

基于改进 YOLOv8 的铁路异物检测算法

赵子艺¹, 张德育¹, 徐双成²

(1. 沈阳理工大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110159; 2. 沈阳铁道石油化工有限公司, 沈阳 110005)

摘要: 由于监控场景覆盖面积大、侵限异物相对尺寸小、背景干扰较多等, 现有铁路侵限监控系统检测精度较低, 且达不到实时检测要求, 为此提出一种基于改进 YOLOv8 的铁路异物检测算法。首先, 引用 FasterNet 中部分卷积的设计思想, 在颈部网络采用 FasterC2f 模块替代原 C2f 模块, 以降低模型参数量和运算量, 同时提升模型的特征融合能力; 其次, 对快速空间金字塔池化(SPPF)模块进行改进, 引入大型可分离核注意力(LSKA)机制, 提出一种 SPPF_LSKA 模块结构, 以在特征提取时减少复杂背景的干扰, 加强对小目标的检测能力; 最后, 采用 WIoU 损失函数替代原 CIoU 损失函数, 以降低低质量、小目标样本带来的不良梯度影响。实验结果表明: 与原 YOLOv8 模型相比, 改进 YOLOv8 模型检测的平均精度均值(mAP@0.5)达到 92.9%, 提升了 2.09%, 模型权重降低了 3.28%, 浮点运算量降低了 6.17%, 在检测精度和效率之间达到了较好的平衡, 能够满足实际检测需求。

关键词: 深度学习; 目标检测; YOLOv8; 铁路异物

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A DOI:10.3969/j.issn.1003-1251.2025.03.005

Algorithm of Railway Foreign Object Intrusion Detection Based on Improved YOLOv8

ZHAO Ziyi¹, ZHANG Deyu¹, XU Shuangcheng²

(1. Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China; 2. Shenyang Railway Petrochemical Group Co., Ltd., Shenyang 110005, China)

Abstract: Due to the large coverage area of the monitoring scene, relatively small size of intruding objects and frequent background interference, the present railway intrusion monitoring system has low detection accuracy and cannot meet real-time detection requirements. Therefore, a railway foreign object detection algorithm based on improved YOLOv8 is proposed. Firstly, referencing the design concept of partial convolution in FasterNet, the neck network adopts FasterC2f module instead of the original C2f module to reduce the number of model parameters and computation, while improving the feature fusion ability of the model. Secondly, the fast spatial pyramid pooling(SPPF) module is improved by introducing a large separable kernel attention(LSKA) mechanism and proposing an SPPF_LSKA module structure to reduce the interference of complex backgrounds during feature extraction and enhance the detection ability of small targets. Finally, the WIoU loss function is used instead of the original CIoU loss function to reduce the adverse gradient effects caused by low-quality and small target samples. The experimental results show that the improved YOLOv8 model has high mean average precision(mAP@0.5) to 92.9%, an improvement of 2.09%, and compared to the original YOLOv8 model, a reduction of 3.28% in model weight size, and a decrease of 6.17% in floating-point computation. It has achieved a good balance between detection

收稿日期: 2024-07-19

基金项目: 辽宁省科技厅揭榜挂帅项目(2022JH1/10800050)

作者简介: 赵子艺(1999—), 女, 硕士研究生; 张德育(1974—), 通信作者, 男, 教授, 博士。

accuracy and efficiency, which can meet practical detection needs.

Key words: deep learning; object detection; YOLOv8; railway foreign objects

铁路运输具有运输量大、运输成本低、效率高、环保性能好等优势,近年来在我国得到了快速发展。随着铁路运输网络的不断扩展与旅客运输量的显著增长,对于列车运行安全保障的需求变得愈加迫切。

采用有效的手段对铁路异物进行及时检测并处理,是保障列车安全运行的一项重要措施。传统的铁路异物检测技术主要分为接触式和非接触式两大类,其中接触式检测法,如电网检测法、光纤光栅检测法等^[1],虽有灵敏度高、抗干扰能力强等优势,但安装成本高、覆盖范围相对有限,限制了其在铁路中的广泛应用。非接触式检测法主要包括雷达检测法、红外线屏障法、超声波检测法、视频图像检测法等^[2],该类方法相较于接触式方法,检测效率更高、覆盖范围更广,且安装和维护成本较低,是目前研究中主要采用的方法。随着计算机视觉与深度学习技术的飞速发展,非接触式视频图像检测方法,尤其是基于深度学习的目标检测技术,成为研究热点与前沿方向。

当前目标检测算法可分为两种:一种是单阶段目标检测算法,以 YOLO^[3] 为代表;另一种是两阶段目标检测算法,以 R-CNN 和 Faster R-CNN^[4] 为代表。两阶段目标检测算法相较于单阶段检测算法精度更高,但实时性较差,不适用于需要快速响应的场景。在铁路异物检测任务的背景下,徐岩等^[5]提出了 Faster R-CNN 结合迁移学习技术的铁路异物侵限检测算法,提高了异物检测精度,但模型结构较为复杂,难以满足高实时性的需求;张剑等^[6]以 YOLOv3 为基线模型,通过对特征金字塔网络结构进行改进,设计了一种高铁异物入侵检测方法,有效提升了小尺寸目标的检测精度,但该模型运算量较大,影响了检测效率;管岭等^[7]提出了一种轻量级铁轨入侵异物检测模型,该模型基于 YOLOv4-tiny 框架进行优化,模型参数量和容量分别降低了 50% 和 55%,该轻量化改进很大程度上提升了网络的实时处理性能,但检测精度仅达到 66.3%;晏朋等^[8]对 YOLOv7 网络进行改进,将普通卷积替换为 GhostConv 卷积,加快了模型检测速度,添加了全局注意力机制(GAM),进一步增强了网络对目标区域的感知能力,但模型运算量和参数量仍相对较大,不利于模型的部署。

尽管上述检测方法在一定程度上提高了铁路运输的安全性,但由于侵限异物相对尺寸小、背景干扰较多等,检测效果仍有待进一步提高,为此本文提出一种基于改进 YOLOv8 的铁路异物检测算法。首先,在颈部网络中构建 FasterC2f 模块替换原 C2f 模块,有效减少模型运算量和参数量,提升检测效率;其次,在快速空间金字塔池化(SPPF)模块^[9]中引入大型可分离核注意力(LSKA)机制^[10],增强模型的特征表达和感知能力,提升对小目标异物的检测性能;最后,针对低质量、小目标样本带来的有害梯度问题,使用动态非单调聚焦机制的 WIoU 损失函数^[11],提高模型泛化能力和检测精度。

1 YOLOv8 网络架构

YOLOv8^[12]是 Ultralytics 公司在 2023 年提出的一款先进的目标检测模型。相比以往其他版本,YOLOv8 进行了性能优化和算法改进,可以提供更快的实时响应速度和更准确的检测结果。YOLOv8 提供了对应不同网络宽度和深度的多个版本,其中 YOLOv8n 是最轻量的模型,处理速度最快,适合资源有限或对速度要求较高的场景。因此,本文采用 YOLOv8n 作为基线模型。

YOLOv8n 架构^[13]集成了主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)、检测头(Head)三大核心部分。主干网络采用改进的 CSPDarkNet-53 网络,通过逐步缩减特征图的维度实现图像语义信息与特征层次的深度挖掘与提取;颈部网络由特征金字塔网络(FPN)和路径聚合网络(PAN)组成,通过低级特征和高级特征的双向融合提高对不同尺度目标的检测能力;检测头部分使用解耦检测头,将目标分类和边界框回归任务拆分为两个独立分支,提升算法性能和收敛速度。

尽管 YOLOv8n 模型在普通场景图像数据集上的目标检测效果较好,但用于铁路异物检测领域尚存在以下问题:图像中异物目标尺寸小、特征不显著、背景干扰较多,易出现误检及漏检情况;达不到铁路监控的实时性要求,需要提高模型的检测效率、降低模型的资源消耗。为此,需要对 YOLOv8n 模型进一步优化。

2 YOLOv8n 模型的改进

2.1 改进 YOLOv8n 的网络结构

为解决 YOLOv8n 模型存在的问题,提出一种基于改进 YOLOv8n 的铁路异物检测模型。使用 FasterC2f 模块替换颈部网络中的 C2f 模块,有效减少模型运算量和参数量,提升检测效率,满足铁路异物快速检测需求;对 SPPF 模块进行改进,引入 LSKA 注意力机制,构建 SPPF_LSKA 模块,增强模型的特征表达和感知能力,提升对小目标异物的检测性能;针对低质量、小目标样本带来的有害梯度问题,使用动态非单调聚焦机制的 WIoU 损失函数,提高模型的泛化能力和检测精度。改进后的 YOLOv8n 网络结构如图 1 所示。图中: CBS 表示卷积层、批归一化层和 SiLU 激活函数的组合模块,用于特征提取和增强模型的非线性表达能力; C2f 表示带有部分跨阶段连接与融合 的模块,用于有效提取特征; Concat 表示特征拼接操作,用于将不同层或不同尺度的特征图拼接在一起,融合多尺度特征,提升检测效果; Upsample 表示上采样操作; Conv 表示标准卷积层; Detect 表示输出检测结果。

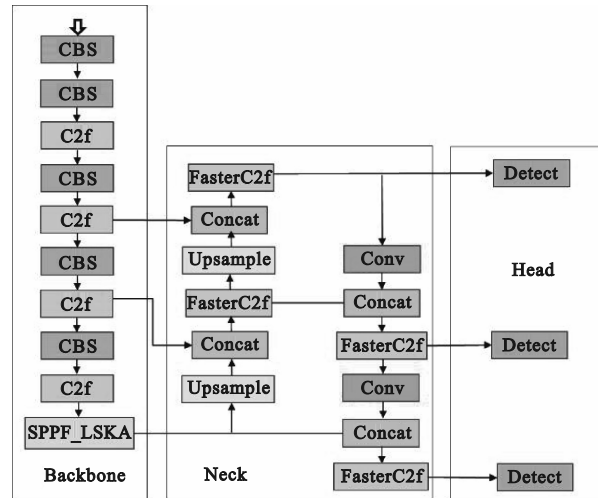


图 1 改进 YOLOv8n 的网络结构

Fig. 1 Improved YOLOv8n network structure

2.2 FasterC2f 模块

原 YOLOv8n 模型中 C2f 模块由标准卷积和多个瓶颈 (Bottleneck) 模块组成,但 Bottleneck 模块参数量较大、计算复杂度较高,限制了其在资源有限的铁路异物检测领域的应用。为解决该问题,本文引入低复杂度、轻量级的 FasterBlock^[14] 模块替代 C2f 模块中的 Bottleneck 模块,以显著降低模型的

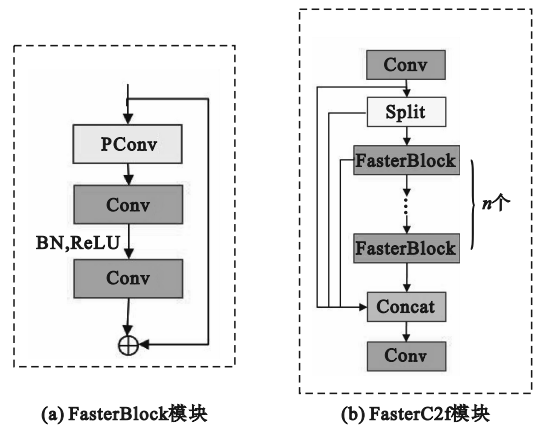
参数量和计算复杂度,在保证模型性能的前提下,提高其在实际应用中的效率和部署便捷性。同时, FasterBlock 模块中的部分卷积 (PConv) 通过使用恒等映射保留原始的特征图信息,其与标准卷积相结合,可更有效地提取空间特征信息。

FasterBlock 模块由一个部分卷积、两个卷积核大小为 1×1 的标准卷积组成。与标准卷积相比,部分卷积仅对选定的部分输入通道执行空间特征提取操作。具体而言,在处理连续或常规的内存访问时,部分卷积会选择前面或后面一系列的连续通道作为代表性样本,针对这些选定通道执行高效的空 间特征提取,而其余通道则被直接保留至后续处理阶段,完成特征提取后,再将处理过的通道与未改变的通道通过拼接操作重新整合。通过该机制,部分卷积在维持特征映射全面性的同时,实现对计算资源的精准分配,显著降低整体运算量。在输入通道与输出通道数量相同的情况下,相较于标准卷积,部分卷积具有更小的浮点运算量及内存访问量。浮点运算量 C_p 的计算公式为

$$C_p = h \times w \times k^2 \times c_p^2 \quad (1)$$

式中: h 为输入张量的高; w 为输入张量的宽; k 为卷积核尺寸; c_p 为空间特征提取通道数。

FasterBlock 模块将部分卷积与标准卷积相结合,仅在中间层设置批量归一化 (BN) 模块和线性整流函数 (ReLU),保持特征多样性,同时实现更低的延迟。FasterBlock 和 FasterC2f 模块结构如图 2 所示,图中 Split 表示对输入特征图进行通道上的分割操作。



(a) FasterBlock 模块

(b) FasterC2f 模块

图 2 FasterBlock 和 FasterC2f 模块结构

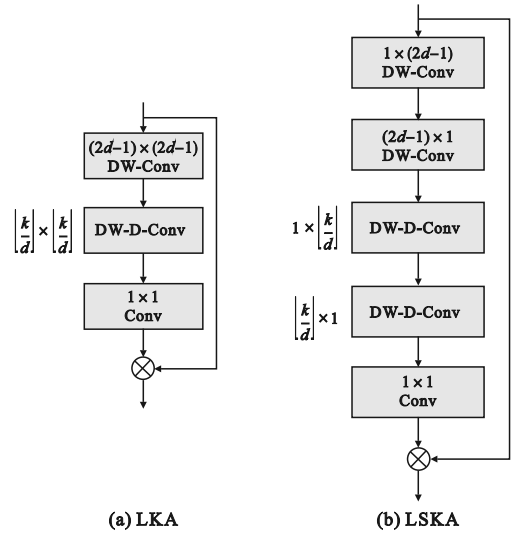
Fig. 2 FasterBlock and FasterC2f modules structures

2.3 SPPF_LSKA 模块

YOLOv8n 网络中 SPPF 模块的核心为三个串联的最大池化层 (MaxPool), 该结构虽可简化计

算并加速特征传递,但处理小目标异物时空信息损失显著,尤其在复杂背景中易受到噪声干扰,影响检测精度。为增强模型对小目标特征的关注,降低背景噪声的干扰,对SPPF模块进行改进,引入LSKA注意力机制。LSKA注意力机制引入更大的可分离卷积核,能够更精细地捕捉空间特征,并在保留重要特征信息的同时抑制背景噪声的干扰,从而提升检测精度。

LSKA是由大核注意力(LKA)^[15]改进而来的可分离版本,两者均先通过标准的深度卷积(DW-Conv)捕获图像的局部上下文信息,然后使用具有大感受野的深度膨胀卷积(DW-D-Conv)模拟长程依赖性。LSKA与LKA的不同之处在于,LSKA将深度卷积层的二维卷积核分解为级联的水平和垂直的一维内核,以保持高效的图像处理能力,同时降低计算复杂度和内存需求。LKA和LSKA结构对比如图3所示,图中 d 表示膨胀率。



(a) LKA

(b) LSKA

图3 LKA和LSKA结构对比

Fig. 3 Comparison of LKA and LSKA structure

本文将LSKA引入SPPF,构建SPPF_LSKA新模块,进一步增强模型的特征表达能力和感知能力。将SPPF模块中所有层的输出连接后输入LSKA模块,经LSKA处理后,再送入下一个卷积层,改进的SPPF_LSKA模块结构如图4所示。



图4 改进的SPPF_LSKA模块结构

Fig. 4 Improved SPPF_LSKA module structure

2.4 WIoU损失函数

YOLOv8n模型使用的边界框损失函数CIoU^[16]对训练集样本的质量要求较高,在处理质量不均衡的样本时,模型泛化能力下降。鉴于当前铁路异物检测领域数据集的稀缺性,本实验采用自主标注数据集,在对模糊目标、小尺寸目标进行标注时,标注框与实际异物位置难免存在偏移,传统CIoU损失函数难以充分应对该问题,故本文引入基于动态非单调聚焦机制的WIoUv3损失函数优化模型。WIoUv3损失函数引入梯度增益,对离群度较大的预测框施以较小的梯度增益,减小低质量样本训练产生的有害梯度。该机制能够有效缓解标注误差对模型训练的负面影响,提高模型在处理模糊目标和小尺寸目标时的鲁棒性和精度。WIoUv3损失函数值 L_{WIoUv3} 的具体计算过程如式(2)~(6)所示。

$$L_{\text{WIoUv3}} = \gamma \cdot L_{\text{WIoUv1}} \quad (2)$$

$$L_{\text{WIoUv1}} = R_{\text{WIoU}} L_{\text{IoU}} \quad (3)$$

$$R_{\text{WIoU}} = \exp\left(\frac{(x - x_{\text{gt}})^2 - (y - y_{\text{gt}})^2}{(W_{\text{g}}^2 + H_{\text{g}}^2)}\right) \quad (4)$$

$$\gamma = \frac{\beta}{\delta \cdot \alpha^{\beta - \delta}} \quad (5)$$

$$\beta = \frac{L_{\text{IoU}}^*}{L_{\text{IoU}}} \quad (6)$$

式中: γ 为非单调聚焦系数; L_{WIoUv1} 为WIoUv1损失函数; R_{WIoU} 为惩罚项, $R_{\text{WIoU}} \in [1, e]$,用以显著放大普通质量锚框的 L_{IoU} ; L_{IoU} 为预测框的交并比(IoU)损失, $L_{\text{IoU}} \in [0, 1]$,用以降低低质量锚框的 R_{WIoU} ; x 和 y 为锚框左上角坐标; x_{gt} 和 y_{gt} 为真实框左上角坐标; W_{g} 和 H_{g} 为真实框的宽和高; α 和 δ 为超参数,可根据不同模型和数据集进行调整; L_{IoU}^* 为实际边界框损失值; $\overline{L_{\text{IoU}}}$ 为设置的平均边界框损失值; β 代表离群度, $\beta \in [0, +\infty)$,用于评估回归框的质量,离群度越小,表示锚框质量越高。为避免低质量锚框产生过大的有害梯度,离群度较高的锚框会被分配较小的梯度增益,使模型更加专注于普通质量的锚框。

改进损失函数可减小铁路异物检测中极端样本对模型性能的影响,平衡各类图像的模型训练效果,增强模型的泛化能力,实现更精准的检测

效果。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境和超参数

本文所有实验均在同一实验环境下完成,实验环境具体配置信息如表1所示。训练网络模型时,采用随机梯度下降(SGD)优化器,迭代次数设置为200次,权重衰减系数设置为0.0005,初始学习率设置为0.001,学习率动量设置为0.937,批量大小设置为32。

表1 实验环境配置
Table 1 Experimental setup

实验环境	相关配置
CPU	Intel(R)Core(TM)i5-10400F
GPU	NVIDIA TITAN X
操作系统	Windows10 64位
CUDA	CUDA 11.7
Python	Python 3.8.19
深度学习框架	PyTorch 1.13.0

3.2 实验数据集及评价指标

目前尚无专门针对铁路场景的行人和动物数据集,本文通过多种途径采集铁路场景下的异物入侵图像数据,包括高铁站站台区域监控视频的关键片段及在网络上收集的铁路轨道异物入侵图像,异物对象包括人、狗、牛、羊和马等五种。收集图像总计4000张,其中异物类型为行人的图像3400张,异物类型为动物的图像600张。由于采集到的真实图像中动物类型的异物非常有限,为达到各种类样本的数量平衡,本文采用图像合成方法,以COCO和Pascal VOC数据集为基础,提取异物样本。首先将标注文件转换为掩膜图像,再根据掩膜图像提取所需前景目标;然后将异物目标作为前景图像、铁路真实空场景作为背景图像进行合成。共扩充了2000张包含动物类型异物的图像,最终的铁路异物数据集共有6000张图像,按照8:1:1的比例划分为训练集、验证集和测试集。数据集部分样本如图5所示,其中上面两幅为采集的真实图像,下面两幅为合成的图像。



图5 数据集样本示例

Fig.5 Dataset example

SAM^[17]是Meta AI推出的分割模型,其在多样、高质量、超过10亿掩码的数据集上进行了训练,能够泛化到训练期间未曾观察到的新类型对象。本文采用基于SAM的半自动标注工具对采集的图像进行目标标注,只需在物体的区域内点击一下即可得到物体的掩码及边界框标注。

对标注结果进行统计:30×60像素左右的目标占比为35%,30×50像素左右的目标占比为26%,20×45像素左右的目标占比为7%。本文数据集中图像尺寸均为1920×1080像素,根据目标边界框的面积与图像面积的比值开方小于0.03的小目标定义标准^[18],本文数据集中小目标数量占整个数据集目标数量的68%,小目标占比高使得异物检测难度增大。此外,铁轨沿线存在山地、荒野以及城市等多种场景,周围的建筑物、树木以及铁路设施多样,在待测目标尺寸较小的情况下,易与目标异物混淆,背景的复杂性进一步增加了异物检测难度。

本文采用平均精度均值(mAP)、模型参数量(Params)、浮点运算量(FLOPs)、帧率(FPS)、模型权重大小(Weights)等五个指标衡量模型的检测性能。

3.3 消融实验

为验证本文提出改进方法的有效性,以YOLOv8n作为基线模型进行消融实验,实验结果如表2所示,表中mAP@0.5表示IoU阈值为0.5时的平均精度均值。

由表2可知,采用YOLOv8n基线模型检测的mAP@0.5为91.0%,在原模型的基础上分别引入FasterC2f模块、SPPF_LSKA模块、WIoU损失函数,模型的mAP@0.5分别提升了1.21%、1.76%、0.66%,证明了添加各个模块的有效性。综合分析各评价指标可知:将C2f模块替换为FasterC2f模块后,检测模型的参数量降低了

13.33%,浮点运算量下降了 8.64%,模型权重大小下降了 22.95%,检测精度 $mAP@0.5$ 提升了 1.21%;将 LSKA 注意力机制添加至 SPPF 模块,将一个大内核分解为两个小内核,对复杂背景进行一定过滤,可以有效地捕获图像中的关键信息,

因此检测精度 $mAP@0.5$ 进一步提升了 0.44%,参数量略有上升;引入 WIoU 损失函数后,在保持参数量和计算量不变的情况下, $mAP@0.5$ 进一步提升了 0.44%。

表 2 YOLOv8n 消融实验结果

Table 2 YOLOv8n ablation experimental results

实验序号	FasterC2f	SPPF_LSKA	WIoU	$mAP@0.5/\%$	Params/ 10^6	FLOPs/ 10^9	Weights/MB
1				91.0	3.0	8.1	6.1
2	✓			92.1	2.6	7.4	4.7
3		✓		92.6	3.2	8.3	6.4
4			✓	91.6	3.0	8.1	6.1
5	✓	✓		92.5	2.9	7.6	5.9
6	✓	✓	✓	92.9	2.9	7.6	5.9

本文引入的各改进模块具有一定的通用性,可方便地应用于其他基线模型中。为验证改进模块的通用性,以 YOLOv5n 为基线模型进行同样的消融实验,并使用相同的数据集对模型进行评

估,实验结果如表 3 所示。由表 3 可见,本文的改进方法同样可以提升 YOLOv5n 模型的检测性能。对比两组消融实验结果可以看出,YOLOv8n 的改进模型可获得更高的检测精度。

表 3 YOLOv5n 消融实验结果

Table 3 YOLOv5n ablation experimental results

实验序号	FasterC2f	SPPF_LSKA	WIoU	$mAP@0.5/\%$	Params/ 10^6	FLOPs/ 10^9	Weights/MB
1				91.2	2.5	7.1	5.3
2	✓			91.7	2.4	6.9	5.1
3		✓		92.0	2.8	7.3	5.8
4			✓	92.3	2.5	7.1	5.3
5	✓	✓		91.8	2.7	7.1	5.6
6	✓	✓	✓	92.1	2.7	7.1	5.6

图 6 和图 7 所示为白天和夜晚两种场景下本文方法的改进效果。对比改进前后的检测效果可以发现:在白天场景下,YOLOv8n 模型未能检测出入侵的行人,而改进后的 YOLOv8n 模型可以准确识别出小目标行人;在夜间场景下,由于隧道阴影的影响,YOLOv8n 模型存在漏检,而改进后的 YOLOv8n 模型避免了漏检情况发生,准确检测到两名目标尺寸很小的入侵行人。

3.4 对比实验

为进一步验证本文改进模型的有效性,与其他目标检测模型进行对比,其中 YOLOv5n、YOLOv6n、YOLOv7-tiny、YOLOv8n 为通用目标检测模型,HIC-YOLOv5^[19]、YOLO-Z^[20]为针对小目标检测进行优化的模型。所有实验均使用相同的训练集与验证集,实验结果如表 4 所示。

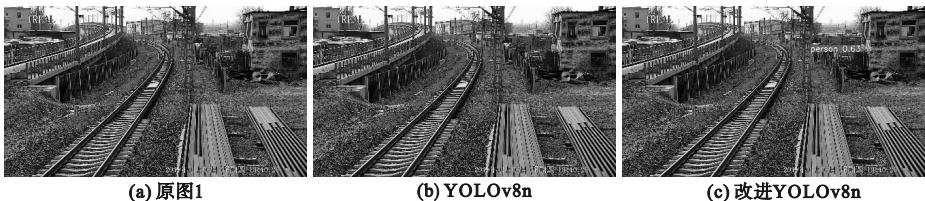


图 6 白天场景下的异物检测

Fig. 6 Foreign object detection in daytime scenes

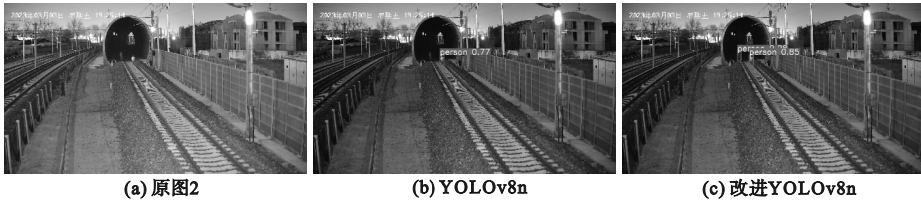


图7 夜间场景下的异物检测

Fig. 7 Foreign object detection in nighttime scenes

表4 对比实验结果

Table 4 Results of comparison experimental

模型	mAP@0.5/%	Params/10 ⁶	FLOPs/10 ⁹	FPS
YOLOv5n	91.2	2.5	7.1	86.9
YOLOv6n	90.4	4.2	11.8	85.4
YOLOv7-tiny	90.8	6.0	13.1	88.5
YOLOv8n	91.0	3.0	8.1	97.1
HIC-YOLOv5	90.9	2.3	8.1	82.8
YOLO-Z	91.6	3.1	9.1	80.6
本文改进算法	92.9	2.9	7.6	92.5

由表4可知,与其他模型相比,本文提出的改进模型在检测精度(mAP@0.5)方面表现最优,同时在参数量、运算量及帧率上均有明显的优势。本文改进YOLOv8n模型的帧率小于YOLOv8n,这是由于LSKA模块的引入加强了特征之间的交互,导致改进模型在速度上有所损失。可见,本文改进的YOLOv8n模型在准确定位小目标和处理复杂背景方面具有明显的优势。

4 结论

提出了一种改进YOLOv8n的铁路异物检测算法。构建FasterC2f模块替换颈部网络中的C2f模块,降低了模型参数量和浮点运算量,提升了检测效率,满足铁路异物快速检测需求;引入LSKA注意力机制,提出一种SPPF_LSKA模块,进一步增强了模型的特征表达和感知能力,提升了对小目标异物的检测性能;采用Wiou损失函数,减小了低质量、小目标样本带来的不良梯度影响,进一步提高了模型检测精度。相较原YOLOv8n模型,本文改进YOLOv8n模型的mAP@0.5提高了2.09%,模型权重大小降低了3.28%,浮点运算量降低了6.17%,在检测精度和效率之间达到了较好的平衡,能够满足实际检测需求。

参考文献(References):

[1] 王泉东,杨岳,罗意平,等. 铁路侵限异物检测方法综述

[J]. 铁道科学与工程学报,2019,16(12):3152-3159.

WANG Q D, YANG Y, LUO Y P, et al. Review on railway intrusion detection methods[J]. Journal of Railway Science and Engineering,2019,16(12):3152-3159. (in Chinese)

[2] 王羽莹. 高速铁路沿线周界入侵报警系统关键技术研究[J]. 铁道通信信号,2017,53(10):68-72.

WANG Y Y. Study of key technology of perimeter intrusion alarm system along high-speed railway[J]. Railway Signaling & Communication,2017,53(10):68-72. (in Chinese)

[3] HUSSAIN M. YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection[J]. Machines,2023,11(7):677.

[4] 崔悦,张德育,王国杰. 基于F-Faster-RCNN算法的摔倒检测研究[J]. 沈阳理工大学学报,2023,42(1):1-6.

CUI Y, ZHANG D Y, WANG G J. Research on fall detection based on F-faster-RCNN algorithm[J]. Journal of Shenyang Ligong University,2023,42(1):1-6. (in Chinese)

[5] 徐岩,陶慧青,虎丽丽. 基于Faster R-CNN网络模型的铁路异物侵限检测算法研究[J]. 铁道学报,2020,42(5):91-98.

XU Y, TAO H Q, HU L L. Railway foreign body intrusion detection based on Faster R-CNN network model[J]. Journal of the China Railway Society,2020,42(5):91-98. (in Chinese)

[6] 张剑,王等准,莫光健,等. 基于改进YOLOv3的高铁异物入侵检测算法[J]. 计算机技术与发展,2022,32(2):69-74.

ZHANG J, WANG D Z, MO G J, et al. High-speed rail foreign body intrusion detection algorithm based on improved YOLOv3[J]. Computer Technology and Development,2022,32(2):69-74. (in Chinese)

(下转第46页)