



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2404963

引用格式:向厚雪,许贵阳,张玉华,等.基于改进YOLOv8的钢轨典型伤损智能识别算法[J].科学技术与工程,2025,25(18):7785-7792.
Xiang Houxue, Xu Guiyang, Zhang Yuhua, et al. Intelligent identification algorithm for typical rail damage based on improved YOLOv8[J].
Science Technology and Engineering, 2025, 25(18): 7785-7792.

交通运输

基于改进YOLOv8的钢轨典型伤损智能识别算法

向厚雪¹, 许贵阳^{1*}, 张玉华², 黄筱妍²

(1. 北京建筑大学机电与车辆工程学院, 北京 102612;
2. 中国铁道科学研究院基础设施检测研究所, 北京 100081)

摘要 钢轨内部损伤危害严重,但无损探伤B显检测图像杂波噪声多、不同损伤时空分布特征不明显,难以有效识别。针对这一情况,提出了一种基于改进YOLOv8的钢轨螺孔裂纹B显图识别算法,从提高钢轨伤损智能识别精确率。首先,为减少小伤损目标漏检,采用RepHGNetv2网络优化YOLOv8主干网络,提高检测召回率;然后,为提升模型对不同伤损检测的适应性,将YOLOv8的检测头替换为Efficientnet,提高模型检测精度;最后,在SPPF模块中引入LSKA注意力机制,提升模型对噪声信号的抗干扰能力,提高模型精确率。经实际线路检测结果验证,上述模型检测精确率达到95.1%,召回率达到93.8%,平均精度达到97.6%,对比其他常用算法均有所提高。

关键词 钢轨探伤; B显图; 损伤检测; YOLOv8; 螺孔裂纹
中图分类号 U216.3 TH18; 文献标志码 A

Intelligent Identification Algorithm for Typical Rail Damage Based on Improved YOLOv8

XIANG Hou-xue¹, XU Gui-yang^{1*}, ZHANG Yu-hua², HUANG Xiao-yan²

(1. School of Mechanical, Electrical and Vehicle Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102612, China;
2. Infrastructure Testing Research Institute of China Academy of Railway Sciences, Beijing 100081, China)

[Abstract] The internal damage of the steel rail is serious, but the non-destructive testing B-display detection image has a lot of noise and noise, and the spatiotemporal distribution characteristics of different damages are not obvious, making it difficult to effectively identify. In response to this situation, a rail screw hole crack B-image recognition algorithm based on improved YOLOv8 was studied to improve the accuracy of intelligent identification of rail damage. Firstly, to reduce the missed detection of small damage targets, RepHGNetv2 network was used to optimize the YOLOv8 backbone network and improve the detection recall rate. Then, in order to improve the adaptability of the model to different types of damage detection, the detection head of YOLOv8 was replaced with Efficientnet to improve the detection accuracy of the model. Finally, the LSKA attention mechanism was introduced into the SPPF module to enhance the model's anti-interference ability against noise signals and improve its accuracy. The actual line detection results have verified that the detection accuracy of the above model reaches 95.1%, the recall rate reaches 93.8%, and the average accuracy reaches 97.6%, which is improved compared to other commonly used algorithms.

[Keywords] rail flaw detection; B-imaging; damage detection; YOLOv8; bolt hole crack

在中国铁路行业高速发展的同时,铁路行车的安全和稳定,影响到人民生命和财产的安全。特别是中国高速铁路的飞速发展带来了列车运行速度和行车密度的提高,以及日益繁忙的对外贸易中铁路货运列车货物载重量的增加,对于列车运行的安全性和可靠性提出了更高的要求,特别是工务段等

部门负责的铁路养护工作尤其重要^[1]。钢轨在长时间服役期间会由于列车的挤压,磨损而受损,逐渐形成如轨面缺陷、轨头横孔、轨底横孔、螺孔裂纹等不同部位、不同类型的伤损^[2]。若未能及时对这些伤损进行检修则会导致伤损积累并扩大,最终造成钢轨断裂,从而导致严重的铁路交通事故,极大

收稿日期:2024-07-03 修订日期:2025-03-19

基金项目:北京市自然科学基金(L221027);中国铁道科学研究院集团有限公司科技研究开发计划(2023YJ039)

第一作者:向厚雪(2002—),女,汉族,河南信阳人,硕士研究生。研究方向:钢轨探伤。E-mail:1810314336@qq.com。

*通信作者:许贵阳(1973—),男,满族,辽宁丹东人,博士,教授。研究方向:车辆工程。E-mail:xuguiyang@bucea.edu.cn。

投稿网址:www.stae.com.cn

地危害国民经济安全。

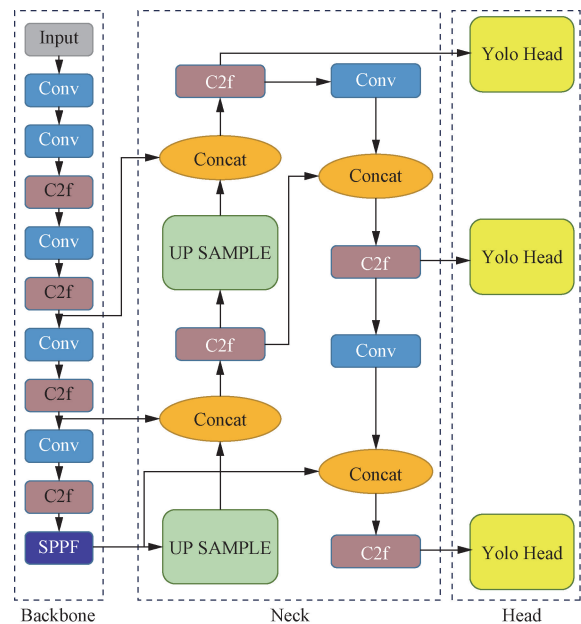
研究人员不断探索 YOLO 算法在不同场景下的性能优化和应用扩展,彭红星等^[3]研究了一种基于改进 YOLOv5 的高速公路隧道车辆和人员检测算法,通过高斯混合聚类优化锚框、引入 CARAFE 上采样算子和坐标注意力机制,提高了模型在复杂环境下的检测精度和鲁棒性。宣以国等^[4]提出了一种基于改进 YOLOv7 的道路裂缝和坑洞检测算法,通过引入可变形卷积网络和基于 Wasserstein 距离的小目标检测评估方法,提高了道路裂缝和坑洞的检测精度和速度。孔建国等^[5]研究了一种基于改进 YOLOv8 的机场飞鸟实时目标检测方法,通过设计特征融合 C3 模块和 CSPPF 模块,并改进数据集和应用数据增强技术,提高了机场飞鸟检测的精度和速度。现有钢轨伤损检测系统大都采用人工判伤的模式进行伤损分类,人工判伤存在着判伤精确率低,误报率高的问题^[6]。随着 YOLO 算法在多个领域的成功应用,也为钢轨 B 显图识别算法提供了新的思路和解决方案。Zhang 等^[7]提出了一种基于 YOLOv4 算法检测钢轨缺陷,通过分析钢轨结构波形和钢轨缺陷的关系,使用算法检测波形,基于 B 型图像成像规律筛选缺陷图像,改进后的算法可获得具有完整边缘信息的缺陷轮廓定位,但对复杂钢轨图像的检测准确率较低。Chen 等^[8]提出了一种基于改进 YOLOv3 模型的典型钢轨伤损识别方法,改进后的网络相较于原始网络检测效率和精度均有提升,平均检测精度可达 87%,但是还有提升空间。何庆等^[9]提出了一种基于改进 YOLOv3 的钢轨伤损 B 型图像识别算法,通过对 YOLOv3 网络结构改进,提高探伤设备的伤损识别率,尽管模型整体表现良好,但在小目标数据集检测精度方面还有一定的提升空间。

此外,由于超声波钢轨探伤车运行速度较高,导致探伤图像分辨率相对较低且有较多杂波干扰,特征不明显等现象,目前针对钢轨 B 显图的伤损识别方法仍然存在精确率低、误报率高的问题。为此,现提出一种基于 YOLOv8 的伤损识别算法,提高钢轨伤损分类识别的有效性。为了提高模型的召回率,使用 RepHGNetv2 网络代替 YOLOv8 的原主干网络。为使模型达到更好的检测效果,将 YOLOv8 头部替换为 Efficient Head 检测头,结合了尺度、空间和任务 3 种注意力函数。为减少背景对伤损目标检测的干扰,提高特征提取能力,将 Large Separable Kernel Attention 与 YOLOv8 中 SPPF 模块结合。

1 YOLOv8 模型

Ultralytics 于 2023 年发布了 YOLOv8 模型,其

建立在各 YOLO 版本优点的基础上,引入了新功能,以进一步提高性能和灵活性。由于 YOLOv8 快速、准确且易于使用,在目标检测和跟踪、实例分割、图像分类和姿态估计领域得到了大量应用^[10]。YOLOv8 的改进有如下的几个方面:在骨干网络(Backbone)中,YOLOv8 采用 CSP 的思想,使用了 C2f 模块替换了 YOLOv5 中的 C3 模块,每个阶段的模块个数从 $[3,6,9,3]$ 修改为 $[3,6,6,3]$,实现了进一步的轻量化;在颈部网络(Neck)中,将 YOLOv5 中 PAN-FPN 网络上采样阶段的卷积删除,并将 C3 模块替换为 C2f 模块;在最后的预测头网络(Head),采用目前主流的解耦头结构,将分类和检测头分离,同时抛弃了 Anchor-Based,使用了 Anchor-Free 的思想,模型结构如图 1 所示。由于钢轨探伤需要准确地识别钢轨内部缺陷,且不同钢轨有不同的缺陷类型,因此对算法模型要求精度高,泛化能力强,YOLOv8 算法满足这些需求,所以本文研究在 YOLOv8 的基础上进行模型优化,以达到更好的识别效果。



Input 为输入层;Conv 为卷积层;Concat 为特征融合;UP SAMPLE 为上采样层;YOLO Head 为检测头

图 1 YOLOv8 结构图

Fig. 1 YOLOv8 structural diagram

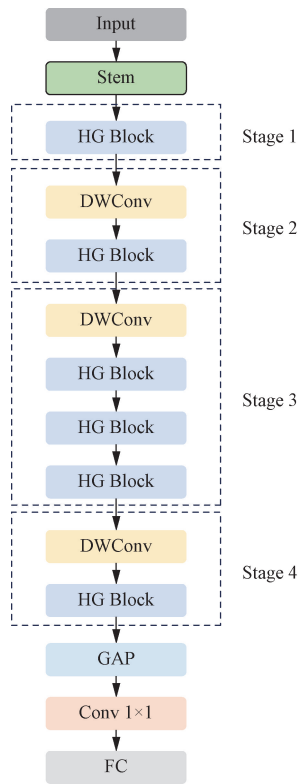
2 模型优化

2.1 主干网络的改进

YOLOv8 在目标检测任务中有不错的性能,但是 YOLOv8 的主干网络使用了参数较多的网络结构和较高的分辨率来提高检测性能,这导致了较高的计算资源需求,限制了在资源有限的设备上的部署

和应用。本文研究使用 RepHGNetv2 替换 YOLOv8 原来的主干网络,RepHGNetv2 是对 HGNetv2^[11] 的进一步优化,有效地减少了网络模型的参数和降低了网络的计算力,同时提升了网络模型的召回率。HGNetv2 的网络结构如图 2 所示。

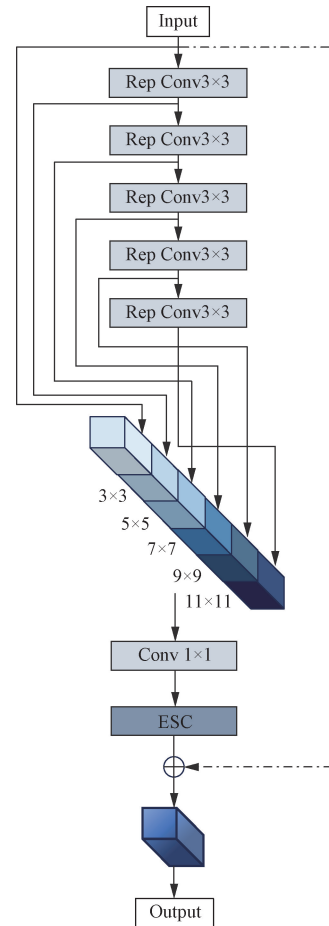
HGNet 的整体结构由 1 个主干层和 4 个阶段组成。Stem 层是 HGNetv2 网络的初始预处理层,一般包含卷积层,从输入的原始数据中提取特征。HG-Block 是网络的核心组件,用层次化的方式处理数据,能够逐步捕获图像中的关键信息。GAP 是全局平均池化,通过减少特征图的空间维度,将其转化为一个特征向量,从而增强模型的鲁棒性。最后 HGNetv2 通过卷积和全连接层来完成复杂的分类和检测任务。其中 HGBlock 的细节如图 3 所示,本文算法将 HGBlock 的普通卷积替换为 RepConv。Rep-Conv 是一种模型重参数化技术,它可以在推理阶段将多个计算模块合并为一个,从而显著提高模型的效率和性能。这一技术不仅减少了模型的计算量,还使得模型在保持高精度的同时,能够更好地适应资源有限的设备。在目标检测等复杂任务中,Rep-Conv 已经取得了很好的效果,也证明了其在实际应用中的有效性。



Input 为输入层;Stem 为初始预处理层;HGBlock 为 RepHG-Netv2 中的一个核心组件;DW Conv 为卷积层;GAP 为全局平均池化,FC 为全连接层

图 2 HGNetv2 网络结构图

Fig. 2 HGNetv2 network structure diagram



Rep Conv 为通过重参数化技术实现的卷积结构; ESC 为退出当前卷积

图 3 RepHGBlock 结构图

Fig. 3 RepHGBlock structural diagram

2.2 检测头的改进

YOLOv8 原有头部的单尺度预测结构缺乏动态学习能力,给目标检测尤其是多尺度目标检测带来一定限制。本文研究用 EfficientNet 替换 YOLOv8 原来的检测头, EfficientNet(网络结构如表 1 所示)使用了一种称为复合缩放方法,可以同时调整网络深度和宽度,在有限的计算资源下实现更好的性能^[12]。通过在不同深度和宽度的模型之间进行平衡, EfficientNet 能够获得更好的性能和泛化能力。 EfficientNet 网络结构如表 1 所示,它使用了一种称为 MBConv(mobile inverted bottleneck convolution)的模块来进行特征提取,这种模块结合了轻量级的深度可分离卷积和传统的卷积操作,能够在保持模型效率的同时提取更丰富的特征。

MBConv 模块如图 4 所示,主要由一个 1×1 的普通卷积(Conv),一个 $k \times k$ 的 DepwiseConv 卷积(深度可分离卷积)一个 SE 模块,一个 1×1 的普通卷积,一个 Dropout 层(随机丢弃一部分神经元,并将其输出置为零)构成。其中 k 为卷积核的维度,其

值主要有 3×3 和 5×5 两种情况, s_1 和 s_2 表示卷积操作的步长, BN Swish 表示批量归一化激活函数, 其中 SE 模块^[13] 如图 5 所示, 由一个全局平均池化 (Avgpooling), 两个全连接层 (FC1 和 FC2) 组成。第一个全连接层的节点个数是输入该 MBCConv 特征矩阵 channels 的 $1/4$, 且使用 Swish 激活函数 (Swish), 第二个全连接层的节点个数等于 DepthwiseConv 层输出的特征矩阵 channels, 且使用 Sigmoid 激活函数 (Sigmoid)。

表 1 EfficientNet 网络结构
Table 1 EfficientNet network structure

阶段	操作	分辨率	通道	层数
1	Conv3 × 3	224 × 224	32	1
2	MBCConv1, k3 × 3	112 × 112	16	1
3	MBCConv6, k3 × 3	112 × 112	24	2
4	MBCConv6, k5 × 5	56 × 56	40	2
5	MBCConv6, k3 × 3	28 × 28	80	3
6	MBCConv6, k5 × 5	14 × 14	112	3
7	MBCConv6, k5 × 5	14 × 14	192	4
8	MBCConv6, k3 × 3	7 × 7	320	1
9	Conv1 × 1 & Pooling & FC	7 × 7	1 280	1

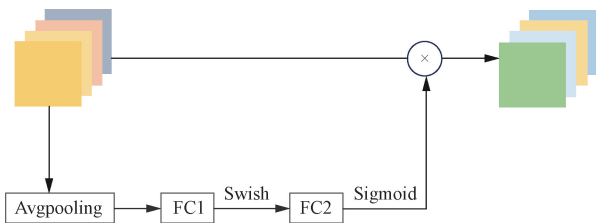


图 5 SE 模块结构图

Fig. 5 SE structural diagram

2.3 LSKA 注意力机制

在深度学习应用中, 特别是在基于图像识别的自动探伤系统中, 探伤车采集的 B 显图往往由于设备精度、环境干扰等多种因素, 不可避免地会携带一些噪声。这些噪声不仅会对后续的网络处理产生干扰, 还会严重影响网络对数据中伤损特征的准确提取和识别能力。为了解决这一问题, 在 YOLOv8

骨干网络中的 SPPF 模块引入 LSKA 注意力机制。LSKA 将深度卷积层的二维卷积核分解为级联的水平和垂直一维卷积核, 旨在通过精细地调控网络对图像信息的关注程度, 有效地减少噪声对网络的干扰, 从而确保网络能够提取到更多真实且有效的伤损特征。对比不同注意力机制, LSKA 具有较高的灵活性, 可以根据任务需求和数据特征进行调整。同时, 由于其考虑了位置信息, LSKA 的注意力权重具有较强的可解释性, 可以帮助理解模型的决策过程。与传统的全局自注意力机制相比, LSKA 能够更高效地计算注意力权重, 因为它只考虑了输入序列的局部信息, 从而减少了计算量。改进后的 SPPF_LSKA 结构如图 6 所示, 这一结构通过 LSKA 的引入, 不仅有效地减少了噪声对网络的干扰, 还大大提升了网络对伤损特征的提取能力。

3 实验分析

3.1 实验环境和参数设置

本文算法采用 GPU 进行训练, 硬件环境如表 2 所示。

使用 Pycharm 作为编译软件, 软件环境如表 3 所示。采用 YOLOv8n 作为基准网络模型, 设置初始学习率为 0.01, Batch size 为 32, Epoch 为 300。

表 2 文章实验硬件环境

硬件名称	型号
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-14700HX
GPU	NVIDIA GeForce RTX4070

表 3 文章实验软件环境

参数名称	版本
Pytorch	2.2.0 + cu121
Python	Python3.8
Cuda	12.1
Cudnn	8.801

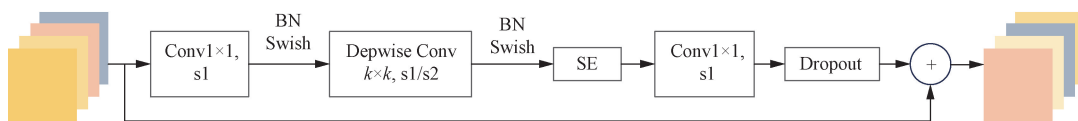


图 4 MBCConv 结构图

Fig. 4 MBCConv structural diagram



图 6 SPPF_LSKA 结构图

Fig. 6 SPPF_LSKA structural diagram

3.2 制作数据集

钢轨螺孔是铁路轨道固定的关键位置之一,承受着列车的重量和运行时的巨大动态荷载,所以钢轨螺孔处裂纹的扩展速度往往比其他位置的裂纹要快。一旦螺孔发生裂纹,可能会导致轨道固定不牢,严重影响铁路线路的安全性。基于以上原因,文章重点研究螺孔处的裂纹伤损,将伤损按照裂纹走势划分为正常螺孔(zc)、螺孔上裂(sl)、螺孔下裂(xl)、螺孔水平裂纹(sp)、螺孔组合裂纹(zh)5个类别,使用 LabelImg 软件对上述目标进行标注。

为进行训练和测试,本文研究进行了标定线路检测实验,利用某型智能探伤车采集并整理了包含 1 440 张 B 显图的钢轨损伤数据集,按照 8:1:1 划分为训练集、测试集和验证集。

3.3 对比实验

文章使用精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、平均精度均值 (mean average precision, mAP) 和浮点运算次数 (giga floating-point operations per second, GFLOPs)^[14]对模型进行评价。其中 P 和 R 的计算公式为

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

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

式中:TP 为被正确分类的正样本;FP 为被错误分类的负样本;FN 为被错误分类的正样本^[15]。

AP 值代表模型对每一类别预测的精度高低,mAP 是对不同类别的 AP 值取平均^[16],评估整个模型的好坏。

为了验证本文模型的性能,将其与当前流行的目标检测算法 YOLO 的不同版本模型进行对比,由实验结果(表 4)可以发现,本文模型在精确率、召回率以及平均精度均值这 3 个关键指标上均取得了显著的优势。具体来说,在模型大小上,YOLOv5 的模型参数最小,为 2.5 MB,计算力为 7.1 GFLOPs,在精确率方面,YOLOv8 原始模型相较于其他几个模

型,稍有逊色,但是经过优化之后,本文模型相比精确率较高的 YOLOv5 提高了 2.3%,达到 95.1%。这意味着在相同的测试条件下,本文模型能够更准确地识别出伤损,减少误判的可能性。在召回率方面,YOLOv8 原始模型达到 93.1%,改进之后提升了 0.7%,达到 93.8%。这表明本文模型在识别目标时,能够更全面地覆盖钢轨伤损,减少漏检的情况。而在平均精度均值方面,本文模型相较于性能较好的 YOLOv5 提高了 0.7%,比 YOLOv8 更是提高了 1.6%,达到 97.6%。实验数据充分证明了文章模型在多个类别的综合性能要优于其他对比模型。

表 4 YOLO 不同网络实验对比结果

Table 4 Comparison results of YOLO different network experiments

实验内容	$P/\%$	$R/\%$	mAP/%	模型参数/MB	计算力/GFLOPs
YOLOv3	92.5	91.2	95.5	12.1	282.2
YOLOv5	92.8	91.2	96.9	2.5	7.1
YOLOv6	92.7	92.0	96.6	4.23	11.8
YOLOv8	91.6	93.1	96.0	3.0	8.1
本文模型	95.1	93.8	97.6	3.4	7.1

3.4 消融实验

为了更好地验证改进的各模块以及改进模块之间的组合对于原模型性能提升的影响^[17],本文设计了消融实验,实验结果如表 5 所示。

通过表 5 实验结果可以看出,随着一系列改进模块的逐步加入,模型在多个关键性能指标上均实现了显著的提升,这不仅验证了每个模块设计的有效性,也展示了它们之间的良好协同性。将主干网络从原始架构替换为 RepHGNetv2,模型参数变为 2.3 MB,相比原模型 3 MB 减少了 0.7×10^6 ,计算力变为 6.9 GFLOPs,降低了 1.2 GFLOPs,同时召回率也提高了 0.5%,这表明 RepHGNetv2 不仅更轻量,而且在识别伤损目标方面也具有更好的性能。加入 EfficientHead 检测头,精确率、召回率和平均精度均值都有明显提高,分别达到 92.1%、93.3%和 96.9%。

表 5 消融实验结果

Table 5 Results of ablation experiment

RepHGNetv2	EfficientHead	LSKA	$P/\%$	$R/\%$	mAP/%	模型参数/MB	计算力/GFLOPs
×	×	×	91.6	93.1	96.0	3.0	8.1
√	×	×	90.3	93.6	96.6	2.3	6.9
×	√	×	92.1	93.3	96.9	3.8	8.1
×	×	√	95.0	89.2	96.6	3.3	8.3
√	×	√	93.5	91.2	95.9	2.6	7.1
×	√	√	93.2	91.6	97.0	4.1	8.3
√	√	×	93.0	89.9	95.3	3.2	6.9
√	√	√	95.1	93.8	97.6	3.4	7.1

注:√表示有加入该模块;×表示没有加入该模块。

加入 LSKA 注意力机制,模型的精确率有大幅度提高,相比 YOLOv8 提高了 3.4%。最后将各个模块组合起来,充分利用各个模块的优势^[18],组合后的模型在精确率、召回率和平均精度上都达到了最高水平。

本文模型训练损失变化曲线如图 7 所示,在训练初期,损失值的下降速度较快,这是由于模型在初始阶段对参数进行了较大的调整,随着训练的进行,当模型逐渐接近最优解时,损失值的下降速度变缓,呈现出一种趋于平稳的趋势。在训练过程中,损失函数变化曲线会出现一些波动,这是由于训练数据中存在一些噪声。但整体来看,本文算法在训练过程中表现良好的收敛性和稳定性,模型能够逐步学习并优化其参数,为后续实验结果分析提供有力的支持。

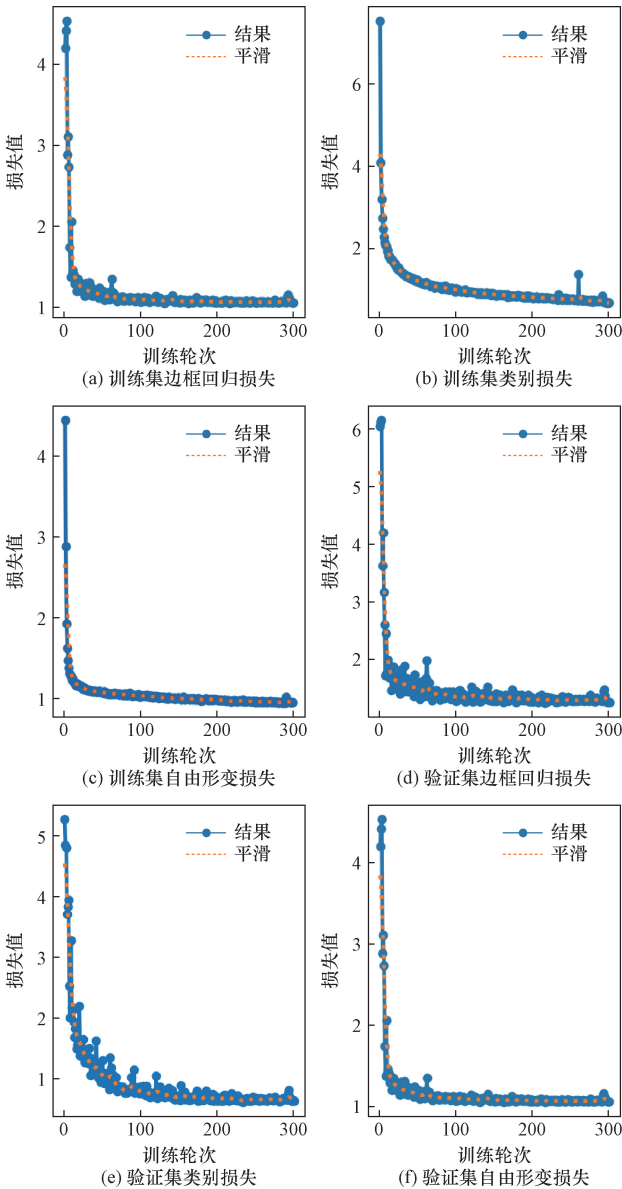


图 7 文章模型训练损失函数曲线图

Fig. 7 Graph of loss function for article model training

3.5 实际检测效果验证

使用训练好的模型,对验证集数据进行验证,各类别伤损结果如表 6 所示。

由实验结果可以看出,本文模型对各类伤损识别的精确率和召回率均可以达到 90% 以上,各类伤损的平均精度值均可以达到 96.5% 以上,这表明本文模型对于螺孔伤损的检测识别有较好的效果。

为了更直观地展示本文算法的优势,对测试集的数据进行测试,同时将原始 YOLOv8 算法在相同测试集上进行对比,本文算法的测试效果如图 8 所示,原始 YOLOv8 的测试效果如图 9 所示。

由图 8 和图 9 测试效果图可以看出,无论是组合裂纹还是正常裂纹,本文算法都能够以极高的置信度(1.0)进行准确识别,而 YOLOv8 算法虽然也能识别出裂纹,但其置信度却相对较低(0.9)。所以在面对一些复杂或模糊的伤损图像时,原始算法可能会产生误判或者漏判的情况,而本文算法则能够凭借更高的置信度,实现更加准确可靠的伤损识别。

表 6 本文算法各类伤损检测结果
Table 6 Results of various damage detection algorithms in the article

类别	P/%	R/%	mAP/%
所有类别	95.1	93.8	97.6
正常螺孔(zc)	91.7	93.9	96.8
螺孔上裂(sl)	93.8	94.1	98.0
螺孔下裂(xl)	1	93.9	99.0
螺孔水平裂纹(sp)	92.9	90.7	96.5
螺孔组合裂纹(zh)	96.9	96.5	97.7



图 8 本文算法测试效果图

Fig. 8 Algorithm testing effect diagram in the article

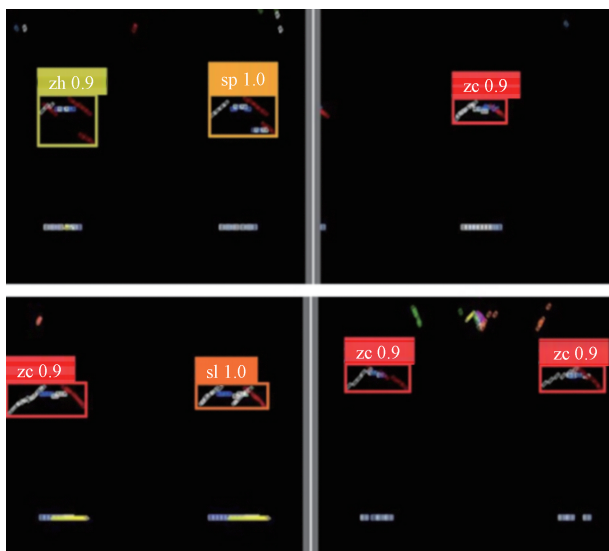


图9 原始算法测试效果图

Fig.9 Original algorithm test rendering

4 结论

提出了一种基于改进 YOLOv8 的钢轨典型伤损智能识别算法,针对钢轨 B 显图螺孔裂纹,解决了识别精确率低、误报率高的问题。通过采用 HGNetv2 作为主干网络,算法在特征提取和表示能力上得到了显著提升。HGNetv2 的层次结构和多尺度特性使其能够捕获钢轨螺孔 B 显图中更为细微和复杂的特征,进而提高了识别召回率。在头部网络中,本文研究运用了 EfficientNet 作为检测头。EfficientNet 的设计理念在于通过在不同深度和宽度的模型之间进行平衡,以实现最优的性能。这一设计使得本文算法在保持计算效率的同时,获得了更好的特征提取能力和泛化能力。最后在 SPPF 模块引入 LSKA 注意力机制,提高了算法对螺孔裂纹伤损特征的敏感度,使网络能够提取更多有效的特征信息,从而进一步提高识别精确率。

经过一系列的实验验证,相较于其他模型,本文算法在精确率、召回率以及平均精度值等方面均实现了显著的提高。特别是在钢轨螺孔裂纹 B 显图伤损识别任务中,本文算法展现出了更高的精确度和稳定性,为铁路安全检测提供了有力的技术支持。

参 考 文 献

[1] 栗英. 钢轨养护及一种钢轨轮廓检测方法[J]. 现代制造技术与装备, 2016(9): 94, 96.
Li Ying. Rail maintenance and a rail contour detection method[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2016(9): 94, 96.

[2] 王炳辉. 普速铁路钢轨探伤及伤损原因分析[J]. 减速顶与调速技术, 2022(1): 25-27.
Wang Binghui. Analysis of defect detection and damage causes of ordinary speed railway rails [J]. Decelerator and Speed Control Technology, 2022(1): 25-27.

[3] 彭红星, 袁畅, 柯威曳, 等. 基于改进 YOLOv5 的高速公路隧道车辆和人员检测[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(6): 2453-2461.
Peng Hongxing, Yuan Chang, Ke Weiye, et al. Vehicle and personnel detection in highway tunnels based on improved YOLOv5 [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(6): 2453-2461.

[4] 宣以国, 余成波, 蒋启超, 等. 基于改进 YOLOv7 的道路裂缝和坑洞检测算法[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(17): 7205-7213.
Xuan Yiguo, Yu Chengbo, Jiang Qichao, et al. Improved YOLOv7 road crack and pothole detection algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(17): 7205-7213.

[5] 孔建国, 张向伟, 赵志伟, 等. 基于改进 YOLOv8 的机场飞鸟实时目标检测方法[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(32): 13944-13952.
Kong Jianguo, Zhang Xiangwei, Zhao Zhiwei, et al. Real time object detection method for airport flying birds based on improved YOLOv8 [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(32): 13944-13952.

[6] 张永雄, 蔡勇. 多模态人工智能技术在钢轨伤损判定中的探索[C]// 第三届中国铁路发展论坛学术论文集. 北京: 中国铁道学会, 2022: 1-8.
Zhang Yongxiong, Cai Yong. Exploration of multimodal artificial intelligence technology in rail damage assessment[C]//Academic Papers Collection of the 3rd China Railway Development Forum. Beijing: China Railway Society, 2022: 1-8.

[7] Zhang B, Huang S, Zhang L, et al. Rail defect recognition based on waveform subtraction and rule base[J]. Journal of Performance of Constructed Facilities, 2022, 36(1). DOI:10.1061/(ASCE)CF.1943-5509.0001684.

[8] Chen Z X, Wang Q H, Yang K, et al. Deep learning for the detection and recognition of rail defects in ultrasound B-scan images [J]. Transportation Research Record, 2021, 2675(11): 888-901.

[9] 何庆, 陈正兴, 王启航, 等. 基于改进 YOLO V3 的钢轨伤损 B 显图像识别研究[J]. 铁道学报, 2022, 44(12): 82-88.
He Qing, Chen Zhengxing, Wang Qihang, et al. Research on B-image recognition of rail damage based on improved YOLO V3 [J] Journal of Railway, 2022, 44(12): 82-88.

[10] 任青阳, 王彦丁, 施俭. 卷积神经网络目标检测算法研究进展[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(32): 13665-13677.
Ren Qingyang, Wang Yanding, Shi Jian. Advances in target detection algorithms for convolutional neural networks[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(32): 13665-13677.

[11] Zhang L, Zheng J C, Li C P, et al. CCDN-DETR: a detection transformer based on constrained contrast denoising for multi-class synthetic aperture radar object detection[J]. Sensors, 2024, 24(6). DOI:10.3390/s24061793.

[12] Tan M, Le Q. Efficientnet: rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]//International Conference on Machine

- Learning. Cambridge: PMLR, 2019: 6105-6114.
- [13] Hu J, Li S, Gang S. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2018: 7132-7141.
- [14] 刘洪宁, 李容露. 基于YOLOv5的钢材数量识别方法[J]. 科技创新与应用, 2023, 13(1): 69-72.
Liu Hongning, Li Ronglu. A method for identifying steel quantity based on YOLOv5[J]. Technological Innovation and Application, 2023, 13(1): 69-72.
- [15] 张淑静, 苗开超, 张亚力, 等. 基于Bi-LSTM-CRF算法的气象预警信息质控系统的实现[J]. 计算机与现代化, 2019(6): 111-115.
Zhang Shujing, Miao Kaichao, Zhang Yali, et al. Implementation of meteorological early warning information quality control system based on Bi-LSTM-CRF algorithm[J]. Computer and Modernization, 2019(6): 111-115.
- [16] 亓森, 郑凯东. 基于注意力机制的足球视频目标检测[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(1): 143-145, 154.
Qi Miao, Zheng Kaidong. Football video object detection based on attention mechanism[J]. Intelligent Computers and Applications, 2022, 12(1): 143-145, 154.
- [17] 郑玉珩, 黄德启. 改进 MobileViT 与 YOLOv4 的轻量化车辆检测网络[J]. 电子测量技术, 2023, 46(2): 175-183.
Zheng Yuheng, Huang Deqi. Improving the lightweight vehicle detection network of MobileViT and YOLOv4 [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(2): 175-183.
- [18] 宋小飞, 晁永生. 基于改进YOLOv5s网络的机械零件目标检测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(8): 84-88.
Song Xiaofei, Chao Yongsheng. Object detection of mechanical parts based on improved YOLOv5s network[J]. Combined Machine Tool and Automatic Processing Technology, 2023(8): 84-88.