

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416668

基于改进 YOLOv9 的钢板表面缺陷检测的方法^{*}

周建新 李忠泽 郝英杰

(华北理工大学电气工程学院 唐山 063210)

摘要: 针对钢板表面缺陷种类多、缺陷差异较大、漏检率高等问题,提出一种改进 YOLOv9 的缺陷检测算法。首先,算法通过 FasterNet 中的 FasterBlock 改进特征提取网络中的 RepNCSPeLan4 模块,设计了 RepNCSPeLan4-FB 模块,实现多尺度特征融合,从而降低模型的参数量,其次,利用 iRMB 的倒残差结构和一种高效多尺度注意力模块 EMAttention 相结合形成一种新的 iEMA 模块,提高网络的精确度,最后,使用 Inner-WIOU 损失函数,改善边界框回归损失,提高了模型对不均匀分布及不同尺度目标缺陷的检测性能。通过在 GC10-DET 数据集上进行实验,改进的算法在精确率、召回率和 $\text{map}@0.5$ 方面相比原算法提高了 3.5%、3%、2.1%。该模型在钢铁表面缺陷检测中表现出较好的性能。

关键词: YOLOv9;Faster Block;EMA;Inner-IoU;表面缺陷检测

中图分类号: TP391.41;TN791 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 41310

Method for defect detection on steel plate surface based on improved YOLOv9

Zhou Jianxin Li Zhongze Hao Yingjie

(College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China)

Abstract: Aiming at the problems of many types of defects on the surface of steel plate, large defect differences, high leakage detection rate, etc., a defect detection algorithm to improve YOLOv9 is proposed. Firstly, the algorithm improves the RepNCSPeLan4 module in the feature extraction network through the FasterBlock in FasterNet, and the RepNCSPeLan4-FB module is designed to realize the multi-scale feature fusion, so as to reduce the number of parameters of the model, and secondly, using the inverse residual structure of iRMB and a kind of highly efficient multi-scale attention module, EMAttention, to combine to form a new iEMA module that improve the accuracy of the network, and finally, using the Inner-WIOU loss function to improve the bounding box regression loss, which improves the model's detection performance for inhomogeneous distributions and target defects at different scales. Through experiments on the GC10-DET dataset, the improved algorithm improves the precision, recall and $\text{map}@0.5$ by 3.5%, 3% and 2.1% compared with the original algorithm. The model shows good performance in steel surface defect detection.

Keywords: yolov9;Faster Block;EMA;Inner-IoU;surface defect detection

0 引言

在现代工业生产中,钢材因其优异的机械性能和加工性能被广泛应用于各个领域。然而,钢板在生产过程中可能会产生各种缺陷,如气泡、裂纹、分层、折叠等,这些缺陷的存在不仅影响材料的力学性能,还可能成为结构失效的潜在风险。因此,对钢板表面的缺陷进行严格的检测具有重大研究意义。

传统的钢板表面缺陷检测方法一般是依靠人工检测,人工检测依赖于人眼观察,虽然这种方法比较直观,但检测结果容易受到主观判断的影响,导致误差较大。此外,这种方法还需要投入大量的人力和时间,检测速度较慢。随着工业视觉领域的发展,计算机逐渐成为检测表面缺陷的工具,人工神经网络^[1]、支持向量机^[2]等机器学习技术已经广泛应用到钢材表面缺陷检测,但是这些检测的精度较低,不能满足实际的需求。

收稿日期:2024-08-14

^{*} 基金项目:河北省自然科学基金(F2018209201)项目资助

近年来,深度学习在图像领域的技术飞速发展,研究人员也逐渐将目标检测技术应用到缺陷检测领域中,目前基于深度学习的目标检测算法有两种:第一种是以 SSD^[3]和 YOLO^[4]为代表的一阶段检测器,第二种是以 R-CNN^[5]和 Faster R-CNN^[6]为代表的二阶段检测器。向宽等^[7]提出一种改进 Faster R-CNN 的方法,利用特征金字塔 FPN 结构加强对细小缺陷的提取,然后引入感兴趣区域校准,同时使用 K-means 算法对缺陷数据进行聚类,提升对铝材缺陷的检测。Hou 等^[8]使用 Cascade Mask RCNN 进行迁移学习对电缆表面缺陷进行识别。张嘉雄等^[9]在特征提取网络中嵌入 CBAM 注意力模块,引入解耦头,使用 Wise-IoU 替换原损失函数,提高了算法精度,但该模型对于小目标缺陷特征提取方面仍存在不足。窦智等^[10]通过 SE 模块和 ACmix 注意力模块以及 WIoU 损失函数,增强模型的特征提取能力,提高了检测的精度。但是模型结构复杂,参数量较大。马燕婷等^[11]采用 RepVGG 网络为主干网络,引入 Transformer 模块,并结合 BiFPN 结构,降低了漏检率。赵佰亭等^[12]引入 ConvNext 模块,设计了 C2fFB 模块,以及 MPCE 模块,提高了检测精度。霍超等^[13]通过在 YOLOv4 中引入深度可分离卷积,降低模型的复杂度,并且在特征提取网络中融入 SE 注意力模块,加强了对缺陷的检测能力。时造雄等^[14]通过在 YOLOv5 中引入坐标注意力机制,并增加小目标检测头对模型的检测能力有显著提升。谢林森等^[15]提出一种改进的 YOLOv5s-GD 模型,在特征提取层融合 GhostNetV2 模块,并且在特征融合层引入改进的 DenseNet 密集网络模块,提升了模型整体的识别精度,但对于小目标缺陷的检测能力仍有待提高。朱宏禹等^[16]提出一种改进的 YOLOv5s 模型,将小目标检测层替换大目标检测层同时使用 K-means++ 算法重新聚类,提高了模型的检测精度。YOLOv9 作为 YOLO 系列最新的目标检测模型已有的改进有,吴仪邦等^[17]通过引入 SimAM 注意力机制,替换上采样算子 DySample,减少了网络参数量,提高了识别精度。

上述成果都通过不同的方式提高了缺陷的检测性能,但仍然难以满足现实的需求,在实际应用中仍存在困难,在追求减少漏检和误检率的过程中,这些检测错误不仅会降低生产效率,还可能引发产品质量问题。为了满足智能制造领域对产品缺陷检测的严格标准,必须在多个层面上不断进行改进和创新。针对这一现象,本文提出一种改进 YOLOv9 的钢板表面缺陷检测的算法。首先,算法通过 FasterNet^[18]中的 FasterBLOCK 模块改进特征提取网络中的 RepNCSPeLan4 模块,设计了 RepNCSPeLan4-FB (repncspelan4-fasterblock)模块,实现多尺度特征融合,从而降低模型的参数量,然后,利用 iRMB (inverted residual mobile block)^[19]的倒残差结构和一种高效多尺度注意力模块 EMAAttentio (efficient multi-scale attention)^[20]相结合形成一种新的 iEMA 模块,提高网络的精确度,最后,使用

Inner-WIOU (inner wise intersection over union) 损失函数,改善边界框回归损失,提高了模型对不均匀分布及不同尺度目标缺陷的检测性能。

1 改进的 YOLOv9 算法

1.1 YOLOv9 结构

YOLOv9 是一种基于 YOLOv7 改进的目标检测模型,其主要创新有:

1) 引入可编程梯度信息 (programmable gradient information, PGD), 以解决网络随着深度增大而损失大量信息的问题,它通过辅助可逆分支生成可靠的梯度,使深层特征保持执行目标人物的关键信息,从而优化梯度流并提高训练效率。

2) 引入一种新型的轻量级网络架构 (programmable gradient information, GELAN), 它基于梯度路径规划,使用传统的卷积算子实现高效的参数利用,比传统卷积在参数使用率上更具优势,基于 GELAN 的架构,提出了一种新的特征提取模块 RepNCSPeLan4, 它是由跨阶段部分网络 (cross stage partial network, CSPNet) 和有效远程聚合网络 (efficient layer attention network, ELAN) 组成,结合了重参数技术和 CSPNet 以及 ELAN 的特点,有助于提高模型在目标检测任务中的准确率和效率。本文选取对小目标检测更具优势的 YOLOv9-C 作为基础模型,以满足对钢板检测的需求。网络结构图如图 1 所示。

1.2 RepNCSPeLan4-FB 模块的构造

YOLOv9 作为目前目标检测领域的最新进展,虽然在效率、精确度等方面都取得了显著的进步,但是随着模型的不不断地增大和复杂化,它们对于计算资源的需求也随之增大,同时也增大了过度拟合的风险。针对这一问题,本文利用一种高效的神经网络架构 FasterNet 改进 YOLOv9 模型中的特征提取模块 RepNCSPeLan4 中 RepNBottleneck 里的 RepConvN 模块,以此来提高模型性能并降低模型参数量。结构如图 2 所示。

FasterNet 是一种高效的神经网络架构,它通过部分卷积 (partial convolution, PConv) 的新技术来减少冗余计算和内存访问,并利用 PConv, 实现了在多种设备上比其他现有神经网络更快的运行速度,同时保持了较高的准确度。FasterBlock 是由一个 PConv 以及两个 1×1 的卷积组成,其结构图如图 3 所示。

1.3 iEMA 注意力模块

为了使模型能够提取更多缺陷的特征,进一步提高对钢板缺陷的检测效果,并尽可能地小的增加参数量,设计了 iEMA 注意力机制。iEMA 是一种融合了 EMA (efficient multi-scale attention) 和 iRMB (inverted residual mobile block) 的注意力模块, iRMB 的主要思想是将轻量级的 CNN 架构与基于注意力的模型结构相结合,以构建高效的网络,以此思想为启发将 iRMB 与高效多尺度注意力 EMA

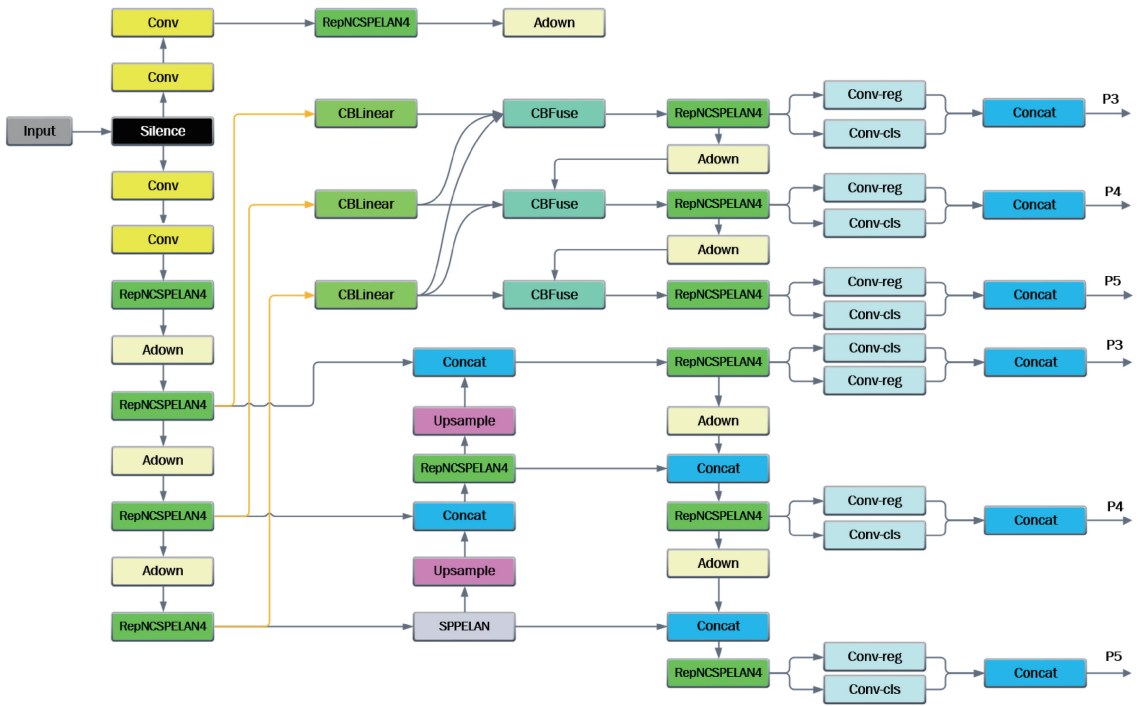


图1 YOLOv9-C 结构图

Fig. 1 Structure of YOLOv9-C

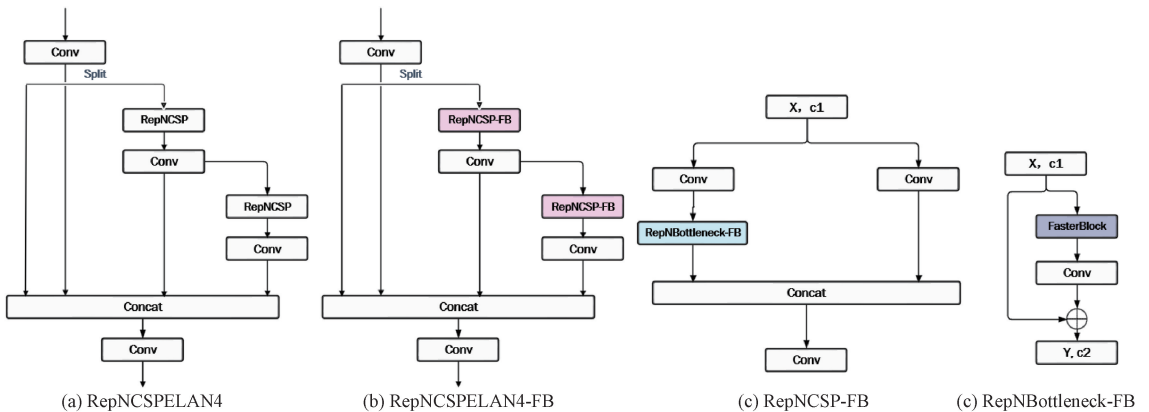


图2 改进的 RepNCSPELAN4-FB 模块与 RepNCSPELAN4 模块比较

Fig. 2 Comparison of the improved RepNCSPELAN4-FB module with the RepNCSPELAN4 module



图3 FasterBlock 模块

Fig. 3 FasterBlock module

模块相融合。通过 iRMB 的到残差结构与 EMA 注意力模块相结合,提高了模型处理特征的能力。其结构图如图 4 所示。

1.4 Inner-WIoU 损失函数

边界框损失函数是目标检测损失函数的重要部分,

YOLOv9 的边界框损失函数使用的是 Ciou,由于钢板缺陷种类多,缺陷类型大小不一、分布不均匀,以及数据集噪声干扰,导致原 Ciou 损失函数泛化能力弱,对缺陷检测造成一定的影响。Inner-IoU^[21] 通过引入比例因子来控制辅助边界框的比例大小,从而解决了现有方法泛化能力弱的

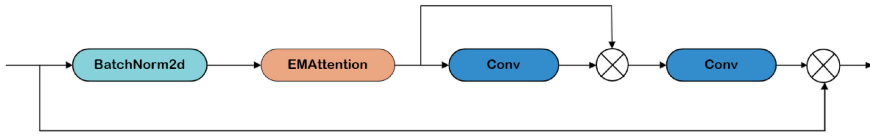


图 4 iEMA 注意力模块
Fig. 4 iEMA attention module

问题。虽然 Inner-IoU 解决了传统 IoU 泛化能力的局限性,但在训练的后期阶段会出现由于低质量实例而导致锚盒收敛速度减慢的问题,所以选择在 Inner-IoU 的基础上加入 WIoU^[22] 损失函数。Inner-IoU 定义如下:

$$b_r^{gt} = x_c^{gt} + \frac{w^{gt} \times k_{ratio}}{2}, b_l^{gt} = x_c^{gt} - \frac{w^{gt} \times k_{ratio}}{2} \quad (1)$$

$$b_b^{gt} = y_c^{gt} + \frac{h^{gt} \times k_{ratio}}{2}, b_t^{gt} = y_c^{gt} - \frac{h^{gt} \times k_{ratio}}{2} \quad (2)$$

$$b_r = x_c + \frac{w \times k_{ratio}}{2}, b_l = x_c - \frac{w \times k_{ratio}}{2} \quad (3)$$

$$b_b = y_c + \frac{h \times k_{ratio}}{2}, b_t = y_c - \frac{h \times k_{ratio}}{2} \quad (4)$$

$$s_{inter} = (\min(b_r^{gt}, b_r) - \max(b_l^{gt}, b_l)) \times (\min(b_b^{gt}, b_b) - \max(b_t^{gt}, b_t)) \quad (5)$$

$$s_{union} = (w^{gt} \times h^{gt}) \times k_{ratio}^2 + (w \times h) \times k_{ratio}^2 - s_{inter} \quad (6)$$

$$IoU^{Inner} = \frac{s_{inter}}{s_{union}} \quad (7)$$

式中: s_{inter} 为锚框与标注数据集框的交集, s_{union} 为锚框与标注数据集框的并集。

WIoU Loss 在 CIoU Loss 的基础上引入了动态聚焦机制来改善边界框回归损失。其定义如下:

$$L_{WIoU} = R_{WIoU} L_{IoU} \quad (8)$$

$$R_{WIoU} = \exp\left(\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*}\right) \quad (9)$$

式中: x, y 为预测回归框的中心坐标, x_{gt}, y_{gt} 为真实回归框的中心坐标, W_g^2, H_g^2 为最小包围框的大小。

最后将 Inner-IoU 损失与 WIoU 边界框回归损失函数相结合为 Inner-WIoU(inner wise intersection over union), 定义如下:

$$L_{inner-WIoU} = L_{WIoU} + IoU - IoU^{Inner} \quad (10)$$

最终改进的模型如图 5 所示。

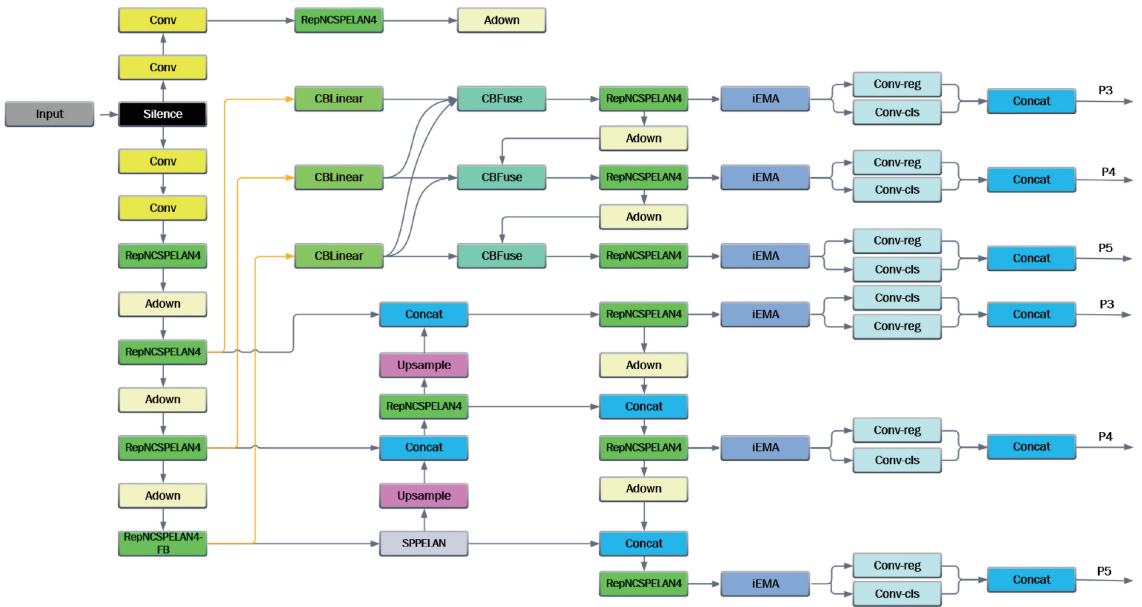


图 5 改进后的 YOLOv9 网络结构图
Fig. 5 Improved YOLOv9 network structure diagram

2 实验结果分析

2.1 数据集介绍

实验数据集使用公开数据集 GC10-DET^[23], 该数据集包含了 10 种不同类型的钢板表面缺陷, 图片分辨率为 2 048×1 000, 10 种表面缺陷分别为腰部折痕、新月形缝

隙、油斑、夹杂物、轧坑、折痕、水斑、丝状斑、焊缝、冲孔, 总共 2 292 张缺陷的灰度图片, 训练集、测试集、验证集按 7:2:1 的比例分配。

2.2 实验环境

实验中使用的操作系统为 Ubuntu20.04, GPU 为 RTX3090(24 GB), CPU 为 12 vCPU Intel(R) Xeon(R)

Platinum 8255C CPU @ 2.50 GHz, 深度学习框架为Pytorch, Pytorch版本为1.11.0, Python版本为3.8, Cuda版本为11.3。

参数设置: 图片大小设置为 640×640 , 训练轮次为150, 批量大小为8, 学习率为0.01。

2.3 评价指标

实验采用精确率(precision, P)、召回率(recall, R)以及平均精度均值(mean average precision, map), 包括 $\text{map}@0.5$ 和 $\text{map}@0.5:0.95$, 浮点运算次数 GFLOPs 相关公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (13)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n AP(i) \quad (14)$$

式中: TP 为预测目标正确的个数, FP 为预测目标错误的个数, FN 为模型未能检测出的目标。 mAP 是对所有类别的 AP 值取平均所得, n 为类别个数, i 为检测的次数。

2.4 消融实验

为验证算法的有效性, 在基于原YOLOv9模型的基础

上逐一加入各改进的模块进行消融实验, 实验结果如表1所示, 实验以YOLOv9为基准, 该算法的精确率 P 为0.807, 召回率 R 为0.664, $\text{map}@0.5$ 为0.731, $\text{map}@0.5:0.95$ 为0.408, GFLOPs 为236.7, 第1组实验在YOLOv9模型的基础上添加iEMA注意力机制, $\text{map}@0.5$ 提高了1.2%, $\text{map}@0.5:0.95$ 提高了0.7%, R 提高了2.6%, GFLOPs 增加了8.6, 第2组实验将原算法特征提取网络中的RepNCSPeLan4模块加入FasterBlock(FB), $\text{map}@0.5$ 提高了1.7%, $\text{map}@0.5:0.95$ 提高了0.4%, R 提高了3.7%, P 保持不变, GFLOPs 增加了0.9, 第3组实验将原算法的CIoU损失函数替换为Inner-WIoU损失函数, $\text{map}@0.5$ 提高了1.5%, R 提高了0.4%, $\text{map}@0.5:0.95$ 提高了1.1%, P 提高了1.1%, GFLOPs 保持不变, 第4组实验是在第3组的基础上加入了iEMA注意力机制, 对比实验2和实验3在 $\text{map}@0.5$, $\text{map}@0.5:0.95$, P 这三个方面均有提升, 在 R 方面对比实验2仅有0.9%的下降, 在GFLOPs方面对比原数据增长了8.6, 实验5在实验4的基础上又加入了Faster Block(FB), 各参数对比之前的所有实验均有提升, 并且在GFLOPs方面对比实验4减少了0.1。

2.5 对比实验

为了检验本文算法的性能, 本文对目前广泛使用的

表1 消融实验结果

Table 1 Results of ablation experiments

模型	P/%	R/%	$\text{map}@0.5/\%$	$\text{map}@0.95/\%$	GFLOPs/G
YOLOv9	80.7	66.4	73.1	40.8	236.7
YOLOv9+iEMA	80.8	69.0	74.4	41.5	245.3
YOLOv9+FB	80.7	70.1	74.8	41.2	237.6
YOLOv9+Inner-WIoU	81.8	66.8	74.6	41.9	236.7
YOLOv9+Inner-WIoU+iEMA	83.5	69.2	75.0	41.2	245.3
YOLOv9+Inner-WIoU+iEMA+FB	84.2	70.2	75.2	41.9	245.2

6种目标检测模型进行研究, 包括Faster R-CNN、SSD、YOLOv5s、YOLOv6n、YOLOv7-tiny、YOLOv8n。同时使用 P 、 R 、 $\text{map}@0.5$ 作为性能指标对不同模型进行评估, 实验结果如表2所示, 除本文模型外的其他模型数据来自文献[24]。

由表2可知, 在GC10-DET数据集上改进的YOLOv9模型 $\text{map}@0.5$ 达到了75.2%, 并保持了较高的精确率 P 和召回率 R 。

2.6 损失函数对比分析

为了进一步验证Inner-WIoU的优势, 在相同的实验条件下, 将CIoU、DIoU、EIoU、WIoU、Inner-IoU与Inner-WIoU进行实验对比, 实验结果如表3所示。由表3可知, DIoU与EIoU对比原YOLOv9的CIoU精确度 P 都有较大程度的下降, WIoU虽然在精确度 P 上有较小程度的下

表2 对比实验结果

Table 2 Comparative experimental results

模型	P/%	R/%	$\text{map}@0.5/\%$
Faster R-CNN	19.7	44.2	32.6
SSD	62.8	15.5	43.9
YOLOv5s	68.2	63.8	68.7
YOLOv6n	70.4	68.3	70.3
YOLOv7-tiny	64.5	59.0	66.4
YOLOv8n	68.4	64.3	68.5
YOLOv9	80.7	66.4	73.1
本文	84.2	70.2	75.2

降, 但是 $\text{map}@0.5$ 提高了0.8%, $\text{map}@0.95$ 提高了0.3%, Inner-IoU对比CIoU在各个指标方面皆有一定提

升,但在训练的后期阶段会出现由于低质量实例而导致锚盒收敛速度减慢的问题,所以选择在 Inner-IoU 的基础上加入 WIoU 损失函数,由实验表明 Inner-WIoU 对比 Inner-IoU 在各指标上皆有提升。

2.7 模型热力图分析

为了评估改进算法检测特征提取的能力,将原始算法和改进算法的热力图进行对比,结果如图 6。红色高亮区域表示模型提取钢板表面缺陷特征时特别关注的区域,由图 6 可知,改进后的算法有更强的抗干扰能力,对缺陷的定位更加精准,更准确地描绘出了缺陷特征的感兴趣区域。

表 3 损失函数对比结果

Table 3 Loss function comparison results					%
函数	P	R	map@0.5	map@0.95	
CIoU	80.7	66.4	73.1	40.8	
DIoU	75.2	69.3	73.6	41.5	
EIoU	66.0	69.9	72.5	41.1	
WIoU	79.7	66.5	73.9	41.1	
Inner-IoU	81.0	66.5	74.4	41.5	
Inner-WIoU	81.8	66.8	74.6	41.9	

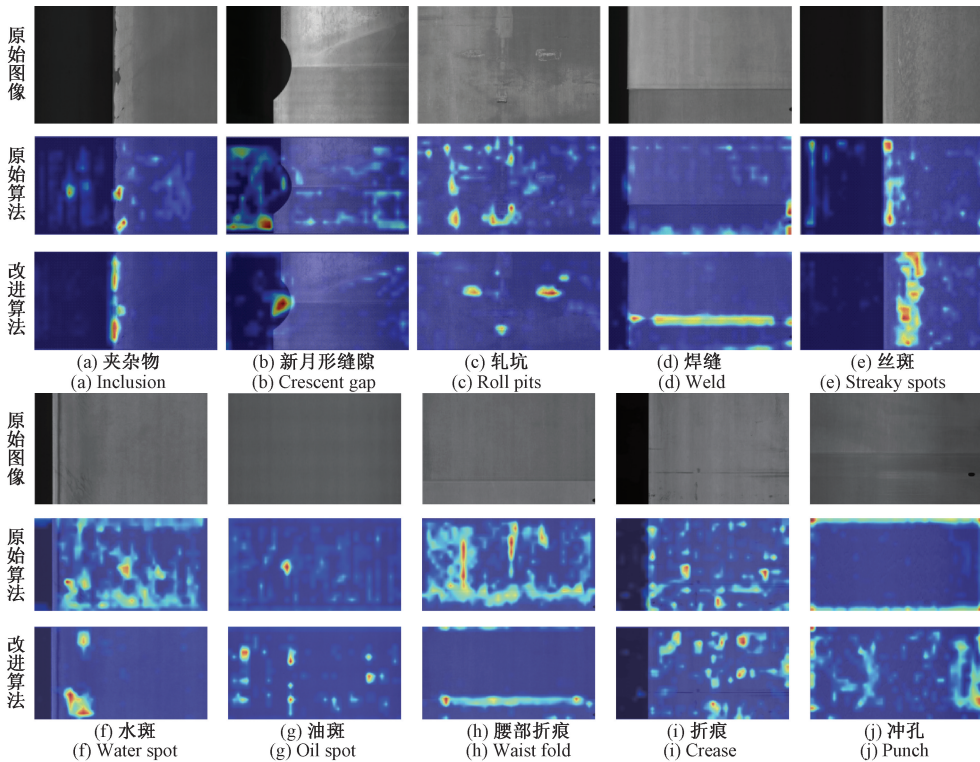


图 6 热力图可视化对比结果

Fig. 6 Comparison results of heat map visualization

3 结 论

针对钢板表面缺陷种类多、缺陷差异较大、漏检率高等问题,提出一种改进 YOLOv9 的缺陷检测算法。首先,算法通过 FasterNet 中的 FasterBlock 改进特征提取网络中的 RepNCSPeLAN4 模块,设计了 RepNCSPeLAN4-FB 模块,实现多尺度特征融合,从而降低模型的参数量,其次,利用 iRMB 的倒残差结构和一种高效多尺度注意力模块 EMAttention 相结合形成一种新的 iEMA 模块,提高网络的精确度,最后,使用 Inner-WIoU (inner wise intersection over union) 损失函数,改善边界框回归损失,提高了模型对不均匀分布及不同尺度目标缺陷的检测性

能。实验结果表明,本文算法能够有效检测出钢板表面缺陷,相比 YOLOv9 算法在精度上有明显提高。

参考文献

- [1] 张驰,郭媛,黎明. 神经网络模型发展及应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(11): 57-69. ZHANG CH, GUO Y, LI M. A review on the development and application of artificial neural network models [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(11): 57-69.
- [2] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10. DING SH F, QI B J, TAN H Y. A review on the

- theory and algorithm of support vector machines[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology, 2011, 40(1): 2-10.
- [3] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multi-box detector[C]. Computer Vision-ECCV 2016; 14th European Conference. Amsterdam: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [4] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2017.
- [5] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [6] REN SH Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [7] 向宽,李松松,栾明慧,等.基于改进Faster RCNN的铝材表面缺陷检测方法[J].仪器仪表学报,2021,42(1):191-198.
- XIANG K, LI S S, LUAN M H, et al. Aluminum surface defect detection method based on improved Faster RCNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(1): 191-198.
- [8] HOU S, DONG B, WANG H, et al. Inspection of surface defects on stay cables using a robot and transfer learning [J]. Automation in Construction, 2020, 119: 103382.
- [9] 张嘉雄,曾水玲,李昭贤.基于改进YOLOv7的钢板表面缺陷检测的方法[J/OL].控制工程,1-11[2024-11-08]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20231034>.
- ZHANG J X, ZENG SH L, LI ZH X. A method for detecting surface defects on steel plates based on improved YOLOv7[J/OL]. Control Engineering, 1-11 [2024-11-08]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20231034>.
- [10] 窦智,胡晨光,李庆华,等.改进YOLOv7的小样本钢板表面缺陷检测算法[J].计算机工程与应用,2023,59(23):283-292.
- DOU ZH, HU CH G, LI Q H, et al. Improved YOLOv7 surface defect detection algorithm for steel plates with small samples[J]. Computer Engineering and Application, 2023, 59(23): 283-292.
- [11] 马燕婷,赵红东,阎超,等.改进YOLOv5网络的带钢表面缺陷检测方法[J].电子测量与仪器学报,2022,36(8):150-157.
- MA Y T, ZHAO H D, YAN CH, et al. Improved YOLOv5 network for strip steel surface defect detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 150-157.
- [12] 赵佰亭,张晨,贾晓芬. ECC-YOLO: 一种改进的钢材表面缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(4): 108-116.
- ZHAO B T, ZHANG CH, JIA X F. ECC-YOLO: An improved method for detecting surface defects on steel[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(4): 108-116.
- [13] 霍超,谷晓钢,黄玲琴,等.基于YOLOv4优化的航拍绝缘子缺陷图像检测模型[J].电子测量技术,2023,46(9):175-181.
- HUO CH, GU X G, HUANG L Q, et al. Aerial insulator defect image detection model based on YOLO v4 optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(9): 175-181.
- [14] 时造雄,茅正冲.基于改进YOLOv5的PCB缺陷检测方法[J].电子测量技术,2023,46(14):123-130.
- SHI Z X, MAO ZH CH. PCB defect detection method based on improved YOLOv5 [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(14): 123-130.
- [15] 谢林森,朱文忠,谢康康,等.基于改进YOLOv5s的光伏电池EL缺陷图像检测模型[J].国外电子测量技术,2023,42(6):93-102.
- XIE L S, ZHU W ZH, XIE K K, et al. EL defect image detection model for photovoltaic cells based on improved YOLOv5s [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(6): 93-102.
- [16] 朱宏禹,韩建宁,徐勇.基于改进型YOLOv5s的印刷线路板瑕疵检测[J].国外电子测量技术,2023,42(3):152-159.
- ZHU H Y, HAN J N, XU Y. Printed wiring board defect detection based on improved YOLOv5s [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(3): 152-159.
- [17] 吴仪邦,陈喆,李喆,等.基于改进YOLOv9的禁垦陡坡地违规耕种区遥感影像检测方法[J].农业工程学报,2024,40(17):197-204.
- WU Y B, CHEN ZH, LI ZH, et al. Remote sensing image detection method based on improved YOLOv9 for illegal cultivation area of no-cultivation steep slope land[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2024, 40(17): 197-204.
- [18] CHEN J R, KAO SH H, HE H, et al. Run, don't

- walk: Chasing higher FLOPS for faster neural networks[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2023: 12021-12031.
- [19] ZHANG J N, LI X T, LI J, et al. Rethinking mobile block for efficient attention-based models[C]. 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV). IEEE Computer Society, 2023: 1389-1400.
- [20] OUYANG D L, SU H, ZHANG G ZH, 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). IEEE, 2023: 1-5.
- [21] ZHANG H, XU C, ZHANG SH J. Inner-IoU: More effective intersection over union loss with auxiliary bounding box [J]. ArXiv preprint arXiv: 2311.02877, 2023.
- [22] TONG Z J, CHEN Y H, XU Z W, et al. Wise-IoU: Bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism [J]. ArXiv preprint arXiv: 2301.10051, 2023.
- [23] LYU X M, DUAN F J, JIANG J J, et al. Deep metallic surface defect detection: The new benchmark and detection network[J]. Sensors, 2020, 20(6): 1562.
- [24] 龙阳,肖小玲.改进 YOLOv8 的金属表面缺陷检测模型[J].制造技术与机床,2024(8):187-194.
- LONG Y, XIAO X L. Improvement of metal surface defects detection model by YOLOv8[J]. Manufacturing Technology and Machine Tools,2024(8):187-194.

作者简介

周建新(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为智能控制理论及应用。

E-mail: zhoujianxin1977@126.com

李忠泽,硕士研究生,主要研究方向为智能控制与模式识别。

E-mail: 1403948145@qq.com

郝英杰,硕士研究生,主要研究方向为智能控制与模式识别。

E-mail: 3224633826@qq.com