

## 基于改进YOLOv8的钢材表面缺陷检测

张惠<sup>1</sup>, 韩跃平<sup>1\*</sup>, 李瑞红<sup>2</sup>

(1. 中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051; 2. 中北大学 软件学院, 山西 太原 030051)

**摘要:** 随着新一代信息技术与制造业的深度融合, 制造产业发生巨大变革, 工业生产中表面缺陷的检测愈发重要。针对钢表面缺陷检测中存在漏检和误检以及检测精度不高等问题, 提出一种基于YOLOv8改进模型的算法。首先, 在主干网络中将原有C2f模块融合了一种空间和通道重建卷积模块, 减少了密集模型参数中的固有冗余, 进一步构建轻量级网络模型; 然后, 在Neck阶段使用双向特征金字塔网络代替路径聚合网络, 旨在使用有效的特征融合方式提高算法的检测性能; 最后, 使用Wise-IOUv1代替原YOLOv8中的CIOU来优化损失函数。实验证明, 改进后的YOLOv8算法与原算法相比, *mAP*提高了8.1个百分点, 计算量降低了9.6个百分点, 检测速度提高了8.7个百分点, 检测效果优于原算法, 很大程度提高了钢表面缺陷检测的检测性能。

**关键词:** 缺陷检测; YOLOv8; 空间和通道重建卷积; 特征融合; Wise-IOUv1

**中图分类号:** TP183; TP391.41; TG142 **文献标识码:** A **doi:** 10.62756/csjs.1671-7449.2025054

**引用格式:** 张惠, 韩跃平, 李瑞红. 基于改进YOLOv8的钢材表面缺陷检测[J]. 测试技术学报, 2025, 39(4): 430-438.

ZHANG Hui, HAN Yueping, LI Ruihong. Surface defect detection of steel materials based on improved YOLOv8 [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(4): 430-438.

## Surface Defect Detection of Steel Materials Based on Improved YOLOv8

ZHANG Hui<sup>1</sup>, HAN Yueping<sup>1\*</sup>, LI Ruihong<sup>2</sup>

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. School of Software, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** With the deep integration of new generation information technology and the manufacturing industry, it has triggered tremendous changes in the manufacturing industry, and the detection of surface defects in industrial production has become increasingly important. A YOLOv8-based improved model algorithm is proposed to address the issues of missed and false detections, as well as inaccurate detection accuracy in steel surface defect detection. Firstly, in the backbone network, the original C2f module has been integrated with the spatial and channel reconstruction convolution module to reduce inherent redundancy in dense model parameters and further develop lightweight network models. Secondly, the path aggregation network is replaced by the bidirectional feature pyramid network in the Neck stage, which is intended to improve the detection performance of algorithms by using effective feature fusion methods. Finally, CIOU in YOLOv8 is replaced by Wise-IOUv1 to optimize the loss function. Experimental results show that the improved YOLOv8 algorithm has increased *mAP* by 8.1 percentage points, reduced computational complexity by 9.6 percentage points, and improved detection speed by 8.7 percentage points, compared to the original algorithm. This detection performance is better than the original algorithm, which greatly improved the detection performance of steel surface defect detection.

**Key words:** defect detection; YOLOv8; spatial and channel reconstruction convolution; feature fusion; Wise-IOUv1

收稿日期: 2024-10-15

作者简介: 张惠(1999-), 女, 硕士生, 主要从事缺陷检测与图像处理研究。E-mail: 2906551602@qq.com。

\*通信作者: 韩跃平(1974-), 男, 教授, 博士, 主要从事X射线无损检测、图像处理与模式识别研究。E-mail: yuepinghan@163.com。

# 0 引言

近年来,我国航空航天、建筑业和机械制造业等飞速发展,钢铁作为我国最为重要的原材料之一,在各个领域都有应用<sup>[1]</sup>。在钢材生产过程中,表面缺陷检测是一项非常重要的工作<sup>[2]</sup>。

随着科技的发展,基于机器学习的缺陷检测将特征提取部分已实现自动化,大大提升了检测效率<sup>[3]</sup>。但机器视觉对光强较为敏感,且适应性不强。相比传统算法,基于深度学习的目标检测可以获得更高的识别精度和检测速度,极大提高了产品的检测效率<sup>[4]</sup>。

基于深度学习的目标检测算法可按实现流程分为以快速区域卷积神经网络(Faster Region Convolutional Neural Network, Faster-RCNN)为代表的两阶段检测模型和以 YOLO、单次多边框检测(Single Shot Multibox Detector, SSD)为代表的单阶段检测模型<sup>[5]</sup>。窦智等<sup>[6]</sup>采用轻量化多尺度残卷网络替换 YOLOv8 主干网络,以实现网络模型的轻量化。龚陈博等<sup>[7]</sup>在传统 Faster-RCNN 框架的基础上,融入扩展特征金字塔网络以实现特征提取与融合,提高了检测性能。徐薪羽等<sup>[8]</sup>利用可变形卷积替换部分标准卷积,使模型能更好地学习采样位置的偏移,从而提高检测精度。Duan 等<sup>[9]</sup>使用性能更好的残差网络代替了 Faster-RCNN 骨干网络,改进后的检测率达到 12.47 帧/s,相比原来提高了 4.12 帧/s。Ding 等<sup>[10]</sup>采用 SSD 融合 DenseNet 网络获取的多层特征图对图像中木材缺陷的位置参数进行回归和缺陷的分类,减少了网络计算量和计算时间,但其对小尺

寸的目标识别仍比较差。因此,为了解决上述检测效率低、计算成本大等问题,本文以 YOLOv8 为基本算法进行目标检测的算法改进。首先,将 C2f 模块与空间和通道重建卷积模块进行融合,进一步构建轻量级网络模型;其次,在颈部网络使用双向特征金字塔网络(Bidirectional Feature Pyramid Network, BiFPN),以提高算法的检测效率;最后,引入损失函数 Wise-IoUv1 代替原来的损失函数 CIOU 以优化算法,增强钢表面的缺陷检测效率。

# 1 YOLOv8 算法介绍

YOLOv8 算法是一种端到端的目标检测算法<sup>[11]</sup>,其结构由主干网络(Backbone)、特征融合网络(Neck)和头部网络(Head)三部分组成,基于先前的 YOLOv5 算法,YOLOv8 引入了新功能和改进。首先在主干方面,使用的依然是跨阶段部分网络(Cross Stage Partial Network, CSP)思想,但将 YOLOv5 中的 C3 模块替换成了 C2f 模块,增加了多个跳转链接和分割操作,提供了丰富的梯度流信息<sup>[12]</sup>,进而获得更高的精度和更合理的延迟。在颈部网络部分,YOLOv8 将 YOLOv5 中 PAN-FPN(Path Aggregation Network-Feature Pyramid Network)上采样阶段中的卷积结构删除了,使得计算量减少。

在头部网络部分,采用解耦的输出头部进行类别和边界框的回归学习。此外,抛弃了以往的锚框方式,使用了无锚框的思想。损失函数使用 Wise-IoUv1,将边界框的回归坐标视为一个分布进行预测,解决了边界模糊的问题。其算法结构如图 1 所示。

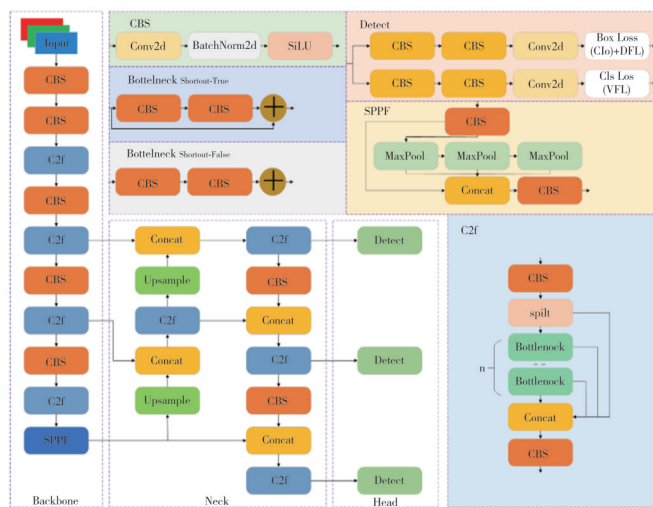


图 1 YOLOv8 结构图

Fig. 1 YOLOv8 structure diagram

## 2 YOLOv8算法改进

### 2.1 C2f-SCConv模块

原YOLOv8中的C2f模块采用了多层卷积和

池化操作,导致训练复杂度较高。而且,C2f模块中的卷积层和池化层增加了网络的参数量,可能导致计算成本的增加,同时对工业化检测产品的检测速度造成一定影响。算法改进如图2所示。

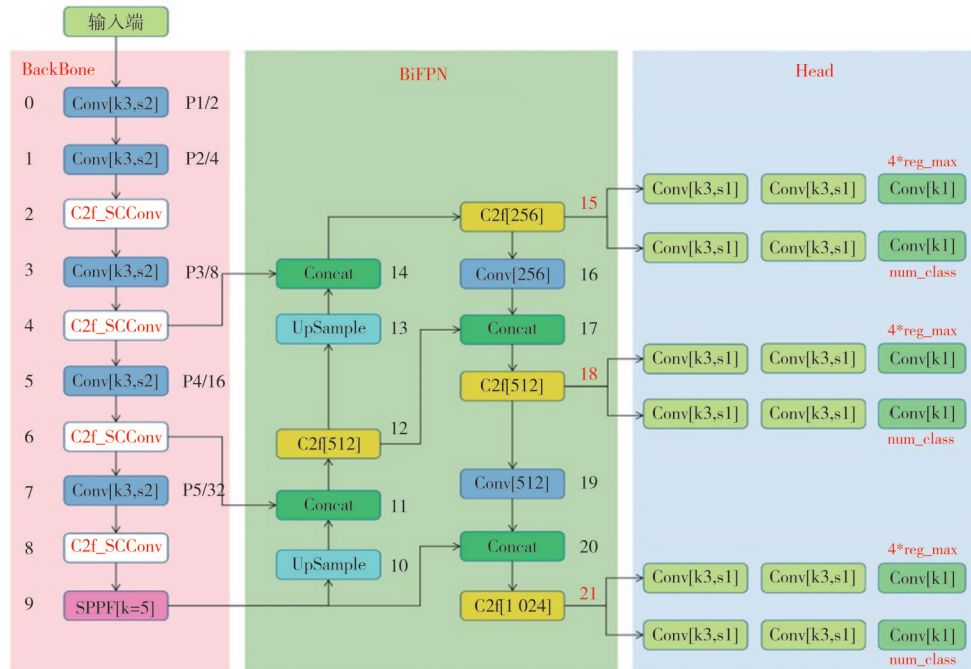


图2 YOLOv8算法改进图

Fig. 2 Improved YOLOv8 algorithm

空间和通道重建卷积(Spatial and Channel Reconstruction Convolution, SCConv)是2023年被提出的一种轻量型卷积模块,可用于压缩卷积神经网络中的冗余特征<sup>[13]</sup>。本文采用SCConv融合C2f替换原来的C2f模块以降低计算成本,提高检测速度。

将改进后的C2f模块命名为C2f-SCConv模块。

SCConv是一种高效的卷积模块,它由两个单元组成:空间重建单元(Spatial Reconstruction Unit, SRU)和通道重建单元(Channel Reconstruction Unit, CRU),如图3所示。

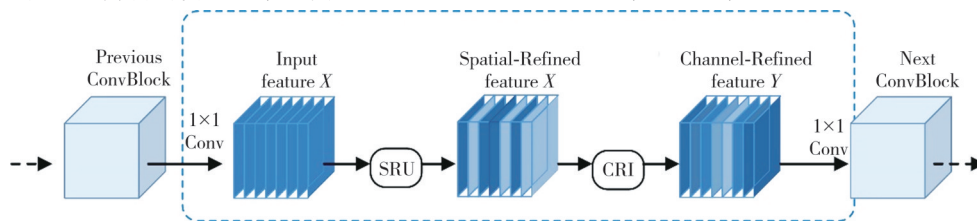


图3 SCConv结构图

Fig. 3 SCConv structure diagram

SRU利用分离和重建方法来抑制空间冗余,而CRU使用分割交换与融合策略来减少通道冗余。此外,SCConv是一种即插即用的架构单元,可用于直接替换各种卷积神经网络中的标准卷积。该模块不仅减少了模型参数和浮点运算次数(Floating Point Operations, FLOPs)的数量,还增强了特征表示的能力。我们在SCConv模块中利用了特征之间的空间和通道冗余,可以无缝集成到任何CNN架构中,

以减少中间特征图之间的冗余并增强CNN的特征表示。

为了利用特征的空间冗余,引入了SRU,如图4所示,利用分离和重建操作,单独操作旨在将那些信息量较大的特征图与对应于空间内容的信息量较少的特征图分开<sup>[14]</sup>。

具体来说,给定一个中间特征图 $X \in \mathbb{R}^{N \times C \times H \times W}$ ,其中 $N$ 为批处理轴, $C$ 为通道轴,

$H$ 和 $W$ 为空间高度和宽度轴。首先,通过减去均值 $\mu$ 并除以标准差 $\sigma$ 来标准化输入特征 $X$ ,

$$X_{out} = GN(X) = \gamma \frac{X - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}} + \beta, \quad (1)$$

式中: $\mu$ 和 $\sigma$ 为 $X$ 的平均值和标准差; $\epsilon$ 是为了除法稳定性而添加的一个小的正常数; $\gamma$ 和 $\beta$ 为可训练的仿射变换。

$$W_r = \{\omega_i\} = \frac{\gamma_i}{\sum_{j=1}^C \gamma_j}, i, j = 1, 2, \dots, C, \quad (2)$$

式中:将阈值以上的权重设置为1以获得信息权重 $W_1$ ,同时将它们设置为0以获得非信息权重 $W_2$ (在实验中阈值设置为0.5); $i, j$ 为叠加的次数。获得 $W$ 的整个过程可以表示为

$$W = Gate(Sigmoid(W_r(GN(X)))). \quad (3)$$

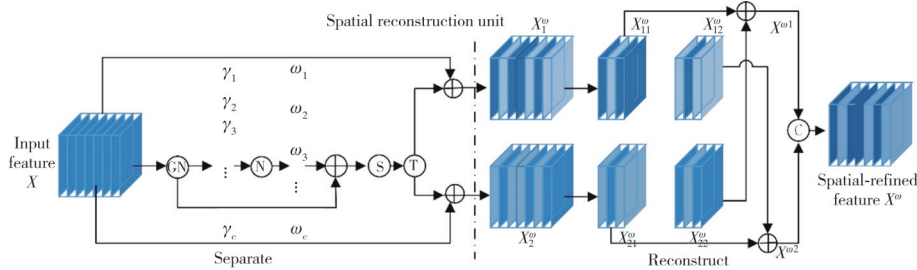


图 4 SRU 结构图

Fig. 4 SRU structure diagram

为了减少空间冗余,提出了一种重建操作,将信息丰富的特征与信息较少的特征求和,以生成信息更丰富的特征并节省空间。重建操作的整个过程可以表示为

$$\begin{cases} X_1^\omega = W_1 \otimes X, \\ X_2^\omega = W_2 \otimes X, \\ X_{11}^\omega + X_{22}^\omega = X^{\omega_1}, \\ X_{21}^\omega + X_{12}^\omega = X^{\omega_2}, \\ X^{\omega_1} \cup X^{\omega_2} = X^\omega, \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\otimes$ 为逐元素的乘法; $\oplus$ 为逐元素的求和; $\cup$ 为串联。将SRU应用于中间输入特征 $X$ 后,不仅将信息特征与信息较少的特征分离,而且对其进行重构,增强了代表性特征,抑制了空间维度上的冗余特征。为了利用功能的通道冗余,引入了CRU,如图5所示,其采用分割交换与融合策略。设 $M^k \in \mathbb{R}^{c \times k \times k}$ 表示一个 $k \times k$ 卷积核, $X, Y \in \mathbb{R}^{c \times h \times w}$ 分别表示输入和卷积输出特征。标准卷积可以定义为 $Y = M^k X$ 。

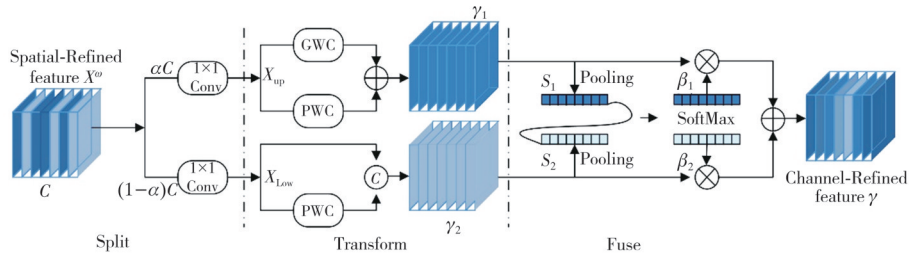


图 5 CRU 结构图

Fig. 5 CRU structure diagram

上层转化阶段可以表述为

$$Y_1 = M^G X_{up} + M^{P_1} X_{up}. \quad (5)$$

简言之,上层转换阶段利用同一特征图 $X_{up}$ 上的分组卷积和点卷积的组合,以较低的计算成本提取丰富的代表性特征 $Y_1$ 。

首先,应用全球平均池化来收集全球空间信息,并使用通道统计 $S_m \in \mathbb{R}^{c \times 1 \times 1}$ ,计算公式为

$$S_m = Pooling(Y_m) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W Y_c(i, j), \quad m = 1, 2. \quad (6)$$

然后,在特征重要性向量 $\beta_1, \beta_2$ 的指导下,将上层特征 $Y_1$ 和下层特征 $Y_2$ 以通道方式合并,可以得到通道细化的特征 $Y$ 为

$$Y = \beta_1 Y_1 + \beta_2 Y_2. \quad (7)$$

选择ResNet50作为基线网络,在CIFAR100上进行实验。本文只在ResNet50上应用SRU或CRU来检查单个单元的效率。如表1所示,仅使用SRU(ResNet50+S)嵌入即可实现近1%的改进,而不会额外增加FLOPs;而仅使用CRU(ResNet50+C)嵌入可节省38%的参数量和

FLOPs, Top-1精度提高0.8百分点。结果表明单个单元的嵌入模型显著提高了检测精度。

表1 SRU和CRU不同组合方法的实验结果

Tab. 1 Experimental results of different combination methods of SRU and CRU

	参数量/M	FLOPs/M	Top-1精度/%
ResNet50	23.71	1 331.2	78.60
ResNet50+S	23.53	1 331.2	79.59
ResNet50+C	14.74	843.81	79.21
ResNet50+C&S	14.74	843.81	79.26
ResNet50+C+S	14.74	843.81	79.54
ResNet50+S+C	14.74	843.81	79.89

## 2.2 BiFPN 模块

BiFPN是一种常用于计算机视觉任务,特别是目标检测和实例分割的神经网络架构。BiFPN引入

了可学习的权重来学习不同输入特征的重要性,同时反复应用自上而下和自下而上的多尺度特征融合,使其具有更好的准确性和效率权衡。通过将传统的特征金字塔网络(Feature Pyramid Network, FPN)结构更新为BiFPN,使得上下文信息的捕获量增强,并减少了模型的参数量<sup>[15]</sup>。根据这个特征, PANet在FPN上添加了一个自下而上的路径聚合网络, YOLOv4t YOLOv5都是以它为Neck<sup>[16]</sup>。

改进后的Neck网络能融合更多位置、细节信息,相应特征网络结构图如图6所示,公式为

$$P_6^{td} = \text{Conv} \left( \frac{\omega_1 \cdot P_6^{in} + \omega_2 \cdot \text{Resize}(P_7^{in})}{\omega_1 + \omega_2 + \epsilon} \right), \quad (8)$$

$$P_6^{out} = \text{Conv} \left( \frac{\omega'_1 \cdot P_6^{in} + \omega'_2 \cdot P_6^{td} + \omega'_3 \cdot \text{Resize}(P_5^{out})}{\omega'_1 + \omega'_2 + \omega'_3 + \epsilon} \right). \quad (9)$$

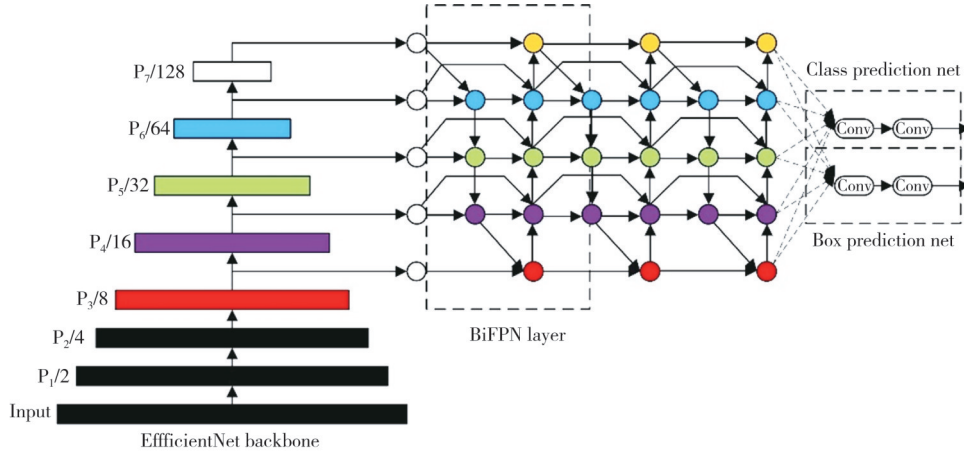


图6 BiFPN结构图

Fig. 6 BiFPN structure diagram

## 2.3 Wise-IOUv1 损失函数

交并比(Intersection Over Union, IOU)是一种测量在特定数据集中检测相应物体准确度的一个标准。原YOLOv8算法中, CIU(Complete IOU)计算复杂性较高,对于小规模数据集的训练更为困难,因此,无法精确反映两个框的重合度大小。CIU损失定义为

$$L_{CIU} = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v, \quad (10)$$

式中:  $b$  为预测框;  $b^{gt}$  为一个目标框。  $v$  关于  $w$  和  $h$  的梯度计算为

$$\frac{\partial v}{\partial w} = \frac{8}{\pi^2} \left( \arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right) * \frac{h}{w^2 + h^2}, \quad (11)$$

$$\frac{\partial v}{\partial h} = -\frac{8}{\pi^2} \left( \arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right) * \frac{w}{w^2 + h^2}. \quad (12)$$

由于  $v$  仅反映纵横比的差异,因此CIU损失可能以不合理的方式优化其相似性。针对上述问题,本文使用动态聚焦机制 Wise-IOUv1 为回归损失代替原本的 CIU 损失<sup>[17]</sup>。

Focal-EIOUv1 被提出以解决强化边界框会危害检测性能的问题,但由于其聚焦机制是静态的,并未充分挖掘非单调聚焦机制的潜能。基于此,引入了Wise-IOU,这种动态非单调聚焦机制使用离群度替代IOU对锚框进行质量评估,使得Wise-IOU可以聚焦于普通质量的锚框,并提高检测器的整体性能,从而提高模型的定位性能和速度<sup>[18]</sup>。

使用Wise-IOU降低了高质量锚框的竞争力,这

使得 Wise-IoU 能够专注于普通质量的锚盒并提高其整体性能。

目前, Wise-IoU 共有 3 个版本 v1、v2、v3, 一个好的损失函数应该在锚框与目标框重合良好时削弱其几何因素, 并且较少地训练干预, 使模型获得更好的泛化能力, 本文选择 v1 进行验证。在计算速度上, Wise-IoUv1 所增加的计算成本主要在于聚焦系数的计算和 IOU 损失的均值统计。在实验条件相同时, Wise-IoUv1 因为没有对纵横比进行计算反而有更快的速度, Wise-IoUv1 的计算耗时比 CIOU 更小。基于此, 构建距离注意力, 并获得具有两层注意力机制的 Wise-IoUv1, 显著放大了普通质量锚框的  $L_{IOU}$ , 显著降低了高质量 anchor box 的  $R_{WIOU}$ , 其计算公式如式(13)和式(14)所示。各损失函数的平均准

确率(Average Precision, AP)如表 2 所示。

表 2 损失函数准确率对比

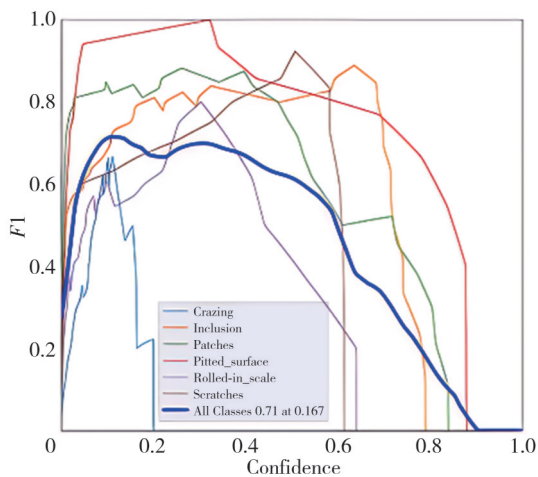
Tab. 2 Comparison of loss functions

损失函数	$AP_{75}^{val}/\%$	$AP_{50}^{val}/\%$	$AP^{val}/\%$
CIOU	53.03	63.14	45.20
SIOU	53.15	63.46	45.21
EIOU	53.55	63.17	45.39
Wise-IoUv1	54.50	64.20	45.68

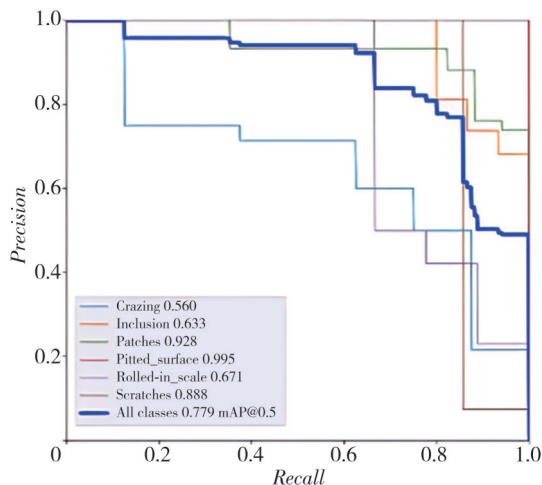
$$L_{WIOUv1} = R_{WIOU} L_{IOU}, \tag{13}$$

$$R_{WIOU} = \exp\left(\frac{(x - x^{gt})^2 + (y - y^{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^2}\right). \tag{14}$$

为了防止  $R_{WIOU}$  阻碍收敛,  $W_g, H_g$  从计算图中分离出来, 有效地消除了阻碍收敛的因素, 且没有引入新的度量。实验测试的置信曲线和召回率如图 7 所示。



(a) 置信曲线



(b) 召回曲线

图 7 Wise-IoUv1 实验结果

Fig. 7 Experimental results of Wise-IoUv1

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验环境

本文使用 Pytorch1.13.0 作为深度学习框架进行训练和测试。实验平台的操作系统为 Windows11, Python 版本为 3.9, CUDA 版本为 CUDA11.5, cuDNN 版本为 8.3.0。实验采用的 CPU 型号为 Intel Core i7, GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX3070。

#### 3.2 实验数据集

实验采用的数据集是来自东北大学的 NEU-DET 数据集, 该数据集包括 1 800 张灰度图像, 共收集了热轧钢带的 6 种典型表面缺陷, 分别为: 轧制氧化皮

(Rolled-in Scale, RS)、斑块(Patches, PC)、开裂(Crazing, Cr)、点蚀表面(Pitted Surface, PS)、杂质(Inclusion, In)、划痕(Scratches, Sc), 如图 8 所示。每种缺陷包含 300 个样本, 实验中将其按 8:1:1 的比例得到训练集 1 440 张, 验证集 180 张, 测试集 180 张。

#### 3.3 评价指标

为了评估模型的性能, 本实验采用精确率(Precision, P)、召回率(Recall, R)、平均准确率(Average Precision, AP)、平均精度(mean Average Precision, mAP)作为评价指标, 用参数数量和每秒帧数来评估模型参数的性能。

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \tag{15}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (16)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR, \quad (17)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i, \quad (18)$$

式中:  $TP$ 为被正确预测的数量;  $FP$ 为被错误预测的数量;  $FN$ 为正确样本被错误预测的数量。

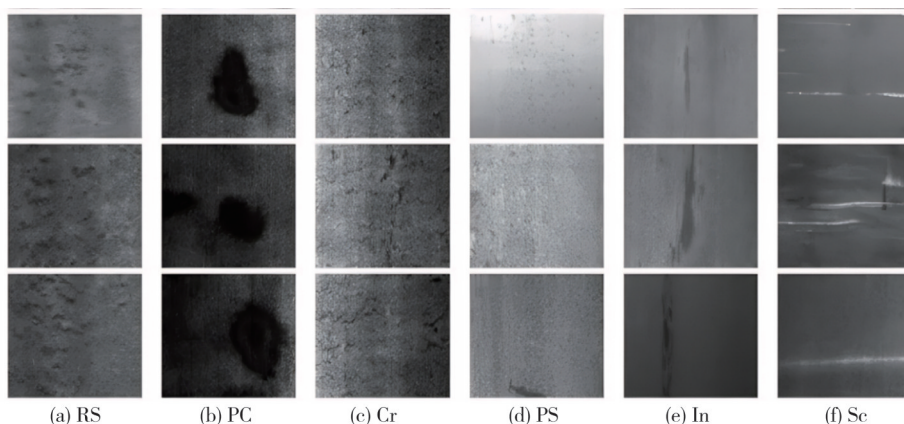


图8 数据部分样本图

Fig. 8 Sample image of data section

### 3.4 消融实验

为了有效评估所加入的改进模块对钢材缺陷检测的影响,本文进行了消融实验。设计了3种模型与原YOLOv8算法进行比较,分别为:1)在C2f模块中融合SCConv模块并将其设置为模型一,下文以YOLOv8-S代表模型一;2)在Neck阶段用BiFPN网络代替原来的PAN网络并将其设置为模型二,下文以YOLOv8-B代表模型二;3)使用Wise-IOUv1损失函数代替原来的损失函数CIoU,将其设置为模型三,下文以YOLOv8-W代表模型三;4)在原YOLOv8网络上加入替换的所有模块,将其设置为模型四,下文以YOLOv8-SBW代表模型四。实验结果如表3所示。

表3 消融实验结果

Tab. 3 Results of ablation experiment

模型	$P/\%$	$R/\%$	$mAP@0.5/\%$	参数量/ ( $10^6$ M)	帧率/ (帧·s <sup>-1</sup> )
YOLOv8	63.2	64.3	69.3	2.985	115
YOLOv8-S	74.3	63.7	70.6	3.005	113
YOLOv8-B	71.6	69.8	71.1	2.103	123
YOLOv8-W	65.7	70.1	71.5	3.459	102
YOLOv8-SBW	75.4	72.3	77.4	2.127	110

表3中,第1组为基准的YOLOv8模型,第2~4组分别为对改进的单个模块进行增添的模型。实验结果表明,模型一C2f融合了SCConv模块后,压缩了卷积神经网络中的冗余特征,增强了CNN的特征表示,降低了计算成本,减少了召回率,但精确度显著提升。模型二引入BiFPN模块后,使原有算法具有更好的准确性和效率权衡。

BiFPN引入全局自注意力上采样来恢复像素定位,所有之前的方法都平等地对待所有输入特征,模型的参数量与原YOLOv8模型相比降低了约1%,但帧率提高了。模型三使用损失函数Wise-IOUv1替换了原损失函数CIoU后,实现了比CIoU更低的回归误差,最终精确率提升了。模型四融合了前几种算法, $P$ 、 $R$ 和 $mAP$ 相较原算法分别提高了12.2、8.0和8.1个百分点,模型参数量仅为 $2.127 \times 10^6$  M,帧率也降低了。由此可见,改进后的模型相较于原YOLOv8算法准确度更高,计算量更简单,检测模型具有更优异的性能。

实验结果如图9所示,可以看出YOLOv8-SBW模型的精确度和召回率高于其它模型,代表其具有更好的性能。

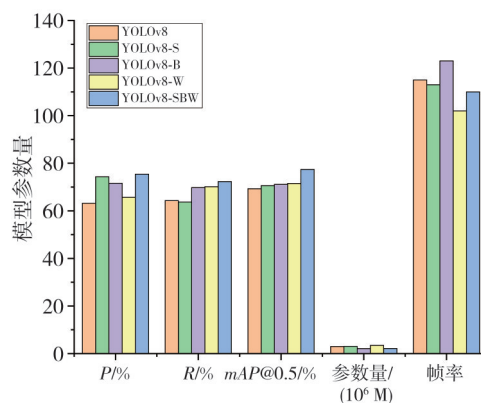


图9 消融实验结果

Fig. 9 Ablation experiment results

### 3.5 对比实验

为了进一步验证 YOLOv8 改进算法的有效性,本文在同一实验环境下,将其与其它较为先进的算法进行比较,如 Faster-RCNN、Anchor-Free 的 CenterNet 算法、YOLOv9 和 YOLOv10 算法,实验结果如表 4 所示。

表 4 不同算法对比图

Tab. 4 Comparison of different algorithms

模型	P/%	R/%	mAP@0.5/%	参数量/ (10 <sup>6</sup> M)
Faster-RCNN	61.3	63.2	67.8	3.023
CenterNet	63.1	64.3	69.2	2.984
YOLOv9	63.7	66.7	71.4	3.147
YOLOv10	64.8	70.1	71.9	3.005
YOLOv8-SBW	75.4	72.3	77.4	2.127

从表 4 可以看出,本文提出的 YOLOv8-SBW 算法与其它算法相比,在精确率、召回率、mAP 以及模型参数量方面都达到了最优。Faster-RCNN 是两阶段目标检测模型中的典型代表,它通过两阶网络与区域生成网络,实现了精度较高的物体检测性能。但是,其特征图是单层的,分辨率通常较小,且速度相对较慢,因此,与上述列举的其它算法相比,其评价指标较低。CenterNet 算法与 Faster-RCNN 相比,精确度与召回率均提高了,检测效率提高了,但其检测效率还有待提升。YOLOv9 在处理小目标检测方面表现较好,相较于 YOLOv8 和 YOLOv10, YOLOv9 在处理复杂场景和小物体检测时检测性能更好,但其检测速度仍有待提升。YOLOv10 在去除了非极大值抑制步骤后,大幅提升了处理速度,其处理速度快于前 3 种模型,但参数量低于 YOLOv9,在 COCO 数据集上, YOLOv10 的表现优于 YOLOv8 和 YOLOv9。本文改进模型 YOLOv8-SBW 通过算法的融合和损失函数的优化在精度和检测速度方面有了进一步提升。其精确度比 YOLOv10 提高 10.6 个百分点,召回率提高了 2.2 个百分点, mAP 值提高了 5.5 个百分点,模型参数量仅为基线模型的 66.7%。综上所述,本文所提 YOLOv8-SBW 算法与其它算法相比有着检测精度高且计算量低的优势,性能更好,算法更优。

## 4 结 论

本文提出了一种基于改进 YOLOv8 的钢材表面缺陷检测算法。该算法以 YOLOv8 为基准模

型,首先,在原 C2f 模块的基础上引入了 SCConv 模块,新模块计算量减少,精确度提高;其次,在 Neck 模块采用双向特征金字塔网络,提升了特征融合效果;最后,将原有损失函数 CIOU 替换为 Wise-IOUv1 损失函数,用动态非单调聚焦机制使用离群度替代 IOU 对锚框进行质量评估。本文提出的 YOLOv8-SBW 算法,精确度提升 12.2 百分点,召回率提升 8.6 百分点,平均精度提升 8.1 百分点,该算法在保持较高检测精度的同时使得计算量与其它主流算法相比变小,具有一定的参考价值。但是,对于模型参数量及检测的鲁棒性等问题仍有待进一步解决,在检测识别时对缺陷的识别敏感度太高,导致一些不应该被检测到的不属于缺陷的部分也被检测到,降低了检测效率,增加了识别难度。因此,在后续的检测中将持续对 YOLO 算法进行优化,使其更好地应用于对钢材的缺陷检测。

### 参考文献:

- [1] 崔克彬, 焦静颐. 基于 MCB-FAH-YOLOv8 的钢材表面缺陷检测算法[J]. 图学学报, 2024, 45(1): 112-125.  
CUI Kebin, JIAO Jingyi. Steel surface defect detection algorithm based on MCB-FAH-YOLOv8 [J]. Journal of Graphic Science, 2024, 45(1): 112-125. (in Chinese)
- [2] 王春梅, 刘欢. YOLOv8-VSC: 一种轻量级的带钢表面缺陷检测算法[J]. 计算机科学与探索, 2024, 18(1): 151-160.  
WANG Chunmei, LIU Huan. YOLOv8-VSC: light-weight algorithm for strip surface defect detection [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2024, 18(1): 151-160. (in Chinese)
- [3] 马肖瑶, 黎睿, 李自力, 等. 面向工业场景带钢表面缺陷检测的 LF-YOLO [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(18): 78-87.  
MA Xiaoyao, LI Rui, LI Zili, et al. LF-YOLO for strip surface defect detection in industrial scenes [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(18): 78-87. (in Chinese)
- [4] KONG X, LI J. Image registration-based bolt loosening detection of steel joints [J]. Sensors, 2018, 18(4): 1000.
- [5] 高春艳, 秦桑, 李满宏, 等. 改进 YOLOv7 算法的钢材表面缺陷检测研究[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(7): 282-291.

- GAO Chunyan, QIN Shen, LI Manhong, et al. Research on steel surface defect detection with improved YOLOv7 algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(7): 282-291. (in Chinese)
- [6] 窦智, 高浩然, 刘国奇, 等. 轻量化YOLOv8的小样本钢板缺陷检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(9): 90-100.
- DOU Zhi, GAO Haoran, LIU Guoqi, et al. Small sample steel plate defect detection algorithm of lightweight YOLOv8 [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(9): 90-100. (in Chinese)
- [7] 龚陈博, 南卓江, 陶卫. 基于改进Faster RCNN的PCB表面缺陷检测研究[J]. *自动化仪表*, 2024, 45(7): 99-103.
- GONG Chenbo, NAN Zhuojiang, TAO Wei. Research on PCB surface defect detection based on improved Faster RCNN [J]. *Process Automation Instrumentation*, 2024, 45(7): 99-103. (in Chinese)
- [8] 徐薪羽, 沈通, 吕佳. 基于改进YOLOv8算法的钢材表面缺陷检测[J]. *自动化应用*, 2024(15): 6-10.
- XU Xinyu, SHEN Tong, LÜ Jia. Steel surface defect detection based on improved YOLOv8 algorithm[J]. *Automation Application*, 2024 (15) : 6-10. (in Chinese)
- [9] DUAN C, WANG X, JI L, et al. Research on defect detection method for end face of steel coil based on Faster-RCNN and YOLOv3 [C]//International Conference on Neural Networks, Information, and Communication Engineering (NNICE 2022), 2022: 1-8.
- [10] DING F, ZHUANG Z, LIU Y, et al. Detecting defects on solid wood panels based on an improved SSD algorithm[J]. *Sensors*, 2020, 20(18): 5315.
- [11] 戴林华, 黎远松, 石睿. 基于改进YOLOv8的带钢表面缺陷检测算法[J]. *制造技术与机床*, 2024(11): 139-148.
- DAI Linhua, LI Yuansong, SHI Rui. Enhanced strip steel surface defect detection algorithm based on YOLOv8[J]. *Manufacturing Technology & Machine Tool*, 2024(11): 139-148. (in Chinese)
- [12] SUN Z, ZHU L, QIN S, et al. Road surface defect detection algorithm based on YOLOv8[J]. *Electronics*, 2024, 13(12): 2413.
- [13] 姚景丽, 程光, 万飞, 等. 改进YOLOv8的轻量化轴承缺陷检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(21): 205-214.
- YAO Jingli, CHENG Guang, WAN Fei, et al. Improved lightweight bearing defect detection algorithm of YOLOv8 [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(21): 205-214. (in Chinese)
- [14] FENG W, LIU M, SUN Y, et al. The use of a blueberry ripeness detection model in dense occlusion scenarios based on the improved YOLOv9[J]. *Agronomy*, 2024, 14(8): 1860.
- [15] TIE J, ZHU C, ZHENG L, et al. LSKA-YOLOv8: a lightweight steel surface defect detection algorithm based on YOLOv8 improvement[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2024, 109: 201-212.
- [16] 张瑞芳, 伏铭强, 程小辉. 基于YOLOv5s的钢铁表面缺陷检测算法[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(23): 9980-9988.
- ZHANG Ruifang, FU Mingqiang, CHENG Xiaohui. Steel surface defect detection algorithm based on YOLOv5s[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(23): 9980-9988. (in Chinese)
- [17] 罗亮, 郎霄, 祖国庆, 等. 一种基于改进YOLOv8的气缸套缺陷检测方法[J/OL]. *中国机械工程*, 2024: 1-12. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.th.20240611.1616.002.html>.
- LUO Liang, LANG Xiao, ZU Guoqing, et al. A Cylinder liner defect detection method based on improved YOLOv8 [J/OL]. *China Mechanical Engineering*, 2024: 1-12. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.th.20240611.1616.002.html>. (in Chinese)
- [18] YE Y, LIU Q, LI L, et al. Improving insulator fault detection with effective-YOLOv7 network[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2023, 32(6): 063021.