DOI: 10.3969/j.issn.2097-583X.2026.04.012　　文章编号：2097-583X(2026)04-0606-09

X射线食品异物图像标注方法与智能检测算法

姚建峰[1a,b,*]，赵亚彬[1a]，王鹏涛[2]，叶俊超[3]，吴振洋[2]，陈家和[4]，刘恒源[1a]

(1. 信阳师范大学 a.计算机与信息技术学院；b. 河南省教育大数据分析与应用重点实验室，河南 信阳 464000；
2. 无锡日联视界有限公司，江苏 无锡 214112；3. 日联科技集团股份有限公司，江苏 无锡 214112；
4. 杭州电子科技大学 计算机学院，浙江 杭州 310018)

摘　要：为解决食品X射线图像中异物种类、边缘信息难以辨识的问题，提出一种融合多标签异物标注方法与多尺度边缘特征的异物检测方法。首先，分别采用单标签标注与多标签标注两种方式完成数据标注。基于原始YOLOv8算法搭建对应的检测模型，通过对比实验分析两种标注方法对异物检测精度的影响。然后，对原始算法进行如下改进：1)在主干网络中嵌入多尺度边缘特征融合模块；2)在主干网络与颈部网络之间嵌入高效注意力模块；3)采用共享卷积检测头；4)引入Wise-WIoU损失函数。最后，使用多标签标注的数据集，分别采用原始YOLOv8算法和改进后的YOLOv8算法训练检测模型，并对比两种算法的异物检测精度。结果表明，所提出的多标签标注方法及改进算法可显著提升X射线图像中食品异物的检测精度，尤其在异物种类复杂、边缘模糊、背景干扰显著的场景中，表现出更优的检测能力与泛化能力。

关键词：数据标注；X射线图像；异物检测；YOLOv8

中图分类号：TP391.4　　**文献标志码：**A　　**开放科学(资源服务)标识码(OSID)：**

Foreign object annotation method and intelligent detection algorithm for X-ray food images

Yao Jianfeng[1a,b,*], Zhao Yabin[1a], Wang Pengtao[2], Ye Junchao[3], Wu Zhenyang[2], Chen Jiahe[4], Liu Hengyuan[1a]

(1. a. School of Computer and Information Technology, b. Henan Key Laboratory of Education Big Data Analysis and Application, Xinyang Normal University, Xinyang 464000, China;
2. Wuxi Unicomp Vision Technology Co., Ltd., Wuxi 214112, China;
3. Unicomp Technology (Group) Co., Ltd., Wuxi 214112, China;
4. School of Computer, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: To address the issues of diverse foreign object types and the difficulty in recognizing edge information in food X-ray images, a multi-label foreign object annotation method and a foreign object detection method based on multi-scale edge feature fusion were proposed. First, foreign objects were annotated using both single-label and multi-label approaches, and detection models were separately established based on the original YOLOv8 algorithm. The detection accuracy of the models trained with the two annotation methods was compared. Then, the YOLOv8 algorithm was improved as follows: 1) a multi-scale edge feature fusion module was added to the backbone network; 2) an efficient attention mechanism was embedded between the backbone and neck networks; 3) a shared convolution detection head was designed; 4) the Wise-WIoU loss function was introduced. Finally, detection models were trained using the multi-label annotated dataset with both the original and the improved YOLOv8 algorithms, and their foreign object detection performance was compared. Experimental results demonstrated that

收稿日期：2025-02-20；**修回日期：**2025-04-18；*. **通信联系人**，E-mail：249749251@qq.com

基金项目：国家自然科学基金项目(62573373)；河南省自然科学基金项目(232300421167)

作者简介：姚建峰(1980—)，男，湖北孝感人，副教授，博士，主要从事无损检测等的研究。

引用格式：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].信阳师范大学学报(自然科学版)，2026，39(4)：606-614.

Yao Jianfeng, Zhao Yabin, Wang Pengtao, et al. Foreign object annotation method and intelligent detection algorithm for X-ray food images[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2026, 39(4): 606-614.

the proposed multi-label annotation method and the improved algorithm significantly enhanced the detection accuracy of foreign objects in food X-ray images, particularly in scenarios with complex foreign object types, blurred edges, and substantial background interference, where superior detection capability and generalization performance were achieved.

Key words: data annotation; X-ray images; foreign object detection; YOLOv8

0 引言

食品异物是引发食品安全事件的主要诱因之一[1]，因此设计一种高效准确的食品异物检测算法对保障食品安全生产意义重大。X射线技术在食品工业异物检测中被广泛应用，当X射线穿透不同厚度与密度的物质时，会呈现出差异化的穿透率，进而在荧光屏上形成黑白对比度各异的影像[2]。由于异物与食品在密度、形状上存在显著差异，因此，通过X射线图像可检测食品中是否含有异物。

在基于深度学习的目标检测任务中，图像数据的标注质量决定模型的检测精度。数据标注[3]作为有监督学习模型构建的重要环节，为模型训练提供高质量标注样本。随着图像数据量的爆发式增长及语义信息的日趋复杂，传统单标签标注方法在信息表达方面存在瓶颈。为此，研究者逐步转向多标签标注策略，结合物体的多重标签，实现对目标信息的全方位刻画，进而有效提升模型对复杂场景的适配能力与泛化性能。

殷帅等[4]在YOLO网络框架下开展多类物体检测时，针对检测对象多样性与环境复杂性的问题，强调通过常见物体样本的增强处理，提升模型对复杂场景的适应能力；李鑫等[5]提出了车辆多属性识别方法，通过改进数据标签格式，分离类别信息与坐标信息，并结合One-Hot编码技术，实现了多属性标签的高效计算，提升了模型的多任务适应能力；孙艳歌等[6]通过构建多类茶叶病害数据集，细化病害分类维度，提升模型对不同病害特征的区分度，验证了类别的细化对强化模型特征学习能力的积极作用；洪巍[7]和仲思悦[8]等分别在舆情风险分析、交通违章检测中指出，现实场景中的检测任务往往蕴含多维属性，单一标签难以全面刻画目标特征，需采用多标签标注才能精准应对；宋光慧[9]则明确传统单标签图像标注方法在全局特征提取上的局限性，提出融合迁移学习与深度特征的优化方案，为提升模型检测性能提供了新的技术路径。

在目标检测领域，研究者已提出多种性能优化策略，涵盖尺度特征融合、注意力机制引入、上下文信息建模等方向。张莉等[10]通过融合多尺度上下文信息，有效提升了钢材表面缺陷检测精度。高耀东等[11]提出标签关联建模策略，结合注意力机制强化标签间的关系学习，进一步优化了目标识别性能。

当前食品X射线图像异物标注中，仍以单一异物标注方式为主[12-13]。但食品中异物类型繁杂，仅依靠单一标签难以全面捕捉异物的形态、材质等典型特征，导致异物检测模型的识别精度受限。为突破这一瓶颈、进一步提升检测性能，本文提出一种基于异物形状特性的多标签标注方法，并在YOLOv8网络框架基础上进行针对性算法改进，旨在强化模型对不同类型异物的特征提取与识别能力。

1 数据采集与标注

所用图像数据均由无锡日联科技集团股份有限公司生产的UNX4015-N型散料*X*射线检测设备采集获得。该设备主要针对小袋熟食的异物检测，利用X射线成像技术来探测食物样品和异物的密度分布差异，通过分析两者的密度特征，实现食品中异物的精准判别。在深度学习模型训练过程中，充足且有效的数据是确保各参数梯度向最优数值收敛、提升模型性能的关键。YOLOv8算法基于卷积神经网络(CNN)构建，具备实时检测效率高、适配性强的优势，适用于食品异物实时检测任务。该异物检测设备实物图如图1所示。

1.1 数据采集

采用自主采集的数据集，共1650张食品X射线图像，涵盖鱼干、面包、山楂球等8类即食食品，所有样品均为单个小包装，质量不超过200 g，详细样品信息如表1所示。

几何形状与灰度值是常见的图像特征[14]。其中，简单描述符、形状描述符、不变矩等[15]可用于描述目标物体的几何形状[16-17]，物体的空间位置、尺寸大小等信息也常用于描述目标物体。在实际



图 1　UNX4015-N 异物检测机

Fig. 1　UNX4015-N foreign object detection machine

表 1　样品信息

Tab. 1　Sample information

编号	标签	样品	数量/幅
1	bread	面包	300
2	fwshipin	风味食品	100
3	shanzhaqiu	山楂球	100
4	shanzhatiao	山楂条	300
5	xiahua	虾滑	250
6	fish	鱼干	200
7	ice_cream	雪糕	100
8	tiaoweipin	调味品	300

生产环境中,食品样本的叠加会导致异物与食品的灰度值趋于相近,从而削弱了特征提取方法的区分能力。为提高异物判别的准确性,需要提取出每类异物具有独立性与差异性的专属特征值。

以异物图像的几何形状为核心特征进行提取,并依据几何形状对异物进行分类,制定了包含 11 个类别的异物标签集。具体标签类别及对应表述如下:points(点状类)、shortlines(短丝类)、screws(螺丝类)、nuts(螺母类)、springs(弹簧类)、clips(回形针类)、balls(球类)、blocks(块状类)、longlines(长丝类)、rings(环状类)、longstrips(长条类)。各类别异物的典型形状示意图如图 2 所示。

1.2　数据标注

采用 LabelImg 作为图像数据标注工具,遵循边界框原则,将目标异物精准框选于矩形框内,既完整保留异物边缘特征信息,又避免纳入多余背景干扰。在标注上,分别构建了单标签与多标签两种类型。

对样本图像中的异物逐一框选,确保矩形框完整覆盖异物区间;若图像中存在多个异物重叠的情况,按单个异物主体分别进行独立框选,避免

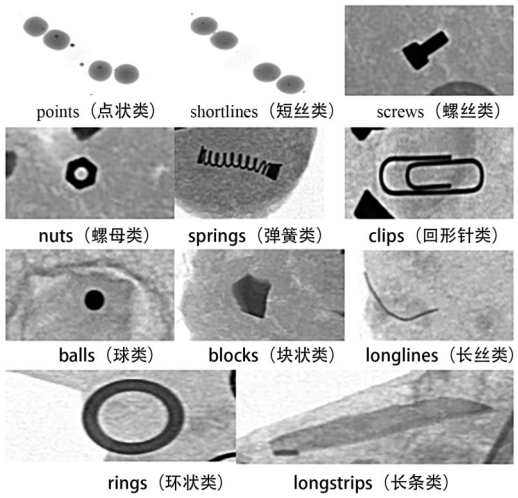


图 2　异物类别典型形状

Fig. 2　Typical shapes of foreign object categories

多异物合并标注或遗漏标注的问题。完成所有图像标注后,通过人工复核与交叉校验的方式,对标注边界的准确性、标签赋值的一致性进行全面检查,确保标注结果无偏差。

1.2.1　单标签标注法

单标签标注(Single-Label)采用统一标签对图像中所有异物进行标注。该标注方式下,无论异物材质(如金属、塑料、玻璃、石子)或类型(如标准测试卡),均赋予单一相同标签,不区分异物的具体属性差异。单标签标注示例如图 3 所示。

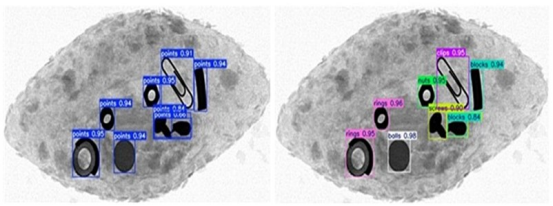


图 3　单标签样品示例

Fig. 3　Example of a single-label sample

单标签标注法采用矩形框对目标异物进行位置标注,矩形框需尽可能完整包围异物。该标注方式通常仅聚焦单一类别维度(如颜色、纹理、形状等[18])。在食品异物检测中,单标签标注的核心目的是简化标注流程、缩短标注时间,无须区分异物的具体材质。

1.2.2　多标签标注法

多标签标注(Multi-Label)基于异物的形状、大小等核心特征,对不同属性的异物进行分类定义,赋予其差异化标签。在图像处理场景中,单幅图

像通常包含多个语义区域，每个区域可对应独特的语义关键字[19-20]，多标签标注恰好适配这一特性，能够全面捕捉异物的多维属性。多标签标注示例如图4所示。

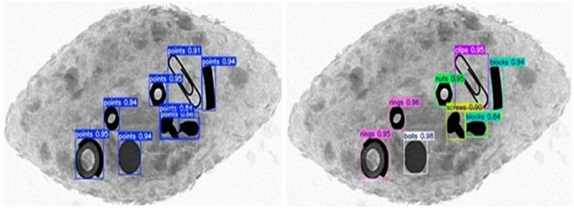


图4　多标签样品示例

Fig. 4　Example of a multi-label sample

依据形状特征将食品异物细分为11个类别，据此制定标准化异物标签集，再基于该标签集开展多标签(Multi-Label)标注。食品中异物形态繁杂多样，呈现出明显的多类别属性特征，单一标签难以全面刻画其核心信息，因此引入多标签分类与标注机制，对实现异物的精准识别具有关键意义。相较于单标签标注，多标签标注法能够更系统、全面地描述异物的特征与属性，为后续模型训练和检测分析提供更丰富、详细的标注信息支撑。

2　基于YOLOv8的食品异物检测方法

2.1　YOLOv8算法

YOLO是一种基于卷积神经网络的目标识别与定位算法。主干网络作为模型的核心特征提取模块，负责从输入图像中逐层提取多尺度语义特征与底层视觉特征，为后续目标检测任务提供基础特征支撑；颈部网络衔接于主干网络与头部网络之间，主要通过特征融合、特征增强等操作，整合不同层级的特征信息，提升特征表征能力；头部网络则是模型的决策输出层，承担目标类别判定、边界框回归等任务，最终生成目标检测结果。YOLOv8在YOLO系列算法实时高效检测特性的基础上，对网络结构与训练策略进行了全方位优化，进一步提升了检测精度与推理效率。

2.2　改进的YOLOv8算法

为强化算法对边缘模糊异物的检测能力，设计了一种多尺度边缘特征融合模块，通过整合不同层级的边缘特征，提升模糊异物的轮廓辨识度与特征表达能力。改进后的YOLOv8算法的总体框架示意图如图5所示。

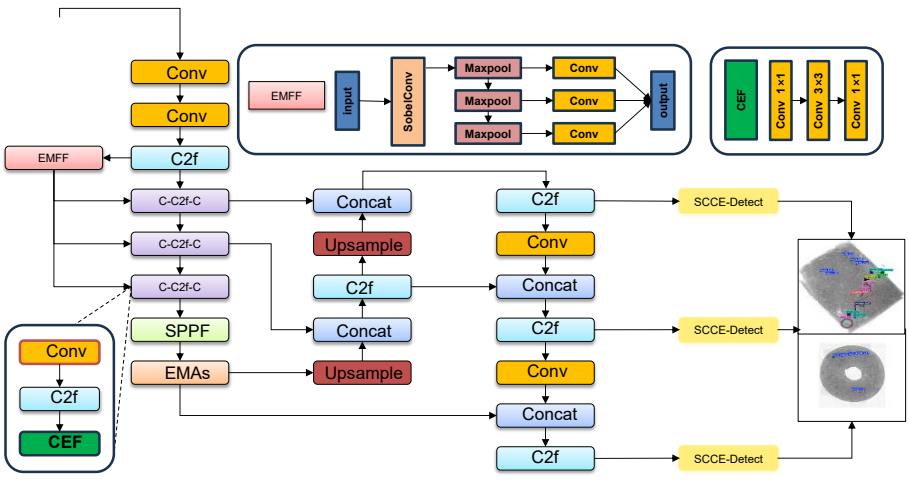


图5　改进的YOLOv8算法结构图

Fig. 5　Architecture diagram of the improved YOLOv8 algorithm

2.2.1　多尺度边缘特征融合模块

在食品包装袋的检测实验中发现，目标检测任务中的边界框回归高度依赖异物的边缘信息。然而，现有的主流目标检测模型中，缺乏针对强化边缘信息感知能力的功能组件。因此，提出一种多尺度边缘特征融合模块(Edge-aware Multi-scale Feature Fusion，EMFF)，将浅层特征层提取的边缘信息逐级传递并融合到主干网络的各尺度特征层中，从而显著增强模型的定位能力。

1）边缘信息提取：食品X射线图像中存在较多冗余背景信息，若直接从原始图像提取边缘特征并传递至主干网络，易引入噪声，干扰模型的有效学习。因此，EMFF模块不直接处理原图，而是以浅层特征图作为边缘信息提取的基础。浅层卷

积天然具备基础边缘提取能力,同时可过滤部分背景干扰。

2)下采样策略:多尺度特征生成过程中,下采样是必要环节,但不当操作易导致边缘信息弱化。为此,模块采用MaxPooling(最大池化)作为下采样方式。相较于AvgPooling(平均池化),MaxPooling更擅长保留局部区域的最强响应值,尤其能突出边缘突变区域的特征,有效避免边缘信息在尺度转换中丢失。

3)融合策略:特征融合阶段通过ConvEdgeFusion模块实现多尺度边缘图的高效整合,具体分为3个核心阶段:通道融合、特征提取和通道调整。通道融合将不同尺度的边缘特征图在通道维度上拼接后,使用1×1卷积实现融合。特征提取采用3×3卷积对融合后的特征图进行深层处理,强化模型对局部边缘与结构细节的感知。通道调整再次通过1×1卷积,优化特征图的维度结构,实现与骨干网络特征图的对齐。

2.2.2　共享卷积增强分类检测头

在目标检测中,检测头是模型中最接近输出的关键部分,其结构设计直接影响检测精度与泛化能力。为提升异物定位精度和分类准确性,设计了共享卷积增强分类检测头模块(Shared Convolution and Classification Enhancement Head, SCCE head)。该模块通过共享卷积、分类增强、空间动态对齐等3大核心维度进行改进,利用共享卷积增强对不同任务特征的建模能力,提高模型对物体空间位置与类别信息的对齐程度。

2.2.3　高效多尺度注意力机制

为强化全局上下文信息的关联性,引入高效多尺度注意力机制(Efficient Multi-Scale Attention, EMA)[21],并将其嵌入SPPF模块与Neck网络之间。该机制融合空间注意力与通道注意力的双重特性,可对多尺度语义特征进行自适应加权增强。在控制计算量增幅的前提下,有效凸显食品异物等关键目标区域的特征信息,为Neck网络的特征融合环节提供更高质量的特征输入,进一步提升特征融合的有效性。

2.2.4　Wise-WIoU损失函数

为解决YOLOv8默认IoU损失函数对不同质量样本采用统一处理策略的局限性,对多种主流IoU损失函数开展了系统性对比实验,最终选定Wise-WIoU作为边界框回归的损失函数。通过对预选框IoU分段加权,显著强化模型对中等质量样本的学习能力,有效抑制低质量框对优化方向的干扰,同时减缓高质量样本的过拟合现象,提升整体模型的鲁棒性与精确度。IoU对比实验结果如表2所示。

表 2　Wise-WIoU损失函数

Tab. 2　Wise-WIoU loss function　　%

IoU type	*P*	*R*	*F*1-score	mAP50	mAP50-95
YOLOv8-ESE-CIoU	89.76	84.55	84.42	88.42	77.22
YOLOv8-ESE-Wise-MPDIoU[22]	86.79	85.31	84.17	88.81	76.15
YOLOv8-ESE-Wise-DIoU[23]	87.43	85.34	84.56	89.26	75.80
YOLOv8-ESE-Wise-EIoU[24]	89.68	85.22	84.94	89.03	77.13
YOLOv8-ESE-Wise-GIoU[25]	89.84	85.22	85.19	88.64	75.88
YOLOv8-ESE-Wise-SIoU[26]	87.82	81.52	81.46	86.94	75.37
YOLOv8-ESE-Wise-WIoU[27]	87.61	85.52	84.86	89.42	77.64

3　实验及结果分析

3.1　训练环境

实验以YOLOv8n为基准模型,训练过程中不加载预训练权重,采用随机梯度下降(SGD)优化器对网络参数进行迭代更新。初始学习率(lr)设为0.01,动量参数为0.937,批大小(batch size)设置为32,训练迭代轮次(epochs)为300,输入图的尺寸统一调整为512×512像素,进程数(workers)设为8,关闭Mosaic数据增强。学习率更新策略选择余弦退火调整策略,通过训练过程中的动态调整,助力模型在初期快速收敛,后期精准优化。实验中所有的模型训练环境如表3所示。

3.2　实验流程

依据异物几何形状特征制定异物标签集,采用图像标注工具对数据集内每张图像中的异物进

表 3　实验训练配置

Tab. 3　Experimental training configurations

环境参数	具体配置
操作系统	Ubuntu 22.04.5
深度学习框架	PyTorch 2.2.2 + CUDA 12.1
编译语言	Python 3.10
CPU	Intel(R) Xeon(R) Silver 4314 CPU @ 2.40GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4090

行分类标注。数据将标注信息整理为XML格式文件，形成结构化标注数据集。模型训练阶段以YOLOv8n为基础框架，首先通过YAML配置文件完成核心参数设定，包括数据集路径、异物类别数量及类别名称等关键信息；随后在命令行终端进入YOLOv8根目录，执行训练指令，启动模型训练流程。最后，待模型训练完成后，从检测精度、召回率、泛化能力等维度对模型性能展开系统性分析与量化评估，验证改进策略的有效性。

Step1：图像数据获取。采集实验用食品X射线图像数据集，涵盖鱼干、风味食品、虾滑、面包等8类即食食品，初始采集图像共计2000张。

Step2：数据预处理。依据异物几何形状特征制定标准化标注规范；随后对初始图像进行筛选，剔除模糊、无有效异物等无效图像，最终保留有效食品图像1650张；采用LabelImg工具对图像中的异物进行矩形框标注，标注异物位置与类别；最后按照7∶2∶1的比例将标注后的数据集划分为训练集、验证集与测试集，保障模型训练与评估的有效性。

Step3：模型训练。基于YOLOv8框架构建模型，通过计算损失函数（Wise-WIoU）量化预测值与真实值的偏差，采用优化器（SGD）迭代更新网络参数直至训练结束；训练完成后自动生成两类模型文件：last.pt与best.pt。

Step4：模型测试。将Step3得到的last.pt和best.pt两类模型文件，在独立的测试集上进行异物检测测试，获取模型的原始检测结果。

Step5：模型评估。基于测试集检测结果，绘制损失函数变化可视化曲线，计算精确率（Precision）、召回率（Recall）、平均精度均值（mAP@0.5）等核心评估指标，综合量化模型的检测精度与泛化能力，完成模型性能评估。

Step6：模型导出。针对评估后性能最优的模型，将其导出为通用部署格式，满足不同平台的部署应用需求。

整个实验的主要流程如图6所示。

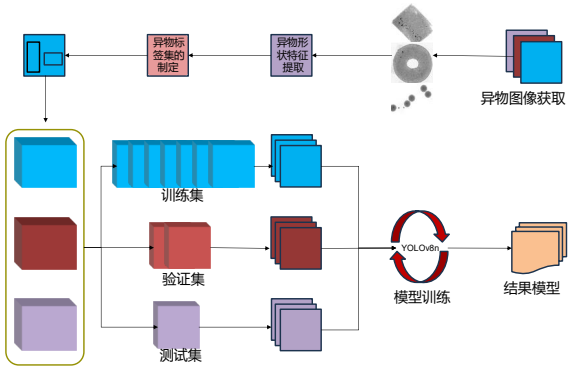


图 6　模型流程

Fig. 6　Model workflow

3.3　评估标准

混淆矩阵是目标检测与分类任务中评估模型性能的核心方法之一，其核心逻辑是通过对比模型预测标签与真实标签，将检测结果划分为4类：真正例（True Positive，TP）、假正例（False Positive，FP）、真负例（True Negative，TN）、假负例（False Negative，FN）。其中，TP指模型正确检测到真实存在的异物，FN指模型未检测到真实存在的异物（即漏检）。对于食品异物检测场景，核心优化目标是最大化TP（提升正确检出率）、降低FN（减少漏检），同时控制FP（降低误检），以保障检测的可靠性。

精确率（Precision，P）指模型检测出的正确正样本数占所有被检测出的正样本的比例，计算公式如下：

$$P=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}}。\tag{1}$$

召回率（Recall，R）指模型检测出的正样本数占真实正样本数的比例，计算公式如下：

$$R=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FN}}。\tag{2}$$

$F1$-score值指分类问题的一个衡量指标，是精确率和召回率的调和平均数，最大为1，最小为0，计算公式如下：

$$F1=\frac{2P\times R}{P+R}。\tag{3}$$

平均精度均值（Mean Average Precision，mAP）是全部类别样本AP的平均值，常用的mAP为mAP50和mAP50-95，计算公式如下：

$$\mathrm{mAP}=\sum_{i=1}^{c}\mathrm{AP}_i/c。\tag{4}$$

3.4　单标签与多标签标注方法的对比实验

为验证多类别标签标注策略的优势,设计对比实验:以原始YOLOv8n算法为基础,分别采用单类别标签、多类别标签进行模型训练,构建单标签模型YOLOv8n-one与多标签模型YOLOv8,并以8类食品中的面包样品为典型案例,对比2类模型的检测结果并进行可视化分析。

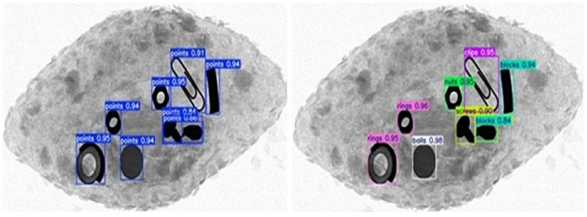
实验结果表明,单标签标注的图像中出现标注重复框问题,且针对“clips(回形针类)”“balls(球类)”“blocks(块状类)”等异物的检测精度显著低于多标签标注(详见表4)。

表 4　YOLOv8n-one和YOLOv8的实验结果

Tab. 4　Comparison of experimental results between YOLOv8n-one and YOLOv8　%

Model	*P*	*R*	*F*1-score	mAP50	mAP50-95
YOLOv8n-one	88.91	63.41	74.03	75.38	51.87
YOLOv8	88.79	84.98	84.17	88.45	74.30

量化指标层面,相较于YOLOv8n-one,多标签的YOLOv8模型在Recall、*F*1-score、mAP50、mAP50-95核心指标方面分别提升了21.57、10.14、13.07、22.43个百分点。上述结果充分验证了多类别标签标注的有效性,因此本文最终采用多类别标签标注方法,并基于此对YOLOv8算法进行针对性改进。面包样品的单/多类别标签检测效果对比如图7所示。



YOLOv8n-one　　YOLOv8

图 7　YOLOv8n-one和YOLOv8对样品面包的检测图

Fig. 7　Detection visualization of sample bread by YOLOv8n-one and YOLOv8

3.5　改进YOLOv8模型的实验结果

3.5.1　与主流YOLO版本的对比实验

为进一步验证本文改进方法在食品异物检测任务中的有效性,设计横向对比实验:将改进YOLOv8算法与主流YOLO系列算法(YOLOv7、YOLOv7-tiny、YOLOv9、YOLOv10、YOLOv11、YOLOv12)进行性能对比,核心评估指标包括精确率(*P*)、召回率(*R*)、*F*1-score、mAP50、mAP50-95,同时记录各模型的参数量(Param)、计算量(GFLOPS)与模型大小(Size),对比结果如表5所示。

表 5　不同算法对比结果

Tab. 5　Performance comparison of different algorithms

Model	*P*/%	*R*/%	*F*1-score/%	mAP50/%	mAP50-95/%	Param/($\times10^6$)	GFLOPS	Size/($\times10^6$)
YOLOv7	84.70	76.10	80.17	81.90	64.50	36.535	103.3	72.0
YOLOv7-tiny	86.20	86.20	86.20	86.50	67.80	6.034	13.1	12.0
YOLOv8	88.79	84.98	84.17	88.45	74.30	3.006	8.1	6.0
YOLOv9	85.10	85.30	85.20	88.80	78.10	60.519	264.0	116.7
YOLOv10	89.28	80.83	80.90	88.14	73.57	2.267	6.5	5.5
YOLOv11	86.24	83.05	81.86	86.96	73.61	2.584	6.3	5.2
YOLOv12	84.01	81.67	79.09	85.25	71.82	2.510	5.8	5.2
改进YOLOv8	87.61	85.52	84.86	89.42	77.64	3.249	10.5	6.4

与YOLOv7、YOLOv11、YOLOv12算法相比较,精确率*P*分别提升了2.91、1.37、3.6个百分点;召回率*R*分别提升了9.42、2.47、3.85个百分点;*F*1-score分别提升了4.69、3.00、5.77个百分点;mAP50分别提升了7.52、2.46、4.17个百分点,mAP50-95分别提升了13.14、4.03、5.82个百分点。

与YOLOv7-tiny算法相比较,精确率*P*提升了1.41个百分点;mAP50提升了2.92个百分点;mAP50-95提升了9.84个百分点。

与YOLOv8和YOLOv10算法相比较,召回率*R*提升了0.54、4.69个百分点;*F*1-score提升了0.69、3.96个百分点;mAP50提升了0.97、1.28个百分点;mAP50-95提升了3.34、4.07个百分点。

与YOLOv9算法相比较,精确率*P*、召回率*R*和mAP50分别提升了2.51、0.22、0.62个百分点。

实验结果表明,改进后的YOLOv8算法在食

品异物检测任务中,兼顾检测精度与部署效率,综合性能优于其他主流YOLO系列算法,验证了改进策略的有效性与实用性。

3.5.2 消融实验

构建了系列递进式改进模型并开展消融实验,包括基础模型YOLOv8n及增量改进模型YOLOv8n-E、YOLOv8n-ES、YOLOv8n-ESE、YOLOv8n-ESEW,各模型的改进逻辑与核心优势如下:在YOLOv8n的基础上嵌入多尺度边缘特征融合模块(EMFF),该模块可提取多尺寸特征并融合图像边缘信息,强化模型对异物边缘特征的感知与关注度。YOLOv8n-ES是在YOLOv8n-E的基础上新增共享卷积增强分类检测头模块(SC-CE),通过共享卷积层强化不同任务特征的统一建模能力,提升异物类别识别的检测精度。

YOLOv8n-ESE在YOLOv8n-ES的基础上引入EMA模块,该模块嵌入主干网络与颈部网络之间,通过增强全局上下文信息关联性,为颈部网络特征融合环节提供高质量特征输入。YOLOv8n-ESEW在YOLOv8n-ESE基础上将损失函数替换为Wise-WIoU,针对原始IoU对不同质量样本处理策略单一的问题,通过对预选框IoU分段加权,强化中等质量样本学习能力,抑制低质量样本干扰并缓解高质量样本过拟合,提升模型整体鲁棒性。

最终提出的最优模型为YOLOv8n-ESEW,各改进模型的核心评估指标对比结果如表6所示。

表6 消融实验结果

Tab. 6 Ablation study results

模型	EMFF	SCCE	EMA	Wise-WIoU	P/%	R/%	$F1$-score/%	mAP50/%	mAP50-95/%
YOLOv8n	×	×	×	×	88.79	84.98	84.17	88.45	74.30
YOLOv8n-E	√	×	×	×	88.06	83.47	82.66	88.54	75.35
YOLOv8n-ES	√	√	×	×	88.52	85.41	84.60	89.18	76.33
YOLOv8n-ESE	√	√	√	×	89.76	84.55	84.42	88.42	77.22
YOLOv8n-ESEW	√	√	√	√	88.61	85.52	84.86	89.42	77.64

从表6可以看出,通过加入EMFF模块,模型mAP50-95提升1.05个百分点,验证了多尺度边缘信息提取能有效强化模型对异物边缘的感知,助力模糊边缘异物的精准检测;通过替换原始检测头,mAP50-95提升0.98个百分点,证明共享卷积与分类增强的设计,能强化不同任务的特征建模能力,显著提升异物类别的识别精度;引入EMA模块之后,mAP50-95提升0.89个百分点,说明该模块有效增强了主干网络与颈部网络的特征关联性,为特征融合提供了更高质量的输入;引入Wise-WIoU损失函数,忽略低质量样本和降低高质量样本的关注度,增强中质量样本的关注度,提升了模型整体的鲁棒性,mAP50-95提升了0.42个百分点。

综合所有改进策略后,最终模型YOLOv8n-ESEW相较于基础模型YOLOv8n,核心指标均实现稳步提升:召回率、$F1$-score、mAP50、mAP50-95分别提升了0.54、0.69、0.97、3.34个百分点,充分证明各改进模块功能互补、协同有效,整体提升了食品异物检测的综合性能。

4 结束语

针对食品X射线图像中异物形状多样、边缘特征感知不足的核心问题,提出了基于异物形状特征的多类别标注方法,并设计了改进型YOLOv8n-ESEW食品异物检测模型。改进包括:在主干网络中加入EMFF模块融合多尺度特征与边缘信息,提升模型对异物形状差异的感知能力;在主干网络与颈部网络间嵌入EMA模块,提升特征传递的相关性;在检测头加入SCCE模块结合共享卷积结构和增强分类机制,提高模型对多类别异物的建模能力;采用Wise-WIoU损失函数,以减弱低质量样本对训练的干扰。

结果表明,结合多类别标签标注方法与本文所提模型,能够显著提升食品异物检测模型的识别能力和对多种异物形状的适应能力。

参考文献：

[1] 朱伟志，袁舟，郑瑜颖，等. 食品安全问题及其控制策略探讨[J]. 食品安全导刊，2024(12)：18-20.
[2] 王硕然，鄢志鸿，孙亦宸，等. 基于X射线吸收光谱全能谱拟合的金属薄膜面密度测量方法[J]. 激光与光电子学进展，2024，61(5)：238-244.
[3] 蔡莉，王淑婷，刘俊晖，等. 数据标注研究综述[J]. 软件学报，2020，31(2)：302-320.
[4] 殷帅，胡越黎，刘思齐，等. 基于YOLO网络的数据采集与标注[J]. 仪表技术，2018(12)：22-25，52.
[5] 李鑫，孟乔，皇甫俊逸，等. 基于分离式标签协同学习的YOLOv5多属性分类[J]. 计算机应用，2024，44(5)：1619-1628.
[6] 孙艳歌，吴飞，周棋赢. 一种茶叶病害的深度学习检测算法[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版)，2024，37(2)：246-251.
[7] 洪巍，虞珂，林强，等. 食品安全网络舆情信息传播风险影响因素研究[J]. 情报杂志，2024，43(6)：167-176.
[8] 仲思悦. 基于深度学习的非机动车违章行为检测系统[D]. 济南：山东大学，2023：24-25.
[9] 宋光慧. 基于迁移学习与深度卷积特征的图像标注方法研究[D]. 杭州：浙江大学，2016：7-9.
[10] 张莉，付志鹏，郭华平，等. 基于多尺度局部与全局上下文信息的钢材缺陷检测方法[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版)，2024，37(4)：477-484.
[11] 高耀东，侯凌燕，杨大利. 基于多标签学习的卷积神经网络的图像标注方法[J]. 计算机应用，2017，37(1)：228-232.
[12] Kim K，Kim H，Chun J，et al. Real-time anomaly detection in packaged food X-ray images using supervised learning[J]. Computers，Materials and Continua，2021，67(2)：2547-2568.
[13] Kwon J S，Lee J M，Kim W Y. Real-time detection of foreign objects using X-ray imaging for dry food manufacturing line[C]//2008 IEEE International Symposium on Consumer Electronics. April 14-16，2008，Vilamoura，Portugal. Piscataway，NJ：IEEE，2008：1-4.
[14] Wu L，Xia Di，Wang Jin，et al. Deep learning detection and segmentation of facet joints in ultrasound images based on convolutional neural networks and enhanced data annotation[J]. Diagnostics，2024，14(7)：755.
[15] 许玉婷，王强，吴志芳. 基于改进不变矩的变形X射线图像识别[J]. 核电子学与探测技术，2023，43(5)：1052-1058.
[16] 李辉. X射线无损检测技术在食品检测中的应用研究[D]. 沈阳：东北大学，2012：23-24.
[17] Zhu Xingkui，Lü Shuchang，Wang Xu，et al. TPH-YOLOv5：improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). October 11-17，2021. Montreal，BC，Canada. Piscataway，NJ：IEEE，2021：2778-2788.
[18] 吴欣，徐红，林卓胜，等. 深度学习在舌象分类中的研究综述[J]. 计算机科学与探索，2023，17(2)：303-323.
[19] Jiang Kai，Cao Bin，Fan Jing. A robust framework for multimodal sentiment analysis with noisy labels generated from distributed data annotation[J]. Computer Modeling in Engineering & Sciences，2024，139(3)：2965-2984.
[20] 谢云飞. 基于深度学习的大规模图像自动标注方法研究[D]. 合肥：合肥工业大学，2018：7-8.
[21] Ouyang Daliang，He Su，Zhang Guozhong，et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning[C]//ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics，Speech and Signal Processing (ICASSP). June 4-10，2023，Rhodes Island，Greece. Piscataway，NJ：IEEE，2023：1-5.
[22] Ma Siliang，Xu Yong. MPDIoU：a loss for efficient and accurate bounding box regression[PP/OL]. V1. arXiv (2023-07-14)[2025-08-05]. https://arxiv.org/abs/2307.07662.
[23] Zheng Zhaohui，Wang Ping，Liu Wei，et al. Distance-IoU loss：faster and better learning for bounding box regression[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence，2020，34(7)：12993-13000.
[24] Zhang Yifan，Ren Weiqiang，Zhang Zhang，et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing，2022，506：146-157.
[25] Rezatofighi H，Tsoi N，Gwak J Y，et al. Generalized intersection over union：a metric and a loss for bounding box regression[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 15-20，2019，Long Beach，CA，USA. Piscataway，NJ：IEEE，2019：658-666.
[26] Gevorgyan Z. SIoU loss：more powerful learning for bounding box regression[PP/OL]. V1. arXiv (2022-05-25)[2025-08-05]. https://arxiv.org/abs/2205.12740.
[27] Tong Zanjia，Chen Yuhang，Xu Zewei，et al. Wise-IoU：bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism[PP/OL]. V1. arXiv (2023-01-26)[2025-08-05]. https://arxiv.org/abs/2301.10051.

责任编辑：郭红建　陈松楠