缓解了微小异物特征稀释问题,保留了关键细节信息。设计的双路径融合金字塔网络(DFPN)实现了语义信息与细节信息的均衡匹配,提升了多尺度异物的检测适配性,全面突破了传统模型在 X 射线食品异物检测场景中的应用瓶颈。

未来研究方向可从以下三方面拓展:① 进一步扩大数据集的多样性;② 探索多模态数据融合技术;③ 推进模型的嵌入式部署优化,满足不同食品企业的工业化应用需求。

## 参考文献

- [1] 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.
- [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] HOSSEINI A, HOOSHANFAR K, OMRANI P, et al. Brand visibility in packaging: a deep learning approach for logo detection, saliency-map prediction, and logo placement analysis [J]. Discover Applied Sciences, 2025, 7(6): 537.
- [4] DHAL S B, KAR D. Leveraging artificial intelligence and advanced food processing techniques for enhanced food safety, quality, and security: a comprehensive review[J]. Discover Applied Sciences, 2025, 7(1): 75.
- [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] 周运磊, 董效杰, 刘三军, 等. 基于改进 YOLOv11n 的轻量化电力设备过热故障红外图像检测算法[J]. 湖北民族大学学报(自然科学版), 2025, 43(1): 114-118, 140.  
ZHOU Y L, DONG X J, LIU S J, et al. The lightweight power equipment overheating fault infrared images detection algorithm based on the improved YOLOv11n[J]. Journal of Hubei Minzu University (Natural Sciences Edition), 2025, 43(1): 114-118, 140.
- [7] LIU Y, ZHANG C S, DONG X J. A survey of real-time surface defect inspection methods based on deep learning[J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(10): 12 131-12 170.
- [8] 李培刚, 毕峰华, 陈盼, 等. 主食菜肴非金属异物检测研究现状及展望[J]. 农业工程, 2025, 15(5): 120-125.  
LI P G, BI F H, CHEN P, et al. Research progress and prospect of non-metallic foreign body detection in staple foods and dishes [J]. Agricultural Engineering, 2025, 15(5): 120-125.
- [9] 姚建峰, 赵亚彬, 王鹏涛, 等. X射线食品异物图像标注方法与智能检测算法[J/OL]. 信阳师范大学学报(自然科学版). (2025-12-19) [2026-01-01]. <https://link.cnki.net/urlid/41.1476.N.20251219.0957.002>.  
YAO J F, ZHAO Y B, WANG P T, et al. Foreign object annotation method and intelligent detection algorithm for X-ray food images[J/OL]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition). (2025-12-19) [2026-01-01]. <https://link.cnki.net/urlid/41.1476.N.20251219.0957.002>.
- [10] 唐浩奇, 杨君, 陈荣昌. 基于深度学习的面食异物检测方法[J]. CT理论与应用研究(中英文), 2025, 34(4): 560-570.  
TANG H Q, YANG J, CHEN R C. A method for detecting foreign objects in pastries based on deep learning[J]. CT Theory and Applications, 2025, 34(4): 560-570.
- [11] 邓阿琴, 胡平霞. 基于改进卷积神经网络的食品异物自动识别方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(7): 133-137.  
DENG A Q, HU P X. An automatic recognition method for food foreign matter based on improved convolutional neural network[J]. Food & Machinery, 2022, 38(7): 133-137.
- [12] 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.
- [13] CHEN X Q, YANG C Z, MO J, et al. CSPNeXt: a new efficient token hybrid backbone[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 132: 107886.
- [14] 王静蕾, 赵英杰, 李峰, 等. 基于改进 YOLOv10 的盒装食品生产线包装缺陷检测方法[J]. 食品与机械, 2025, 41(4): 236-241.  
WANG J L, ZHAO Y J, LI F, et al. Packaging defect detection method for boxed food production line based on improved YOLOv10[J]. Food & Machinery, 2025, 41(4): 236-241.
- [15] 向硕, 曾水玲, 贺刚健, 等. 基于 YOLOv8n 改进的轻量化酒品包装缺陷检测算法[J]. 包装与食品机械, 2025, 43(4): 1-12.  
XIANG S, ZENG S L, HE G J, et al. Improved lightweight algorithm for liquor packaging defect detection based on YOLOv8n[J]. Packaging and Food Machinery, 2025, 43(4): 1-12.
- [16] 古莹奎, 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.
- [17] 付赫, 王桂英. 饮料包装缺陷检测的轻量化算法研究[J]. 包装与食品机械, 2025, 43(1): 32-39.  
FU H, WANG G Y. Research on lightweight algorithms for beverage packaging defect detection[J]. Packaging and Food Machinery, 2025, 43(1): 32-39.
- [18] 胡博, 熊华德, 刘尧, 等. 基于改进 YOLOv8 的脱水蔬菜异物检测方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2025, 46(11): 19-29, 65.  
HU B, XIONG H D, LIU Y, et al. Foreign object detection method for dehydrated vegetables based on YOLOv8[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2025, 46(11): 19-29, 65.
- [19] 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.
- [20] 施利春, 边可可, 王松伟, 等. 基于改进 U-Net 和 IWOA-LSSVM 的番茄综合品质检测方法研究[J]. 食品与机械, 2025, 41(8): 109-117.  
SHI L C, BIAN K K, WANG S W, et al. Research on tomato comprehensive quality detection method based on improved U-Net and IWOA-LSSVM[J]. Food & Machinery, 2025, 41(8): 109-117.