# 基于改进YOLOv8的烟丝异物检测方法

罗 洋，彭韵超，刘义龙，崔文波，赵 磊，刘雪松

（红塔烟草（集团）有限责任公司昭通卷烟厂，昭通 657000）

**摘要：** 烟丝异物剔除是卷烟生产加工的重要环节。为进一步提高烟丝异物识别精度，提出基于改进YOLOv8的烟丝异物检测网络（TSFODNet）。首先，TSFODNet使用MCIoU_Loss替换CIoU_Loss以解决模型在训练过程中定位损失函数性能退化问题；然后，在模型主干部分嵌入多感受野特征自适应融合模块（MRFA），将具有不同感受野的特征图进行自适应加强融合进而提高模型对烟丝异物的识别精度；再使用C2f_GhostNetv2和C3_GhostNetv2构建颈部特征增强融合模块（NFEF）以达到保留更多深层有效特征信息的目的；最后，使用所建立的烟丝异物数据集进行实验验证。实验结果表明，相较于多种目标检测网络，TSFODNet取得了97.9%的最好验证精度和97.6%的最好测试精度，且图像识别速度达到91帧/s，可为高精度烟丝异物实时检测提供技术支撑。

**关键词：** 目标检测；烟丝异物；YOLOv8；多感受野；特征增强

**中图分类号：** TP391 **文献标志码：** A **文章编号：** 1671－1807(2026)01－0008－10

烟丝作为成品烟支的关键构成部分，其纯净度直接决定着成品烟支品质与口感。由于采收、运输、仓储等环节的原因，烟草中混入麻绳、棉线、纸片、羽毛等多种异物，早期烟丝异物剔除主要依靠人工在生产线上进行目测剔除，该方法存在异物剔除精度低、效率低等问题。随着卷烟行业的发展，风选除杂技术和金属异物剔除技术被提出并普遍应用于各中烟公司。红塔烟草（集团）有限责任公司的废烟二次除杂装置，借助抛料辊、导风板、风刀等，经风选等流程二次除杂，分离出纯净烟丝[1]。红云红河烟草（集团）有限责任公司的制丝异物剔除装置，通过筛选和吹风机构两次除杂，有效提升烟丝异物剔除效果[2]。陕西中烟工业有限责任公司的烟草金属探测仪剔除功能模拟检测装置，可验证剔除装置运行情况，提高金属异物检测和剔除可靠性[3]。红云红河烟草（集团）有限责任公司的切叶丝前金属探测剔除物二次风选除杂装置，能自动分类收集异物，减少误剔除[4]。风选除杂和金属异物剔除技术通过风力只能剔除与烟叶比重相差较大或有磁性的金属异物。为更好地剔除烟丝中异物，研究人员提出基于机器视觉技术的烟丝异物剔除方法。张绍堂等[5]运用改进的高斯同态滤波算法，在烟丝异物剔除系统中集成了图像增强模块。张龙等[6]则通过Savitzky-Golay（SG）平滑滤波、多元散射校正（multiple scattering correction，MSC）与支持向量机（support vector machine，SVM）相结合的技术路线，构建了烟叶与异物的智能分类模型。李智慧等[7]获取了烟丝异物的高光谱图像，并评估了随机森林（random forest，RF）、支持向量机（SVM）和Softmax模型在烟丝异物识别中的性能表现。江苏大学提出烟丝低色度差塑料异物检测方法及装置，利用光谱成像技术有效提升烟丝异物检测和剔除效果，克服传统技术局限性[8]。相较于人工烟丝异物剔除方法，上述方法在异物剔除精度和剔除效率上均取得了较大的进步，但文献[5-8]中的方法需要人工调整大量参数，无法达到烟丝异物自动剔除的目的。

深度神经网络作为计算机视觉领域的研究焦点，其应用范围也延伸至异物检测领域。吴迪等[9]提出基于ROI（region of interest，感兴趣区域）与CFlow（conditional normalizing flows，条件归一化流）框架的无监督烟叶异物检测方法，该方法可有效识别烟叶的

**收稿日期：** 2025-04-16

**基金项目：** 红塔烟草（集团）有限责任公司“以感官质量为导向的梗丝系统优化研究”专题项目（2025GY03）

**作者简介：** 罗洋（1996—），男，云南曲靖人，硕士，助理工程师，研究方向为图像处理、机器视觉和烟机设备开发；彭韵超（1996—），男，云南昭通人，工程师，研究方向为烟机设备开发与管理；通信作者刘义龙（1973—），男，云南昭通人，工程师，研究方向为烟机设备开发与管理；崔文波（1987—），男，云南昭通人，工程师，研究方向为卷烟生产与烟机设备管理；赵磊（1998—），男，云南昭通人，助理工程师，研究方向为卷烟生产与烟机设备管理；刘雪松（1998—），男，云南曲靖人，助理工程师，研究方向为卷烟生产与烟机设备管理。

中 6 类异物。陈永祺等[10]应用半自动标注技术和轻量级目标检测模型,构建了基于 PP-PicoDet 的半自动标注烟丝异物检测模型。韩明等[11]利用不同密度物质吸收 X 射线能力的差异,设计了基于 X 光检测的烟丝异物在线剔除系统,该系统对烟丝异物的平均识别精度达到 95.8%。谢丽娟等[12]利用全卷积神经网络算法开发了异物检测装备,并将该设备应用于核桃异物检测任务中,实现了 90.35%的核桃异物检测精度。邓阿琴和胡平霞[13]在 LeNet-5 的基础上搭建了食品异物自动检测网络。史天运等[14]基于改进 DINO网络提出铁路接触网异物检测方法,该方法对异物的平均检测精度达到 89.87%。黄志鸿等[15]基于卷积神经网络提出了基于小样本目标检测的配电线路异物识别模型,该模型对配电线路异物检测精度达到 98.6%。相较于上述文献中的方法,YOLO 系列[16-23]目标检测算法在异物检测任务中有着检测精度高、图像处理速度快的优越性能。郭文台[24]对 YOLOv5s 进行改进,构建了烟丝异物检测模型,在实现模型轻量化的同时提高了烟丝异物检测精度。林森等[25]将改进的 YOLOv3 模型应用于烟叶除杂系统中显著提升了烟叶除杂精度和效率。沈飞翔等[26]依托优化后的 YOLOv5 架构,研发了烟包切断面异物检测模型 YOLOv5-MFF,该模型在烟包切断面异物识别任务中实现了 94.3%的准确率。陈瑞等[27]基于改进 YOLOv8 网络搭建矿石输送带异物检测方法,该方法对矿石输送带上异物检测精度达到 90.5%,且图像处理速度达到 30 帧/s。目前,尽管 YOLO 系列目标检测算法已经更新到 YOLOv10 版本,但相较于 YOLOv10,多种目标检测任务已经验证 YOLOv8 有着更为稳定的目标检测性能,因此,针对烟丝异物检测任务的特殊性,本文构建了改进型 YOLOv8 烟丝异物检测网络(Tobacco shreds foreign object detection network,TSFODNet),通过多维度网络结构优化与损失函数改进,实现检测性能的显著提升。

在目标定位优化层面,TSFODNet 采用 MCIoU_Loss[28]替代传统 GIoU_Loss。该改进策略通过设计动态相似度判别机制,在训练过程中依据真实框与输出框的实时拟合程度,自适应调整矩形相似度计算权重。相较于固定权重的 GIoU_Loss,这种动态调节机制能够更精准地捕捉目标边界特征,有效提升网络对小尺寸异物的定位精度,从几何匹配层面为检测精度提升奠定基础。

在特征融合模块创新方面,于主干网络次末端引入多感受野特征自适应融合模块 MRFA_d[29]。该模块通过构建多分支卷积核组,同步提取不同尺度感受野的特征信息,并设计自适应权重分配机制对多尺度特征进行二次增强融合。相较于单一感受野特征提取方式,MRFA_d 能够更全面地捕获烟丝背景中的异物细节特征,可显著提升特征表达的丰富度与辨别力。

在颈部网络优化设计中,提出基于 GhostNetv2[30]的轻量化特征增强方案。通过 GhostNetv2 高效特征提取单元分别嵌入标准瓶颈模块 C2f_Standard 和 C3_Standard,构建新型特征提取单 C2f_GhostNetv2 与 C3_GhostNetv2。进一步采用并联结构设计,使两种改进型瓶颈模块形成互补特征提取机制。这种双路径特征增强结构在保持计算效率的同时,有效保留了多维度特征信息,为后续异物目标的精准识别提供了更丰富的语义表征。

## 1　材料与方法

### 1.1　数据集建立

实验所用的烟丝异物图像采集于红塔烟草(集团)有限责任公司昭通卷烟厂制丝生产线。通过烟丝异物剔除设备来进行烟丝图像采集,该设备的示意图如图 1 所示。利用烟丝异物剔除设备采集了包含羽毛、细线、稻杆、塑料、虫卵、碎纸 6 类异物的图像,共计 3 277 幅,建立了烟丝异物数据集。使用 LabelImg 对所采集图像中的异物目标进行锚框标注,标注信息涵盖了图像中异物目标的宽度、高度、中心坐标以及对应的类别标签。标注完成后,以 PASCAL VOC 格式对数据进行保存。将其中 2 756 幅烟丝异物图像按 4∶1的比例随机划分为训练集和验证集,剩余 521 幅图像用于模型测试任务。

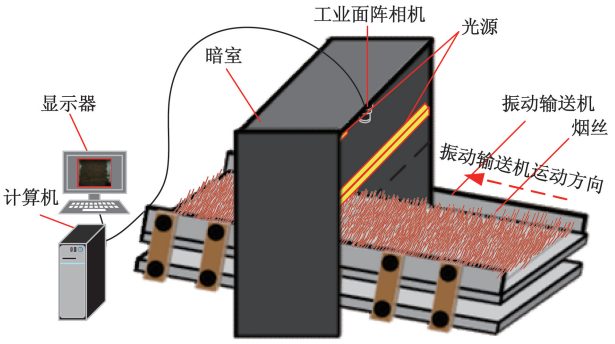
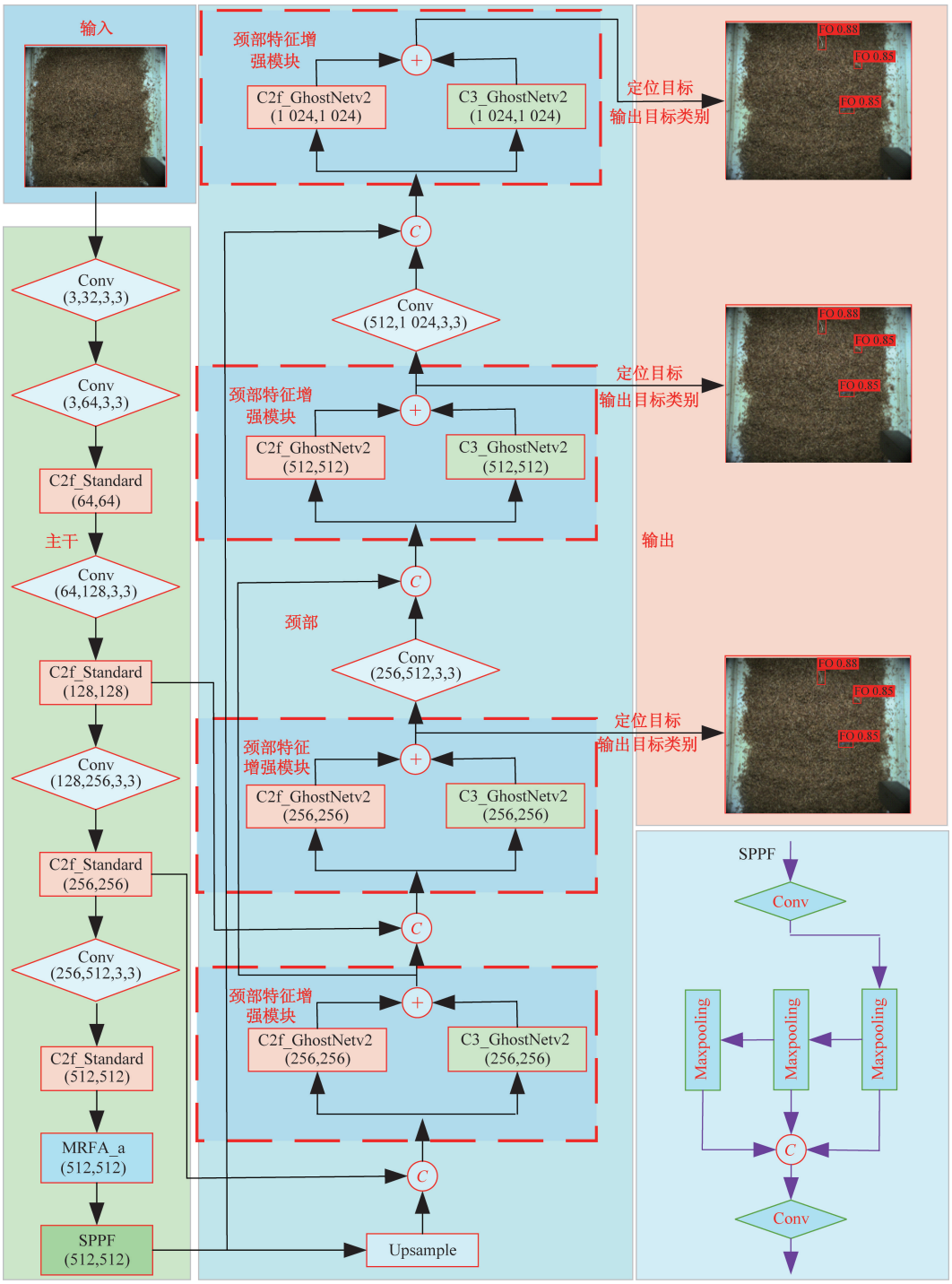



图 1　烟丝异物剔除设备

### 1.2　TSFODNet 网络结构

TSFODNet 是在 YOLOv8 网络基础上改进得到,其网络结构如图 2 所示。TSFODNet 由输入、主干、颈部、输出 4 部分构成。在输入部分,TSFODNet将输入图像裁剪为 640 像素×640 像素。在主干部分,使用标准卷积和瓶颈模块 C2f_



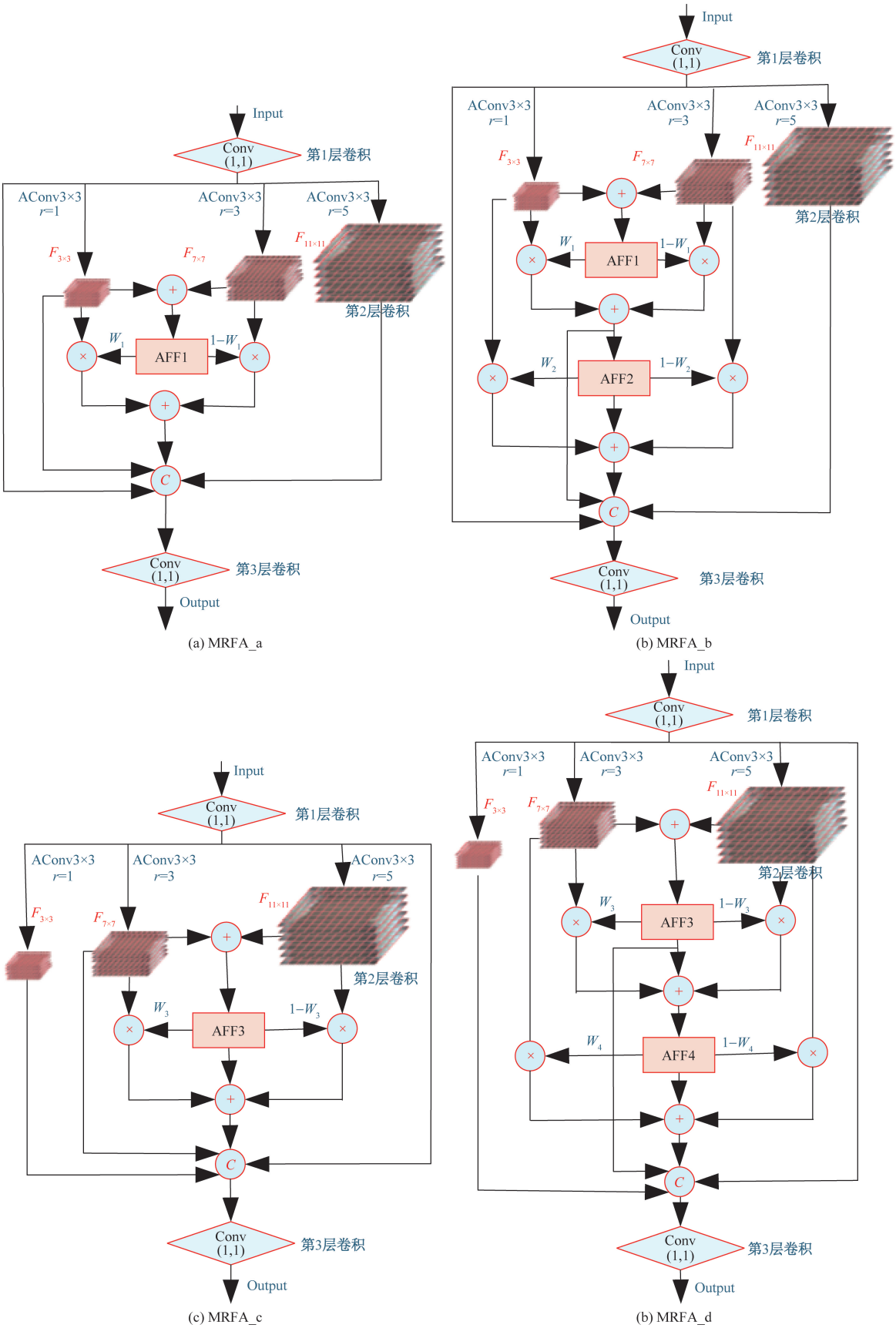

Conv 为标准卷积；MRFA_d 为多感受野特征自适应融合模块；SPPF 为快速空间金字塔池化模块；C2f_Standard、C2f_GhostNetv2、C3_GhostNetv2 均为瓶颈模块；Maxpooling 为最大池化；Ⓒ为通道拼接；⊕为像素相加

**图 2　TSFODNet 结构图**

Standard 进行特征提取，同时嵌入多感受野特征自适应融合模块(MRFA_d)，将具有不同感受野的特征图进行二次自适应增强融合以提高模型对烟丝异物目标的检测精度。在网络颈部部分，搭建了颈部特征增强模块(NFEF)，NFEF 使用 C2f_GhostNetv2 和 C3_GhostNetv2 并联提取特征信息并将所提取的特征信息进行像素相加以达到保留更为丰富的深层特征信息的目的。在网络的输出部分，使用定位损失函数 MCIoU_Loss 对烟丝异物目标进行定位并输出异物目标类别。

### 1.3　多感受野特征自适应融合模块

多感受野特征自适应融合模块 MRFA 包含 4 种结构，如图 3 所示。该模块通过多分支并行结构，采用 3×3 卷积核并设置不同空洞率(1、3、5)生成




Input 为输入;Output 为输出;AConv 为空洞卷积;⊗为权重加成;C为通道拼接;⊕为像素相加

**图 3　MRFA 结构图**

对应感受野尺寸(3×3、7×7、11×11)的特征图。随后通过自适应特征融合机制(AFF)实现多尺度特征的动态加权融合。AFF 机制如图 4 所示。

MRFA_a 将感受野为 3×3、7×7 的特征图进行自适应融合输出以提高模型检测精度,MRFA_b 将感受野为 3×3、7×7 的特征图进行二次自适应融合输出进一步提高模型对烟丝异物的识别精度;MRFA_c 将感受野为 7×7、11×11 的特征图进行自适应融合输出,MRFA_d 将感受野为 7×7、11×11 的特征图进行二次自适应融合输出。MRFA_a、MRFA_b、MRFA_c、MRFA_d 特征处理过程如式(1)~式(4)所示。

$$\mathrm{Output}_{\mathrm{MRFA_a}}=\mathrm{Conv}[\mathrm{Concat}(C_{3\times3},C_{\mathrm{AFF1}},C_{11\times11},C_0)] \tag{1}$$

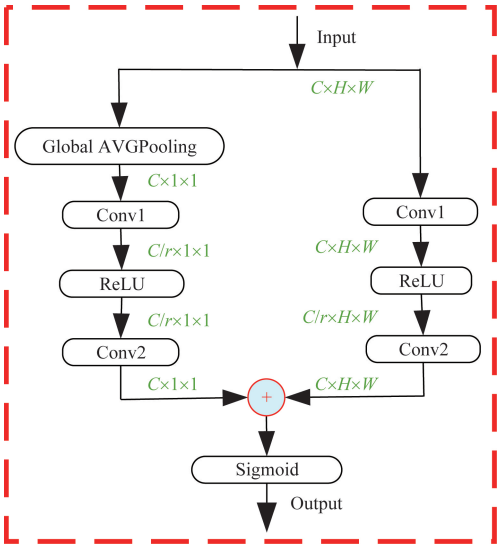
式中:Conv 为卷积核尺寸为 1×1 的标准卷积;Concat 为通道拼接;$C_{3\times3}$ 为感受野为 3×3 的特征图对应通道;$C_{\mathrm{AFF1}}$ 为感受野为 3×3、7×7 自适应加强融合特征对应通道;$C_{11\times11}$ 为感受野为 11×11 的特征图对应通道;$C_0$ 为第一层卷积输出通道。

$$\mathrm{Output}_{\mathrm{MRFA_b}}=\mathrm{Conv}[\mathrm{Concat}(C_{\mathrm{AFF1}},C_{\mathrm{AFF2}},C_{11\times11},C_0)] \tag{2}$$

式中:$C_{\mathrm{AFF2}}$ 为感受野为 3×3、7×7 二次自适应加强融合特征对应通道。

$$\mathrm{Output}_{\mathrm{MRFA_c}}=\mathrm{Conv}[\mathrm{Concat}(C_{\mathrm{AFF3}},C_{3\times3},C_{7\times7},C_0)] \tag{3}$$

式中:$C_{\mathrm{AFF3}}$ 为感受野为 7×7、11×11 特征图自适应加强融合特征对应通道;$C_{7\times7}$ 为感受野为 7×7 的特征图对应通道。




$C$ 为通道数;$H$ 为高度;$W$ 为宽度;Global AVGpooling 为全局平均池化;ReLU、Sigmoid 为激活函数

**图 4　AFF 机制**

$$\mathrm{Output}_{\mathrm{MRFA_d}}=\mathrm{Conv}[\mathrm{Concat}(C_{\mathrm{AFF3}},C_{\mathrm{AFF4}},C_{3\times3},C_0)] \tag{4}$$

式中:$C_{\mathrm{AFF4}}$ 为感受野为 7×7、11×11 特征图二次自适应加强融合特征对应通道。

多感受野特征自适应融合模块 MRFA 通过整合不同尺度感受野的特征信息,实现特征图的互补增强,可显著提高模型对烟丝异物的识别精度。

### 1.4　定位损失函数 MCIoU_Loss

YOLOv8 采用的定位损失函数是 CIoU_Loss,CIoU_Loss 定义如下:

$$\begin{cases}\mathrm{CIoU_Loss}=1-\mathrm{IoU}+\dfrac{\rho^2(C_{\mathrm{p}},C_{\mathrm{g}})}{d^2}+\alpha\upsilon\\ \alpha=\dfrac{\upsilon}{(1-\mathrm{IoU})+\upsilon}\\ \upsilon=\dfrac{4}{\pi^2}\left(\arctan\dfrac{w_{\mathrm{g}}}{h_{\mathrm{g}}}-\arctan\dfrac{w_{\mathrm{p}}}{h_{\mathrm{p}}}\right)^2\end{cases} \tag{5}$$

式中:$w_{\mathrm{g}}$ 为真实框宽度;$h_{\mathrm{g}}$ 为真实框高度;$w_{\mathrm{p}}$ 为输出框宽度;$h_{\mathrm{p}}$ 为输出框高度;$d$ 为真实框与输出框所组成的最小外接框的对角线长度;$C_{\mathrm{g}}$ 为真实框中心;$C_{\mathrm{p}}$ 为输出框中心。

在模型训练过程中,当真实框与输出框中心点重合时,$\dfrac{\rho^2(C_{\mathrm{p}},C_{\mathrm{g}})}{d^2}=0$,CIoU_Loss 依靠 $\alpha\upsilon$ 项继续促进真实框与输出框重合;当真实框与输出框宽高比相等时,$\alpha\upsilon=0$,CIoU_Loss 依靠 $\dfrac{\rho^2(C_{\mathrm{p}},C_{\mathrm{g}})}{d^2}$ 项继续促进真实框与输出框重合;当真实框与输出框中心点重合并且真实框与输出框宽高比相等时,$\dfrac{\rho^2(C_{\mathrm{p}},C_{\mathrm{g}})}{d^2}=0$ 且 $\alpha\upsilon=0$,此时 CIoU_Loss 性能退化,无法继续促进真实框与输出框进一步重合,这对烟丝异物定位不利。为解决上述 CIoU_Loss 存在的问题,本文在 TSFODNet 嵌入新的定位损失函数 MCIoU_Loss,MCIoU_Loss 定义如下:

$$\begin{cases}\mathrm{MCIoU_Loss}=1-\mathrm{IoU}+\dfrac{\rho^2(C_{\mathrm{p}},C_{\mathrm{g}})}{d^2}+(\alpha\upsilon)^{\lambda}+\beta^{\lambda}\\ \alpha=\dfrac{\upsilon}{(1-\mathrm{IoU})+\upsilon}\\ \beta=\left[\dfrac{1}{\exp\left(\dfrac{w_{\mathrm{g}}h_{\mathrm{g}}}{w_{\mathrm{m}}h_{\mathrm{m}}}\right)}-\dfrac{1}{\exp\left(\dfrac{w_{\mathrm{p}}h_{\mathrm{p}}}{w_{\mathrm{m}}h_{\mathrm{m}}}\right)}\right]^2\\ \lambda=\dfrac{1}{1-\mathrm{IoU}}\end{cases} \tag{6}$$

式中:$w_{\mathrm{m}}$ 为真实框与输出框所组成的最小外接框宽

度:$h_m$ 为真实框与输出框所组成的最小外接框高度。

MCIoU_Loss 在 CIoU_Loss 的基础上引入了 $(\alpha v)^{\lambda}$ 和 $\beta^{\lambda}$ 两项系数,有效解决训练过程中损失函数性能退化问题,同时引入指数 $\lambda$,模型训练过程中根据真实框与输出框的重合程度对 $\alpha v$、$\beta$ 进行动态调整,进一步提高模型定位精度进而提高 TSFODNet 对烟丝异物的识别精度。

## 2　结果与讨论

### 2.1　实验环境与评价指标

(1)实验环境。实验采用的操作系统为 Windows 10。硬件方面,配备了 11 代英特尔酷睿 i5-11400 CPU、16GB 内存以及显存为 12 GB 的 NVIDIA GeForce RTX 3060 GPU。在模型的搭建、训练与测试过程中,运用 Pytorch 深度学习框架、Pycharm 编辑器以及 Python 编程语言。将模型的初始学习率设定为 0.01,Batch_Size 设置为 16,Epoch 设为 200,并通过 CUDA12.4 和 CUDNN9.0.0来加快网络训练速度。

(2)评价指标。采用平均精度均值(mean average precision,mAP)作为模型识别能力的核心评价指标,同时结合帧率(frames per second,FPS)与模型参数量构建多维度性能评价体系。均值平均精度的计算方式如下:

$$\mathrm{mAP}=\frac{\sum_{i=1}^{C}\mathrm{AP}_i}{C} \tag{7}$$

式中:$C$ 为数据集中异物目标类别总数;$\mathrm{AP}_i$ 为第 $i$ 类异物目标识别精度。

FPS 表示 TSFODNet 每秒处理的图像数量,用来评价模型的图像识别速度,其计算公式为

$$\mathrm{FPS}=\frac{1}{\mathrm{Pr}+\mathrm{In}+\mathrm{Po}} \tag{8}$$

式中:Pr 为图像前处理时间;In 为图像推理时间;Po 为图像后处理时间。

### 2.2　TSFODNet 实验结果与定量分析

#### 2.2.1　模块消融实验

以 YOLOv8n 为 Baseline 以验证 MCIoU_Loss、MRFA_d、NFEF 在烟丝异物检测任务中的性能。实验结果见表 1。

根据表 1 实验结果可知,TSFODNet 添加定位损失函数 MCIoU_Loss 时,相较于 Baseline,模型参数量和图像检测速度保持不变,验证集识别精度和测试集识别精度分别上升 0.5、0.7 个百分点,分别达到 94.1%、93.9%。添加 MRFA_d 模块时,相较于 Baseline 和 Baseline+MCIoU_Loss,参数量上升 0.6 MB,图像处理速度减慢至 118 帧/s,模型验证精度分别上升 2.7、2.2 个百分点,达到 96.3%,测试精度分别上升 3.3、2.6 个百分点,达到 96.5%。模型使用颈部特征增强模块 NFEF 时,尽管模型图像处理速度下降至 91 帧/s,但模型取得了 97.9% 和 97.6%的最好验证精度和测试检测精度。

#### 2.2.2　定位损失函数对比实验

在 Baseline 基础上进行定位损失函数优化实验,选用常见的目标定位损失函数 GIoU_Loss、DIoU_Loss、CIoU_Loss、SIoU_Loss、EIoU_Loss 与 MCIoU_Loss 进行实验对比。实验结果见表 2。根据表 2 可知,改变模型的定位损失函数,模型的参数量和图像检测速度保持不变,模型选用 DIoU_Loss 时,检测精度最低,验证精度仅为 92.9%,测试精度仅为 92.3%,模型选用 MCIoU_Loss 时,相较于 GIoU_Loss、DIoU_Loss、CIoU_Loss、SIoU_Loss、EIoU_Loss,烟丝异物验证精度分别上升 0.7、1.2、0.5、0.7、0.7 个百分点,测试精度分别上升 1.1、1.6、0.8、1.1、1.2 个百分点,取得了 94.1%的最好异物验证精度和 93.9%的最好测试精度,验证了 MCIoU_Loss 具有提高模型定位精度进而提高模型检测精度的能力,因此,TSFODNet 选用 MCIoU_Loss 作为定位损失函数。

#### 2.2.3　多感受野特征自适应融合模块实验

现在 Baseline+MCIoU_Loss 的基础上对4 种多感受野特征自适应融合模块及相应感受野特征组合进行实验以筛选出最适合应用于烟丝异物检测任务的结构。实验结果见表 3。

**表 1　模块消融实验结果**

| 模块 | MCIoU_Loss | MRFA_d | NFEF | 参数量/MB | FPS/(帧·s$^{-1}$) | mAP/% | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | 验证集 | 测试集 |
| Baseline | × | × | × | 3.0 | 147 | 93.6 | 93.2 |
| Baseline+MCIoU_Loss | √ | × | × | 3.0 | 147 | 94.1 | 93.9 |
| Baseline+MCIoU_Loss+MRFA_d | √ | √ | × | 3.6 | 118 | 96.3 | 96.5 |
| Baseline+MCIoU_Loss+MRFA_d+NFEF | √ | √ | √ | 3.5 | 91 | 97.9 | 97.6 |

注:√表示使用该模块;×表示不使用该模块。

**表 2　损失函数对比实验结果**

| 定位损失函数 | 参数量/MB | FPS/(帧·s$^{-1}$) | mAP/% | |
|---|---|---|---|---|
| | | | 验证集 | 测试集 |
| GIoU_Loss | 3.0 | 6.8 | 93.4 | 92.8 |
| DIoU_Loss | 3.0 | 6.8 | 92.9 | 92.3 |
| CIoU_Loss | 3.0 | 6.8 | 93.6 | 93.1 |
| SIoU_Loss | 3.0 | 6.8 | 93.4 | 92.8 |
| EIoU_Loss | 3.0 | 6.8 | 93.4 | 92.7 |
| MCIoU_Loss | 3.0 | 6.8 | 94.1 | 93.9 |

**表 3　4 种 MRFA 性能对比实验结果**

| MRFA | 空洞率 $r$ | | | 参数量/MB | FPS/(帧·s$^{-1}$) | mAP/% | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | AConv1 | AConv2 | AConv3 | | | 验证集 | 测试集 |
| MRFA_a | 1 | 3 | 5 | 3.6 | 118 | 95.5 | 95.6 |
| | 3 | 5 | 7 | 3.6 | 118 | 95.4 | 95.0 |
| | 5 | 7 | 9 | 3.6 | 118 | 95.3 | 94.9 |
| MRFA_b | 1 | 3 | 5 | 3.6 | 118 | 95.5 | 95.5 |
| | 3 | 5 | 7 | 3.6 | 118 | 94.5 | 94.3 |
| | 5 | 7 | 9 | 3.6 | 118 | 94.5 | 95.5 |
| MRFA_c | 1 | 3 | 5 | 3.6 | 118 | 95.6 | 95.7 |
| | 3 | 5 | 7 | 3.6 | 118 | 94.7 | 94.3 |
| | 5 | 7 | 9 | 3.6 | 118 | 94.4 | 94.0 |
| MRFA_d | 1 | 3 | 5 | 3.6 | 118 | 96.3 | 96.5 |
| | 3 | 5 | 7 | 3.6 | 118 | 95.3 | 95.5 |
| | 5 | 7 | 9 | 3.6 | 118 | 95.2 | 95.5 |

根据表 3 可知，相较于 Baseline＋MCIoU_Loss，TSFODNet 添加 4 种 MRFA 模块时，尽管模型参数量上升至 3.6 MB，图像处理速度减慢至 118 帧/s，但烟丝异物检测精度均有不同程度的提升，在感受野特征组合方面，4 种 MRFA 模块在空洞率为 1、3、5 组合时均取得最好的烟丝异物检测精度，其中，TSFODNet 在应用 MRFA_d 且空洞率为 1、3、5 时，模型取得了 96.3%的最好验证精度和 96.5%的最好测试精度，验证了在主干部分应用 MRFA_d 将多感受野特征进行二次融合进而有效提高模型检测精度的结论。

2.2.4　颈部特征增强模块 NFEF 消融实验

在 Baseline＋MCIoU_Loss＋MRFA_d 基础上验证颈部特征增强模块在烟丝异物检测任务中的优越性能，选用 C2f_Standard、C3_Standard、C2f_GhostNetv2、C3_GhostNetv2 及相应的特征增强融合机制进行对比实验。实验结果见表 4。

根据表 4 可知，TSFODNet 在颈部选用 C2f_Standard、C3 _ Standard、C2f _ GhostNetv2、C3 _ GhostNetv2 时，模型对烟丝异物的验证精度分别为 96.3%、95.7%、95.6%、96.4%，测试精度分别为 96.5%、96.0%、95.2%、96.0%，TSFODNet 在选用相应的颈部特征融合机制后，检测精度均有不同程度的上升，其中，在选用 C3_GhostNetv2＋C2f_GhostNetv2 时，尽管模型的图像处理速度有所下降，但模型取得了 97.9%的最好验证精度和 97.6%的最好测试精度，相较于 C2f_Standard、C3_Standard、C2f_GhostNetv2、C3_GhostNetv2 验证精度分别上升 1.6、2.2、2.3、1.5 个百分点，测试精度分别上升 1.1、1.6、2.4、1.6 个百分点。

**表 4　颈部特征增强模块消融实验结果**

| 定位损失函数 | 参数量/MB | FPS/(帧·s)$^{-1}$ | mAP/% | |
|---|---|---|---|---|
| | | | 验证集 | 测试集 |
| C2f_Standard | 3.6 | 118 | 96.3 | 96.5 |
| C3_Standard | 3.4 | 102 | 95.7 | 96.0 |
| C2f_GhostNetv2 | 3.2 | 107 | 95.6 | 95.2 |
| C3_GhostNetv2 | 3.1 | 106 | 96.4 | 96.0 |
| C2f_Standard＋C3_Standard | 4.2 | 100 | 96.6 | 96.6 |
| C2f_Standard＋C2f_GhostNetv2 | 4.0 | 100 | 96.4 | 96.2 |
| C2f_Standard＋C3_GhostNetv2 | 3.9 | 108 | 96.9 | 97.3 |
| C3_Standard＋C2f_GhostNetv2 | 3.7 | 91 | 96.7 | 96.2 |
| C3_Standard＋C3_GhostNetv2 | 3.7 | 97 | 96.5 | 96.5 |
| C2f_GhostNetv2＋C3_GhostNetv2 | 3.5 | 91 | 97.9 | 97.6 |

2.2.5　不同网络实验对比

为客观评价 TSFODNet 在烟丝异物检测任务中的性能，选用 YOLOv5 系列（包括 YOLOv5n、YOLOv5s、YOLOv5m）、YOLOv6 系列（包括 YOLOv6n、YOLOv6s）、YOLOv8 系列（包括 YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8m）、YOLOv9 系列（包括 YOLOv9s、YOLOv9m）、YOLOv10 系列（包括 YOLOv10n、YOLOv10s、YOLOv10m）共 13 种先进目标检测算法与本文所提的 TSFODNet 进行实验对比。实验结果见表 5。根据表 5 可得到如下结论。

**表 5　不同网络实验对比**

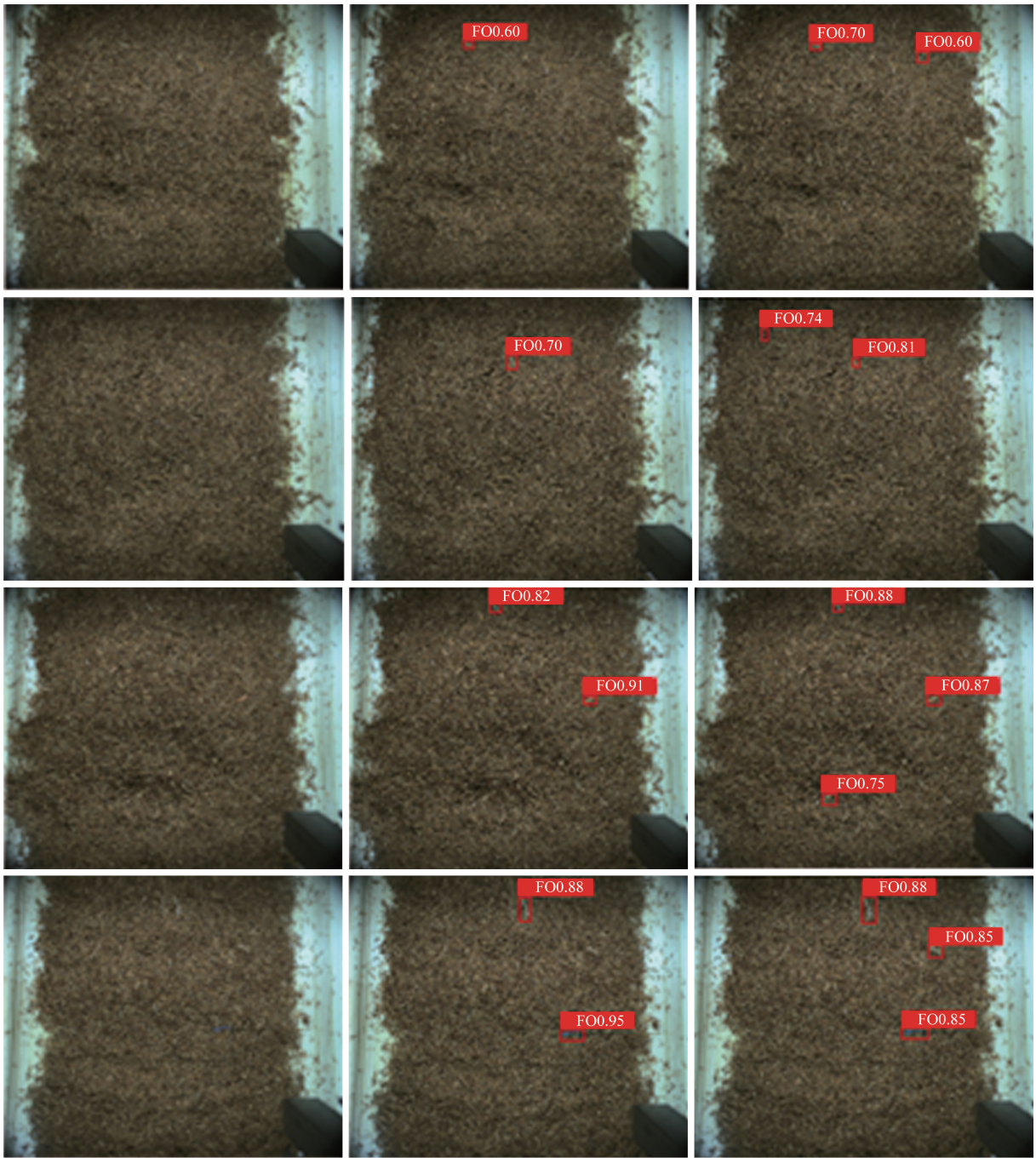
| 定位损失函数 | 参数量/MB | FPS/(帧·s$^{-1}$) | mAP/% | |
|---|---|---|---|---|
| | | | 验证集 | 测试集 |
| YOLOv5n | 2.5 | 138 | 93.5 | 92.9 |
| YOLOv5s | 9.1 | 102 | 93.8 | 93.1 |
| YOLOv5m | 25.1 | 64 | 93.6 | 93.0 |
| YOLOv6n | 4.2 | 116 | 94.4 | 93.8 |
| YOLOv6s | 16.3 | 99 | 94.0 | 93.5 |
| YOLOv8n | 3.0 | 147 | 93.6 | 93.2 |
| YOLOv8s | 11.2 | 111 | 93.9 | 93.5 |
| YOLOv8m | 25.8 | 61 | 95.3 | 94.7 |
| YOLOv9s | 7.2 | 77 | 93.3 | 94.1 |
| YOLOv9m | 20.0 | 51 | 95.0 | 95.3 |
| YOLOv10n | 2.7 | 141 | 91.7 | 92.6 |
| YOLOv10s | 8.0 | 103 | 94.0 | 94.5 |
| YOLOv10m | 16.5 | 66 | 95.8 | 96.6 |
| TSFODNet | 3.5 | 91 | 97.9 | 97.6 |

(1)模型参数量比较。TSFODNet 的参数量为 3.5 MB,相较于轻量化模型 YOLOv5n、YOLOv8n、YOLOv10n 分别上升 1.0、0.5、0.8 MB,相较于 YOLOv6n 下降 0.7MB,分别为 YOLOv5m、YOLOv8m、YOLOv9m、YOLOv10m 的 13.9%、13.6%、17.5%、21.2%。

(2)图像处理速度比较。YOLOv8n 的图像处理速度最快,达到 147 帧/s,YOLOv9m 的图像处理速度最慢,仅为 51 帧/s,相较于 YOLOv8n,尽管本文模型的图像处理速度有所下降,仅为 91 帧/s,但仍然具有较高的实时检测速度。

(3)烟丝异物检测精度对比,相较于所对比的 13 种先进目标检测算法,在验证集和测试集上,TSFODNet分别取得了 97.9%和 97.6%的最好烟丝异物检测精度。

对 YOLOv8n 和 TFODNet 的检测结果进行可视化(图 5)。跟据图 5 可知,YOLOv8n 在一定程度上存在异物漏检问题,而 TSFODNet 更好地实现了




(a) 原图　(b) YOLO v8n　(c) TSFODNet

**图 5　检测结果可视化**

烟丝异物检测。

综上所述，TSFODNet 更适合应用于烟丝异物检测任务中。

## 3 结论

为进一步提高烟丝异物检测精度，以 YOLOv8n 为基础模型进行改进，提出了新的烟丝异物检测网络 TSFODNet。

(1)使用烟丝异物剔除设备采集了包含羽毛、细线、稻杆、塑料、虫卵、碎纸 6 类异物的图像，构建了烟丝异物数据集。

(2)嵌入先进的 MCIoU_Loss 以解决模型定位过程中真实框与输出框中心点重合且宽高比相等时 CIoU_Loss 定位损失函数退化问题进而提高 TSFODNet 定位精度。

(3)在主干网络部分嵌入了多感受野特征自适应融合模块 MRFA_d，将具有不同感受野的特征图进行自适应融合进而提高烟丝异物检测精度。

(4)使用 C2f_GhostNetv2 和 C3_GhostNetv2 建立了颈部特征融合模块 NFEF，将 NFEF 嵌入模型颈部以保留更多烟丝异物深层有效特征信息。

在本文中建立的烟丝异物数据集上进行实验，结果表明，TSFODNet 取得了 97.9%的最好验证精度和 97.6%的最好测试精度，图像处理速度达到 91 帧/s，相较于其他先进的目标检测网络，TSFODNet 更适合应用于烟丝异物检测任务中。

## 参考文献


[1] 红塔烟草(集团)有限责任公司. 一种废烟烟丝二次除杂装置：CN202223428594.5[P]. 2023-06-02.

[2] 红云红河烟草(集团)有限责任公司. 一种烟草制丝异物剔除装置：CN202320734807.2[P]. 2023-08-15.

[3] 陕西中烟工业有限责任公司. 用于烟草金属探测仪剔除功能的模拟检测装置：CN202223477953.6[P]. 2023-04-18.

[4] 红云红河烟草(集团)有限责任公司. 一种切叶丝前金属探测剔除物二次风选除杂装置：CN202221593933.2[P]. 2022-10-21.

[5] 张绍堂，宁德琼，王磊. 烟草异物剔除系统中实时低照度图像增强算法[J]. 烟草科技，2015，48(1)：96-100.

[6] 张龙，马啸宇，王锐亮，等. 高光谱成像技术在烟叶和杂物分类中的应用[J]. 烟草科技，2020，53(8)：72-78.

[7] 李智慧，梅吉帆，李辉，等. 高光谱成像的非烟物质分类识别研究[J]. 中国烟草学报，2022，28(3)：81-88.

[8] 江苏大学. 一种烟丝低色度差塑料异物的脉冲光谱在线成像检测方法及其装置：CN202111255399.4[P]. 2023-11-10.

[9] 吴迪，顾茜，罗旻晖. 基于 ROI 与 CFlow 框架的无监督烟叶异物检测研究[J/OL]. 中国烟草学报，1-14[2024-12-11]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2985.ts.20241030.1054.002.html.

[10] 陈永祺，顾茜，林郁. 基于 PP-PicoDet 的半自动标注烟丝异物检测研究[J]. 中国烟草学报，2023，29(2)：11-21.

[11] 韩明，吴雪芹，韩慧丹，等. 基于 X 光检测的烟丝异物在线剔除系统[J]. 食品与机械，2021，37(5)：126-130.

[12] 谢丽娟，戴犇辉，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.

[13] 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.

[14] 史天运，侯博，李国华，等. 基于改进 DINO 的铁路接触网异物检测方法[J]. 中国铁道科学，2024，45(4)：158-167.

[15] 黄志鸿，刘帅，张辉，等. 基于小样本目标检测的配电线路异物识别[J]. 科学技术与工程，2024，24(32)：13935-13943.

[16] HUANG Y Q，ZHENG J C，SUN S D，et al. Optimized YOLOv3 algorithm and its application in traffic flow detections[J]. Applied Sciences，2020，10(9)：3079.

[17] 杨轲，董兵，吴悦，等. 基于改进 YOLOv3 的机场盲区遥感图像目标检测方法[J]. 科技和产业，2023，23(4)：213-218.

[18] YU J，ZHANG W. Face mask wearing detection algorithm based on improved YOLOv4[J]. Sensors，2021，21(9)：3263.

[19] 钱先锋，薛艺淳，丁蓓，等. 基于机器视觉的化工多相液态界面智能检测[J]. 科技和产业，2024，24(11)：229-237.

[20] LI S，TAO T，ZHANG Y，et al. YOLOv7-CS：a YOLOv7-based model for lightweight bayberry target detection count[J]. Agronomy，2023，13(12)：2952.

[21] 牟家宇，南新元. 基于 YOLOv7-tiny 改进的交通标志小目标实时检测算法[J]. 科学技术与工程，2024，24(30)：13072-13079.

[22] 谢章浩，于璞. 基于改进 YOLOv8 的轻量化带钢缺陷检测算法[J]. 科技和产业，2024，24(15)：223-230.

[23] WANG A，CHEN H，LIU L，et al. YOLOv10：Real-time end-to-end object detection[J]. arXiv Preprint arXiv，2024：2405.14458.

[24] 郭文台. 基于深度学习的烟丝异物检测技术研究[D]. 秦皇岛：燕山大学，2024.

[25] 林森，符浩，王晖，等. 基于改进 YOLO 模型的烟叶杂物剔除系统的研究[J]. 制造业自动化，2023，45(9)：208-211.

[26] 沈飞翔，陈成军，王金磊，等. 基于改进 YOLOv5 的烟包切层断面异物检测方法[J]. 电子测试，2022，36(22)：55-58.

[27] 陈瑞，张鹏，施海馨，等. 基于改进 YOLOv8 的输送带异物检测研究[J]. 煤矿机械，2024，45(9)：175-178.

[28] 何自芬，罗洋，张印辉，等. 多感受野特征自适应融合及动态损失调整的初烤烟叶等级检测[J]. 光学精密工程，2024，32(2)：301-316.
[29] 罗洋，何自芬，张印辉，等. 主干信息共享与多感受野特征自适应融合的作物叶片等级和病害识别方法[J]. 农业机械学报，2025，56(1)：377-387.
[30] TANG Y，HAN K，GUO J，et al. GhostNetv2：enhance cheap operation with long-range attention[J]. Advances in Neural Information Processing Systems，2022，35：9969-9982.

## Tobacco Foreign Object Detection Method Based on Improved YOLOv8

LUO Yang，PENG Yunchao，LIU Yilong，CUI Wenbo，ZHAO Lei，LIU Xuesong
(Hongta Tobacco (Group) Co.，Ltd. Zhaotong Cigarette Factory，Zhaotong 657000，China)

**Abstract**：The removal of foreign objects from tobacco shreds is a crucial step in cigarette production and processing. To further enhance the accuracy of foreign object recognition in tobacco shreds，a tobacco shreds foreign object detection network(TSFODNet) based on the improved YOLOv8 is proposed. Firstly，MCIoU_Loss was employed in TSFODNet instead of CIoU_Loss to address the problem of performance degradation of the localization loss function during the training process. Secondly，a multi-receptive field feature adaptive fusion module (MRFA) was embedded in the backbone of the model. The feature maps with different receptive fields were adaptively strengthened and fused to improve the recognition accuracy of the model for tobacco foreign objects. Thirdly，C2f_GhostNetv2 and C3_GhostNetv2 were used to construct a neck feature enhancement fusion module(NFEF) to retain more deeper effective feature information. Finally，tobacco shreds foreign object dataset established in this paper was used for experimental verification. The experimental results showed that compared with multiple target detection networks，the proposed TSFODNet achieved the best validation accuracy of 97.9% and the best test accuracy of 97.6%，and the image recognition speed reached 91 fps，which can provide technical support for high-precision real-time detection of tobacco shreds foreign object.

**Keywords**：object detection；tobacco shreds foreign object；YOLOv8；multiple receptive fields；feature enhancement