

文章编号 1004-924X(2025)11-1818-12

融合三重注意力机制的板材焊缝缺陷在线检测

孟令源¹, 李映君^{1,2*}, 王桂从^{1,2}, 刘 源¹, 高嘉龙¹, 徐 鹏¹

(1. 济南大学 机械工程学院, 山东 济南 250022;

2. 山东省传感器技术与高精度衡器重点实验室, 山东 济南 250004)

摘要:针对现有的焊缝缺陷检测算法存在的小尺度检测不准确、实时性差以及参数量大的问题,提出了一种改进的焊缝缺陷在线检测算法 YOLO-TR,实现了对烧糊、烧穿、夹渣、未熔和错边 5 种常见焊缝缺陷的在线检测。采用三重注意力机制结合 YOLOv5 特征提取网络算法以提升模型的特征提取能力;颈部网络采用动态上采样模块,提升特征图分辨率,实现高精度检测的要求;通过添加分布式焦点检测头,在降低模型参数量前提下,增强模型对尺度变化的稳定性;采用 Shape-IoU 损失函数提升回归精度与模型收敛速度。为验证算法的有效性,采用消融实验和对比实验,对 YOLO-TR 算法的综合性能进行评估。实验结果表明,YOLO-TR 算法的精确率为 92.5%,较原网络提升了 3.6%;召回率为 88.8%,较原网络提升了 2.1%;全类型平均精度(mAP@0.5)较原网络提升了 0.8%;模型参数量仅提升 4.4%。本文算法能够实现焊缝缺陷的高效在线检测,具有良好的稳定性和泛化能力,且验证了 YOLO-TR 算法对工业缺陷检测领域的有效性。

关键词:缺陷检测;YOLOv5;三重注意力机制;分布式焦点检测头;动态上采样

中图分类号:TP183;TP391.41 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20253311.1818

CSTR:32169.14.OPE.20253311.1818

Online detection of plate weld defects incorporating triple attention mechanism

MENG Lingyuan¹, LI Yingjun^{1,2*}, WANG Guicong^{1,2}, LIU Yuan¹, GAO Jialong¹, XU Peng¹

(1. School of Mechanical Engineering, University of Jinan, Jinan 250022, China;

2. Shandong Provincial Key Laboratory of Sensor Technology and High Precision

Weighing Instruments, Jinan 250004, China)

* Corresponding author, E-mail: me_liyj@ujn.edu.cn

Abstract: Existing weld defect detection algorithms exhibit limitations such as inaccurate detection of small-scale defects, suboptimal real-time performance, and excessive parameter counts. To overcome these challenges, a novel online detection algorithm, termed YOLO-TR, has been developed for the identification of five prevalent weld defects: burnt-on, burn-through, slag entrapment, unfused joints, and misalignment. The YOLO-TR algorithm integrates a Triplet Attention mechanism within the YOLOv5 feature extraction network to enhance feature representation. The neck network employs a dynamic up-

收稿日期:2025-04-23;**修订日期:**2025-05-25.

基金项目:山东省科技型中小企业创新能力提升工程项目(No. 2024TSGC0966, No. 2024TSGC0217);济南市“新高校 20 条”科研带头人工作资助项目(No. 202228116)

sampling (DySample) module, replacing the original up-sampling component of YOLOv5, thereby improving feature map resolution to satisfy high-precision inspection requirements. The incorporation of a distributed focus detection head (CLLAHead) augments robustness to scale variations while concurrently reducing the model's parameter count. Furthermore, the original YOLOv5 loss function is substituted with the Shape-IoU loss function to enhance regression accuracy and accelerate convergence. The effectiveness of the proposed algorithm is validated through ablation and comparative experiments. Ablation results demonstrate that the YOLO-TR model achieves a precision of 92.5% (an increase of 3.6%), a recall of 88.8% (an increase of 2.1%), and an average precision (mAP@0.5) improvement of 0.8%, with only a 4.4% increase in parameter count. The proposed algorithm delivers high efficiency and accuracy in on-line weld defect detection, exhibiting strong robustness and generalization capabilities, thereby substantiating its efficacy in industrial defect detection applications.

Key words: detection defect; YOLOv5; triple attention mechanism; distributed focus detection head; DySample

1 引 言

焊接作为工业生产的重要工艺,广泛应用于航空航天、汽车制造、船舶、农业装备和传感器技术等领域。在船舶生产过程中,大型船舶的甲板、船舷等部位会使用焊接工艺,但是由于焊接过程中存在气孔、未熔合、未焊透等焊接缺陷,焊缝强度会降低,导致渗漏或泄漏等问题,从而影响船舶航行的安全,甚至造成船体断裂、沉没等事故^[1-3]。传统的焊缝缺陷检测通常采用人工方法,效率低、容易出现检测偏差。

近年来,国内外学者对焊缝缺陷检测方法进行了广泛的研究,提出了多种无损检测方法。焊缝缺陷无损检测主要包括接触式和非接触式检测方法。接触式检测方法主要有超声检测和声发射检测。其中,超声衍射时差法^[4]具有检测信息丰富、抗噪声强、效率高等优势,但接触式检测方法易受到温度、焊缝形状等因素的影响,无法进行高效高精度的实时检测。非接触式检测主要有涡流检测和图像检测两种方法,涡流检测法^[5]能够提高焊缝缺陷的检测速度,但检测精度较低。图像检测技术能够实现复杂工况下多种缺陷类型的识别,具有高效、高精度识别的特点。目前,基于深度学习的焊缝缺陷检测方法不仅能够实现快速检测,还能确定焊缝处的缺陷类型,因此,基于图像的自动化焊缝缺陷在线检测成为研究热点^[6]。

基于深度学习的目标检测网络模型可以分

为两大类,一类为双阶段卷积神经网络,如区域卷积神经网络(R-CNN),Fast R-CNN, Faster R-CNN,通过对每个目标建议区域进行识别,以确定其所属的目标类别和目标区域;另一类为单阶段目标检测模型如YOLO,SSD等,此类模型将目标检测看成回归问题,可以直接从输入图像中生成目标类别和边界框对检测结果进行预测。与双阶段网络相比,单阶段网络在图像检测效率方面有了显著提升,其中YOLO算法具有检测效率高、模型简单、实时性强的优点。王蕾^[7]等针对蜗杆齿顶表面缺陷检测效率低、检测成本高的问题,通过融合注意力机制、引入渐进特征金字塔,提升YOLO算法的多尺度特征融合能力,加强模型对缺陷特征的关注和提取能力,提升缺陷检测精度。蔡绪明^[8]等针对X光图像下钢管焊接缺陷对比度弱,缺陷尺寸不一,同类型缺陷形状变化大等因素导致的缺陷检测率较低问题,提出采用动态区域感知卷积代替标准卷积,并在检测头部分引入可学习权重参数,实现检测头中的特征自适应融合。雷帮军^[9]等通过对YOLOv8算法网络改进特征融合网络、加入跨层连接、引入基于注意力机制的动态检测头等操作,提升了YOLOv8在小目标检测方面的定位性能。唐湘龙^[10]等针对钢板缺陷检测算法精度低、耗时长等问题,提出了基于YOLOv5算法的改进算法,通过添加轻量化、坐标注意力等模块降低了引入的参数数量。

现有方法能够对冷却焊缝的缺陷进行检测,

但在检测速率和检测精度方面存在不足,难以有效应用于焊缝缺陷在线检测任务中,因此,亟需高效与高精度的检测算法来解决焊缝缺陷在线检测的问题。与其他版本的YOLO算法相比,YOLOv5图像检测算法具有模型参数量小、复杂度低、检测速度快等优势,可不需对网络进行轻量化处理。因此,本文采用YOLOv5算法对焊接过程中常见的烧穿、烧糊、未熔合、夹渣和错边5种缺陷类型进行了分析和识别。首先,对YOLOv5颈部网络添加三重注意力(Triplet Attention, TA)机制,通过跨维度交互功能,实现复杂工况下的高精度、高效率焊缝缺陷检测;接着,融合动态上采样(DySample)模块实现轻量化上采样,可以在不增加参数量量的前提下,提升小目标缺陷的定位精度;然后,采用分布式焦点检测头(CLLAHead)对YOLOv5的检测头进行改进,提升了模型泛化能力,通过跨层特征融合和动态标签分配,提升目标检测的精度和稳定性;最后,使用改进损失函数Shape-IoU替换CIoU原损失函数,增强模型在训练过程中对复杂特征的识别能力,进一步提高了检测精度。

2 原理

2.1 YOLOv5算法

YOLOv5网络主要由输入端、主干网络、颈部特征融合网络以及检测头4部分组成。输入端^[11]主要由Mosaic^[12]图像增强、自适应锚框计算以及自适应图片缩放组成。输入端的图像增强算法能够增加训练集的多样性,提高检测模型的稳定性和泛化能力,自适应图片缩放可以将图像尺寸统一为 $640 \times 640 \times 3$,输入到主干网络中。

YOLOv5算法采用CSPDarknet53作为主干网络结构,主要包含CBS(Convolution-Batch-Norm-SiLU),C3和快速空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling Fast, SPPF)三个模块,具有较强的特征提取能力和计算效率。CBS可对目标物进行特征提取,并进行归一化操作加速模型收敛,从而提高检测准确率;C3模块通过引入残差连接与特征融合机制在有效加深网络层次的同时扩展感受野,从而进一步增强神经网络的特征提取能力;SPPF模块通过采用多个小型池化

层代替单个池化层,在减少计算量的同时,仍有效保持多尺度特征的融合能力。

颈部网络作为连接主干网络和检测头的重要模块,可以在主干网络提取特征的基础上,对特征进行融合与上采样操作,从而提供更高级的语义信息。YOLOv5颈部网络采用PANet结构,采用双向特征金字塔结构,聚合不同层级间的特征,从而更好地捕捉到不同尺度的目标,实现特征图多尺度输出。输出端检测头对颈部网络融合的三个尺度的特征图进行检测,通过CIoU函数、交叉熵损失函数来评估预测结果与实际标签的差异,并通过反向传播来优化网络模型参数^[13],预测图像中物体的类别和位置。

2.2 YOLO-TR算法的网络结构

由于焊缝缺陷在线检测任务中常伴随焊接烟尘、目标遮挡及缺陷形态多样性等影响因素,传统视觉检测算法面临特征提取困难、误检率高等问题。通过引入TA机制,YOLO-TR算法具有跨维度交互的能力,可增强烟尘干扰下的关键特征提取能力,从而在复杂工况下实现高精度、高效率焊缝缺陷检测;采用动态轻量级上采样模块,减少焊缝缺陷识别过程的计算开销,提升检测效率;通过添加跨层注意力检测头,优化解耦分类与回归任务中多种缺陷的判别能力。改进的YOLO-TR网络结构如图1所示。

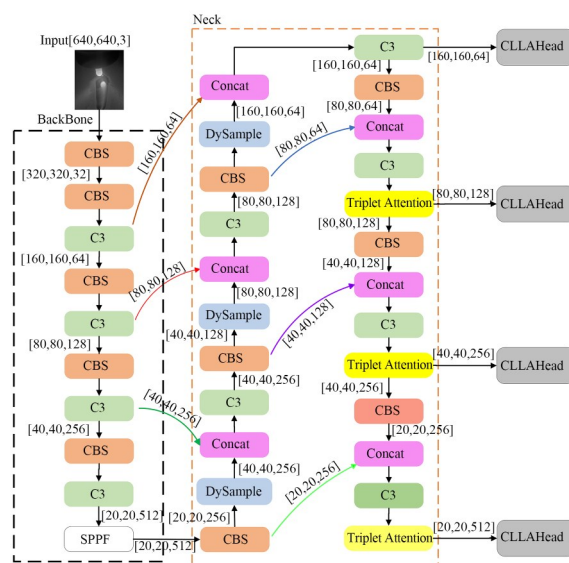


图1 YOLO-TR网络结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of YOLO-TR network

3 基于 YOLO-TR 算法的焊缝缺陷检测

3.1 动态上采样模块改进

YOLOv5 算法采用最近邻插值 (Nearest Neighbor Interpolation, NNI) 进行上采样操作,通过直接复制最近邻像素值实现特征图缩放。虽然计算效率高,但存在边缘伪影和上下文感知缺失问题,上采样灵活性差。为了提升上采样的灵活性,引入 DySample 模块使采样器在采样过程中具有自适应学习的能力。常见的 CA-RAFE^[14],FADE^[15]和 SAPA^[16]等动态上采样算法大多采用动态卷积法进行上采样,会生成附加子网络,增加模型的计算量,提升检测耗时。此

外,FADE 和 SAPA 动态上采样算法对特征图分辨率较为敏感,对低分辨率图片进行上采样时,采样效果较差,因此应用场景受到一定的限制。

针对上述问题,本文采用一种基于点采样方法的轻量化 DySample 方法^[17]实现特征图重建。通过点级操作构建采样层,规避了动态卷积的计算负担,在保证性能的前提下,有效地解决运算效率低、分辨率要求高等问题。图 2 所示为动态上采样过程示意图。首先,输入尺寸为 $C \times H_1 \times W_1$ 的特征映射 X ;随后,特征图经过动态采样点发生器生成采样集;最后,经过网格采样,生成大小为 $C \times sH \times sW$ 的特征图 X' 。此过程可以表示为:

$$X' = \text{gridsample}(X, S). \quad (1)$$

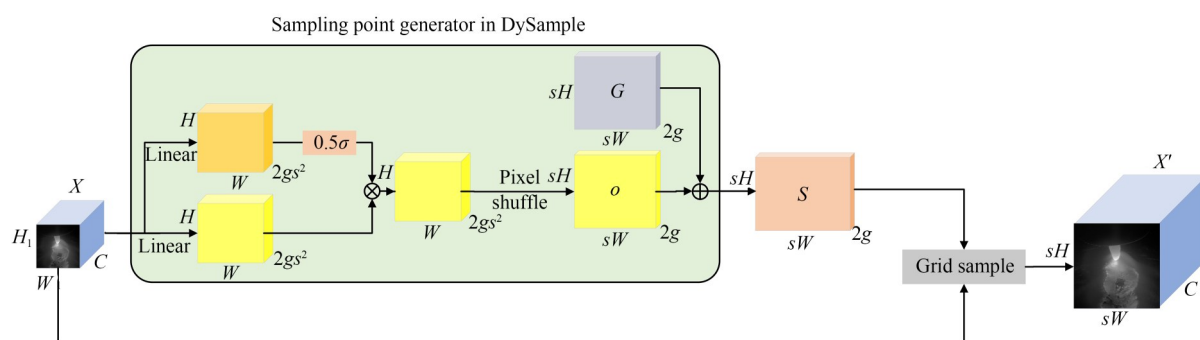


图 2 动态上采样过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of DySample resampling process

在 DySample 模块中,通过残差模块将动态采样点发生器两个线性层的特征图进行融合,改变输入特征的通道数。残差连接输出 $H \times W \times 2gs^2$ 尺度的特征图,通过像素洗牌技术,使特征变为 $2g \times sH \times sW$ 的偏移量,即图 2 中的模块 O 。此过程可以表示为:

$$O = 0.5\sigma(\text{linear}_1(X) \cdot \text{linear}_2(X)). \quad (2)$$

通过残差连接将经过线性变换的偏移量 O ,与原始采样网格 G 相加,从而输出采样集 S 。采样集生成过程可表示为:

$$S = G + O. \quad (3)$$

DySample 有 lp 和 pl 两种类型,lp 方式注重局部特征强化提取,可以在特征图的每个区域生成偏移量进行上采样;pl 方式则是在应用偏移量之前,通过 Pixel Shuffle 操作打乱像素排列并重新进行空间排列与组合,此方式有利于全局信息

的融合与特征重组,更适合本文焊缝缺陷的检测任务。

3.2 三重注意力机制

在图像识别应用中,注意力机制能够动态调整特征图中不同区域或通道的权重,提升模型对关键信息的捕捉能力,同时抑制无关背景或噪声的干扰。然而,传统的注意力机制仅能捕捉单一维度的关键信息,如通道注意力 SENet,虽能建立通道之间的关联,却忽略了空间维度的感知;空间注意力 CBAM 随能够处理空间信息,但无法关联通道信息。因此,为了能够获取多维度的特征,本文采用能够关联通道与空间信息的三重注意力机制对网络模型进行改进。

三重注意力机制是一种轻量级的计算机视觉注意力机制,采用跨维度交互关联通道与空间

之间的依赖关系,增强特征表达能力。通过 3 个并行分支分别建立高度-宽度(H - W)、通道-高度(C - H)和通道-宽度(C - W)3个维度的交互关系,获取跨维度的特征依赖,根据各分支的特征依赖计算各独立分支的注意力权重,将各分支的注意力权重融合,获取注意力输出权重,增强图像特征的表达能。

三重注意力机制各分支由 Z 池化(Z -Pooling)、卷积层以及激活函数组成,依靠 Z 池化和一个尺寸为 $k \times k$ 的卷积层,生成注意力权重。 Z 池

化操作可表示为:

$$Z\text{-Pool}(\chi) = [\text{MaxPool}_{\text{od}}(\chi), \text{AvgPool}_{\text{od}}(\chi)]. \quad (4)$$

Z 池化层将第零层维度上的平均池化与最大池化要素串联起来,能够使零维度上保留更丰富的张量信息。此外,池化操作能够减小模型深度,抑制模型引入参数量,实现轻量化计算。三重注意力机制结构原理如图 3 所示,采用残差连接进行融合,实现对空间维度和通道维度之间的信息提取。

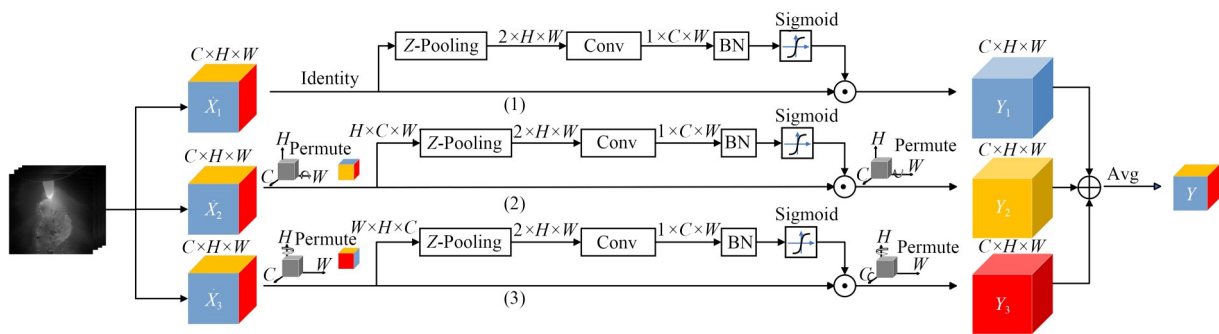


图 3 三重注意力机制结构原理示意图

Fig. 3 Schematic diagram of structural principle of triple attention mechanism

分支一由 Pooling, Conv 以及 BN 层组成,特征图通过 Z 池化操作,使 $C \times W \times H$ 的输入特征变为 $2 \times W \times H$ 的特征图;池化后的特征图经过尺度为 7×7 的卷积核卷积运算后,得到 $1 \times W \times H$ 的特征图;随后,经过 BN 层归一化、Sigmoid 激活层,与输出特征进行残差连接,最终生成特征尺度为 $C \times W \times H$ 的形状注意力权重。

分支二对焊缝缺陷通道维度 C 和宽度维度 W 之间的特征信息进行交互,输入特征首先经过排列组合,使特征图沿 W 轴逆时针旋转 90° ,获得 $H \times C \times W$ 的特征图; Z 池化使特征图在 H 维度上进行最大池化和平均池化操作,获取 $2 \times C \times W$ 的特征图像,经过一个 7×7 卷积核卷积后,获得 $1 \times C \times W$ 的特征图像;随后,通过归一化和激活函数获取图像的空间注意力权重,最后经过排列重组,再次将图像恢复为 $C \times H \times W$ 的特征图像。

分支三则是通过排列重组,将输入特征图沿 H 轴逆时针旋转 90° ,获得 $W \times H \times C$ 的特征图像,从而实现对焊缝缺陷通道维度 C 和高度维度

H 之间的特征信息交互;后经过 Z 池化和卷积操作后将图像尺寸下采样为 $1 \times H \times C$,归一化操作和激活函数能够计算出位置注意力权重,并使特征图恢复为 $W \times H \times C$ 的特征图像;最后进行一次排列重组操作,将输出图像沿 H 轴方向顺时针转 90° ,得到 $C \times H \times W$ 的特征图。

经过 3 个不同分支的运算,获得了通道维度与空间维度的权重。三重注意力特征提取过程可以表示为:

$$Y = \frac{1}{3} (X \sigma(\phi_1(\dot{X}_1)) + \overline{\dot{X}_2 \sigma(\phi_2(\dot{X}_2^*))} + \overline{\dot{X}_3 \sigma(\phi_3(\dot{X}_3^*))}), \quad (5)$$

式中: σ 表示 Sigmoid 激活函数; ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3 分别代表 3 个分支中卷积核尺寸为 7×7 的标准二维卷积层。将 Sigmoid 函数改写为权重形式,可得:

$$Y = \frac{1}{3} (X w_1 + \overline{\dot{X}_2 w_2} + \overline{\dot{X}_3 w_3}) = \frac{1}{3} (y_1 + \overline{y_2} + \overline{y_3}). \quad (6)$$

3.3 检测头改进策略

目标检测算法中,检测头能够获取目标在

特征图中的尺寸和位置。将图像划分为多个网格单元,预测每个网格单元内部预选框的置信度,将每个网格单元的预测结果组合成一个张量,从而实现目标定位和分类的要求。与 YOLOv5 检测头相比,CLLAHead 采用多级特征提取,增强不同尺度特征的提取与融合,跨层局部注意力机制 (Cross-Layer Local Attention, CLLA) 的残差连接能够关联不同尺度的特征图,实现上下文信息的整合,提升小目标的分割与检测精度,提高特征图中目标的识别和定位能力。

改进的 CLLAHead 由 CBS 模块、分布焦点损失 (Distribution Focal Loss, DFL) 模块以及 CLLA 模块组成,如图 4 所示。通过 DFL 模块预测边界框坐标的离散分布,利用固定权重的卷积层计算期望值后,检测头将分部积分转化为具体的坐标偏移量,增强模型对边界框回归的稳定

性;通过 CLLA 限制注意力范围,降低模型计算量,动态融合低层细节与高层语义信息,提升小目标检测能力。

图 4 中,对特征图的浅层 (F_1)、中层 (F_2) 和深层语义 (F_3) 信息进行提取,后对浅层、中层特征进行 1×1 卷积操作和平均池化操作,获取特征尺寸为 F'_1, F'_2 的特征图,使三层特征尺度一致。获取查询向量 (Q)、键向量 (K) 和数值向量 (V) 的权重 W_Q, W_K 和 W_V , 对 Q, K 和 V 进行计算,得到:

$$Q = F'_1 W_Q, K = F'_2 W_K, V = F'_3 W_V. \quad (7)$$

通过 Softmax 函数计算 Q 和 K 之间的相关权重,并与 V 融合生成新的特征映射。将新生成的特征映射与 F_3 特征图进行融合,获取特征图的输出特征。输出特征采用 DFL 函数对边界框坐标进行离散分布建模,提升小目标的回归精度。

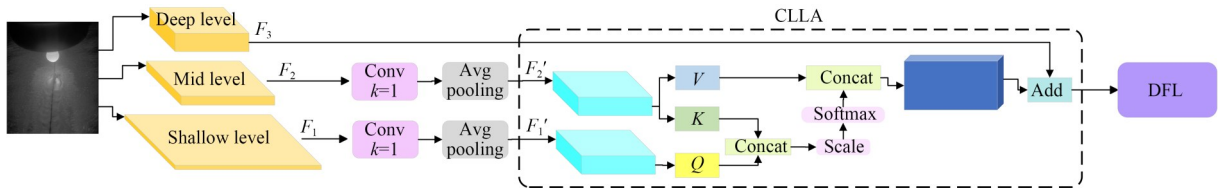


图 4 改进后 CLLAHead 检测头结构

Fig. 4 Structure of improved CLLAHead detection head

3.4 改进损失函数

损失函数可以衡量预期结果的准确性,是深度学习模型回归任务中的重要组成部分。采用完全交并比 (Complete Intersection over Union, CIoU) 损失函数^[18], YOLOv5 可以实现高精度定位。图 5 为 Anchor 框与 GT 框示意图,图中 w 和 h 代表 Anchor 框的宽度和高度, w^{gt} 和 h^{gt} 表示 GT 框的宽度和高度, b 和 b^{gt} 分别表示 Anchor 框与 GT 框之间的中心点位置, ρ 表示两框中心点间的欧式距离, c 表示 GT 框与 Anchor 框外接框的对角线长度。

Anchor 框与 GT 框的交并比如式 (8) 所示, 交并比越大, 则损失预测回归越准确。

$$IoU = \left| \frac{B \cap B^{gt}}{B \cup B^{gt}} \right|. \quad (8)$$

由于 Anchor 框与 GT 框存在不相交的情况, 因此, 使用式 (8) 进行损失函数计算时会出现梯

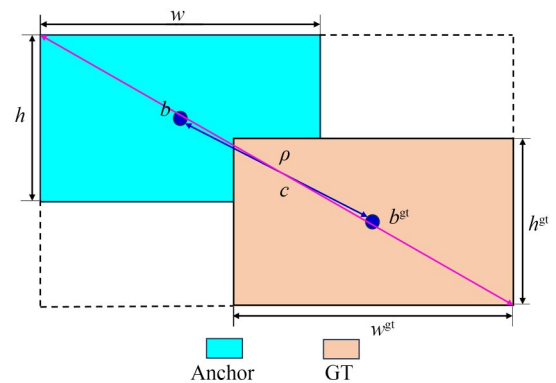


图 5 预测框与真实框的示意图

Fig. 5 Schematic diagram of prediction frame and real frame

度消失的问题, 故 YOLOv5 算法采用 CIoU 损失函数对梯度消失问题进行优化, 如下:

$$L_{CIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v. \quad (9)$$

通过引入中心点距离,CIoU 损失函数能够在中心点位置偏移和宽高比方面进行距离和形状回归计算,实现更加精确的损失计算,提升检测结果的准确性。然而,当 Anchor 框或 GT 框等比例放大时,CIoU 值不变,而 IoU 增大,损失函数 CIoU 对距离和形状的损失计算失效。因此,YOLO-TR 采用 Shape-IoU^[19] 损失函数对图像中心点距离和 Anchor 框形状进行回归计算,Shape-IoU 定义如下:

$$L_{\text{Shape-IoU}} = 1 - \text{IoU} + d^{\text{shape}} + 0.5 \times \Omega^{\text{shape}}, \quad (10)$$

式中: d^{shape} 表示与形状相关的距离项,可以根据目标的长宽比,动态调整 x 方向与 y 方向的距离权重。系数 0.5 用于调节形状惩罚项在总损失中的权重占比。参数 d^{shape} 如下:

$$d^{\text{shape}} = h_h \times (x_c - x_c^{\text{gt}})^2 / c^2 + w_w \times (y_c - y_c^{\text{gt}})^2 / c^2. \quad (11)$$

通过计算 Anchor 框与 GT 框中心点坐标间的差异,对 Anchor 框位置进行调整。式(11)中, c 为比例因子, h_h 和 w_w 分别表示垂直方向和水平方向的权重系数,表示为:

$$h_h = \frac{2 \times (h^{\text{gt}})^s}{(w^{\text{gt}})^s + (h^{\text{gt}})^s}, \quad (12)$$

$$w_w = \frac{2 \times (w^{\text{gt}})^s}{(w^{\text{gt}})^s + (h^{\text{gt}})^s}, \quad (13)$$

式中: (w, h) 和 $(w^{\text{gt}}, h^{\text{gt}})$ 分别表示 Anchor 框与 GT 框的宽和高,通过 Anchor 框与 GT 框之间形状差异计算,获取 Anchor 框宽、高权重系数; s 为缩放因子,与数据集中特征目标的尺寸相关。使用式(13)中的宽度和高度权重系数,可求得 Shape-IoU 损失函数的宽、高权重 w_w, w_h , 如下:

$$\begin{cases} w_w = h_h \times \frac{|w - w^{\text{gt}}|}{\max(w, w^{\text{gt}})} \\ w_h = w_w \times \frac{|h - h^{\text{gt}}|}{\max(h, h^{\text{gt}})} \end{cases}. \quad (14)$$

式(10)中的形状感知因子 Ω^{shape} 可以增强边界框回归对目标几何特征的敏感性,提升检测精度。该参数通过对目标宽度和高度的差异进行求和,并利用指数函数进行换算,如下:

$$\Omega^{\text{shape}} = \sum_{l=w, h} (1 - e^{-\omega_l})^\theta, \quad (15)$$

式中: ω_l 为宽高比权重,用于衡量 Anchor 框与 GT 框的宽高比差异; θ 为角度权重,用于衡量 Anchor 框与 GT 框的方向角度差异。 ω_l, θ 可表

示为:

$$\begin{aligned} \omega_l &= \omega_h + \omega_w \\ \theta &= 1 - \cos(\varphi_{\text{GT}} - \varphi_{\text{Anchor}}) \end{aligned} \quad (16)$$

由此可知, ω_l 受到宽和高权重的影响,当 Anchor 框趋近 GT 框的宽高比时, ω_l 趋近于 0,形状惩罚项减小。通过 Anchor 框与 GT 框的方向角度差计算获得 θ ,并将角度差映射到 $[0, 1]$ 内。当角度一致时, θ 为 0,没有角度惩罚。

4 实验及结果分析

4.1 实验环境

YOLO-TR 算法采用 Python 作为开发语言,Pycharm 作为算法的开发环境。引入 Pytorch 深度学习框架,对传统 YOLOv5 算法进行改进。详细的实验环境如表 1 所示。

表 1 改进 YOLOv5 的实验环境配置

Tab. 1 Improvement of test environment configuration for YOLOv5

软硬件	版本
CPU	Intel Core i7 13700H@2.4 GHz
内存	32 GB
显卡	NVIDIA GeForce RTX 4060
主板	联想 LNVNB161216
操作系统	Windows 11
Python	Python3.8
Pycharm	Community
Pytorch	Torch2.3
Anaconda	3

使用 CCD 工业相机拍摄焊接过程中的 1 300 张焊缝缺陷图片,作为实验数据集。其中,1 027 张作为训练数据集,剩余 273 张数据集作为验证数据集。5 种缺陷训练数据集的数量如表 2 所示。

为了验证结果的有效性,采用交叉实验验证法^[20]对数据集进行训练与检测,并检测模型的损

表 2 数据集分类数量

Tab. 2 Dataset classification number

数据类型	烧糊	烧穿	错边	未熔合	夹渣
训练集	302	236	200	155	134
验证集	70	65	50	45	43

失变化与收敛情况,实验数据集为手动标注,输入图像尺寸设为 640×640 ,训练批次 (Batch size) 大小为 16,初始学习率 (lr) 设为 0.003,训练轮数 (epoch) 为 300 轮,预训练权重为 yolov5s.pt,前 5 轮进行 warmup,权重衰减为 0.001。

4.2 实验结果评价指标

精确率 (P) 是衡量模型对检测样本检测精度的指标,由真正例 (T_p) 和假正例 (F_p) 决定。精确率公式如下:

$$P = \frac{T_p}{F_p + T_p}. \quad (17)$$

召回率 (R) 是衡量分类模型对正类样本识别能力的指标,它是在所有实际为正类的样本中,被模型正确识别为正类的样本比例。召回率由真正例 (T_p) 和假反例 (F_N) 组成,其公式如下:

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N}. \quad (18)$$

全类型平均精确率 (mAP) 是目标检测模型评估中广泛使用的指标,该指标主要用于衡量模型在不同交并比 (IoU) 阈值下的整体性能。该参数的计算公式如下:

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n AP_k. \quad (19)$$

浮点运算量 (GFLOPs) 作为评估模型计算性能的指标,能够反映出模型复杂程度,复杂程度越高,则 GFLOPs 值越大。其计算公式如下:

$$GFLOPs = \sum K \times K \times C_{in} \times C_{out}, \quad (20)$$

式中: K 表示卷积核的尺寸, C_{in} 和 C_{out} 分别表示输入和输出的通道数量。

4.3 消融实验

对焊缝区域 (标记为 rongfuqu) 进行检测,图像检测效果如图 6 所示。采用消融实验对 YOLO-TR 检测性能进行验证,首先,将 TA, DySample, CLLAHead 以及 Shape-IoU 损失函数 4 个

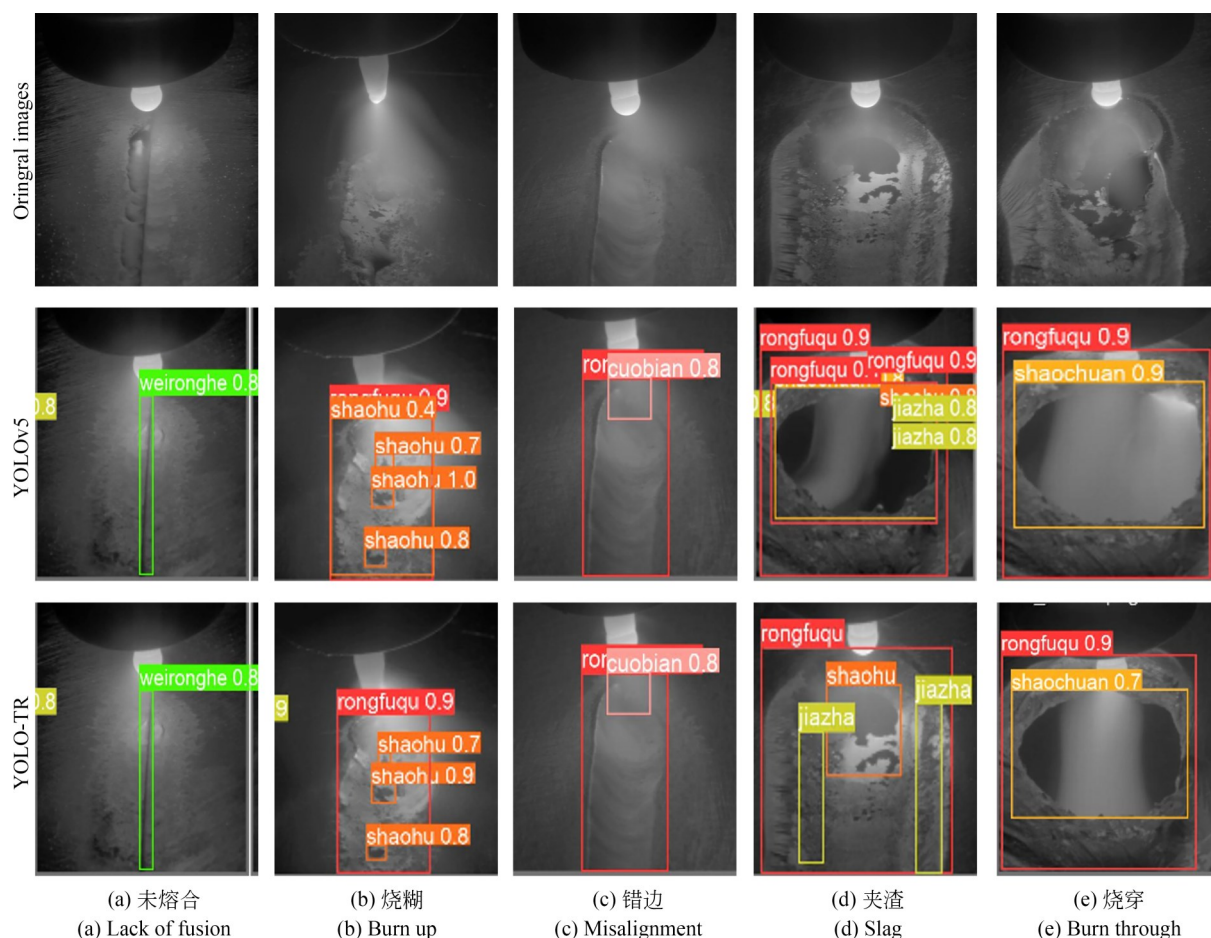


图 6 焊缝缺陷检测效果

Fig. 6 Detection effect of weld defects

模块分别添加到 YOLOv5 网络中,以验证各个模块对 YOLOv5 网络检测效果的提升作用。然后,将 4 种改进模块全部加入 YOLOv5 网络模型中,对改进模型的检测精度、召回率、mAP 和参数量等指标进行评估,综合验证改进后 YOLO-TR 网络的检测能力。

消融实验结果如表 3 所示。4 种改进模块的

作用如下:TA 和 DySample 模块可以为检测头提供高分辨率、高语义的特征图;CLLAHead 中的跨尺度注意力能够有效融合多尺度特征,细化预测过程,提升对不同尺寸焊缝缺陷的检测能力;Shape-Iou 的形状感知能够优化边界框回归过程,对于焊缝缺陷这类具有特定形状特征的检测任务,能够提升检测精度。

表 3 消融实验检测结果

Tab. 3 Verification results of ablation experiments

算 法	$P/\%$	$R/\%$	$mAP@0.5/\%$	$mAP@0.5_{0.95}/\%$	Param	GFLOPs
YOLOv5	88.9	86.3	88.4	60.1	7038508	16.0
YOLOv5+Triplet Attention	93.4	86.0	89.2	61.3	7332588	20.5
YOLOv5+DySample	89.8	86.0	88.3	59.3	7003359	15.1
YOLOv5+CLLAHead	95.0	82.9	88.2	61.8	7408680	18.5
YOLOv5+Shape-IoU	91.5	87.1	88.7	59.6	7038508	17.2
YOLOv5+DySample+CLLAHead	92.0	87.9	89.1	59.0	7336212	21.2
YOLOv5+Triplet Attention+CLLAHead	92.3	87.7	90.3	59.1	7322380	21.6
YOLOv5+Triplet Attention+DySample	89.8	88.0	88.6	61.2	7066512	16.5
YOLO-TR	92.5	87.4	89.2	60.9	7351244	19.1

由检测结果可知,使用 YOLOv5 进行缺陷检测时召回率为 86.3%,训练精度为 88.9%;分别将 TA, DySample 和 CLLAhead 模块加入 YOLOv5 原网络模型,可得到改进后的网络检测精度分别为 93.4%, 89.8% 和 95.0%; $mAP@0.5$ 值分别为 89.2%, 88.3% 以及 88.2%。可以看出,三重注意力机制对 $mAP@0.5$ 的影响最大。

消融实验结果表明,YOLO-TR 网络与原网络相比,检测精度提高 3.6%;召回率达到 87.4%,提升了 1.1%; $mAP@0.5$ 提升了 0.8%;参数量提升了 4.4%,因此检测速率较高。YOLO-TR 检测模型的性能显著提高,具有较好的稳定性。

图 7 为 YOLO-TR 与 YOLOv5 的精确率的对比。训练模型的精确率随着迭代次数的增加而增加,从模型的收敛情况可知,训练过程没有出现过拟合,且改进网络精度较原网络训练精度显著提高。

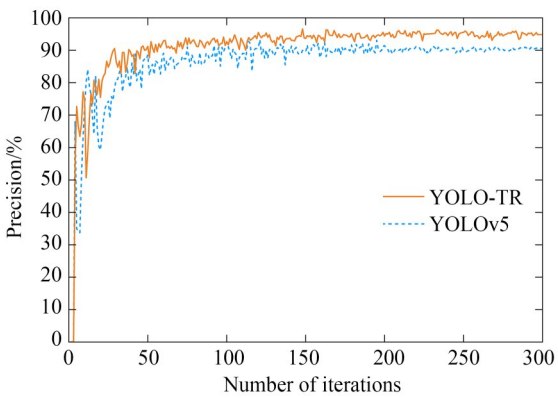


图 7 YOLO-TR 与 YOLOv5 精确率曲线对比

Fig. 7 Comparison of accuracy curves between YOLO-TR and YOLOv5

4.4 对比实验

为了验证 YOLO-TR 算法的检测能力和稳定性,在相同实验环境下,分别采用 YOLOv5, YOLOv5-transformer, YOLOv3-tiny, YOLOv3-spp, YOLOv8, YOLOv10, YOLOv11, YOLOv12

算法对焊缝缺陷进行检测,并对检测性能进行对比,实验结果如表 4 所示。

从表 4 中可以看出,YOLO-TR 算法与添加了 Transformer 模块的 YOLOv5 相比,精确率提升了 1.5%,mAP@0.5 值提升了 2.6%;与 YOLOv8 模型相比,精确率提升了 2.4%,虽然 mAP@0.5 低于 YOLOv8,但检测参数量降低了 33%,检测速率有显著提升;与 YOLOv10 模型相比,检测精确率提升了 5.6%,召回率提升了

4.2%,mAP@0.5 提升了 0.7%,计算参数量减少 8%,能够实现高精度、低耗时的缺陷检测。虽然 YOLOv11,YOLOv12 参数量较 YOLO-TR 显著下降,但 mAP@0.5 较 YOLO-TR 算法分别降低 3.3% 和 4.8%,检测精度也有所下降。实验结果表明,与其他算法相比,YOLO-TR 算法的精确率和召回率有了显著提升,浮点运算量显著低于其他算法,能够实现焊接缺陷的快速精确检测。

表 4 不同算法的实验结果

Tab. 4 Experimental results of different algorithms

算 法	<i>P</i> /%	<i>R</i> /%	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	Param	GFLOPs
YOLOv5	88.8	86.3	88.4	60.1	7038508	16.0
YOLOv5-transformer	91.0	82.8	86.6	60.5	7029772	15.6
YOLOv3-tiny	85.4	75.1	80.3	52.2	8680552	12.9
YOLOv3-spp	87.6	77.5	81.4	51.8	62605644	156.2
YOLOv8	90.1	88.0	90.5	60.0	11128293	28.5
YOLOv10	86.9	83.2	88.5	61.7	8040378	24.5
YOLOv11	90.8	81.4	85.9	61.3	2591205	6.4
YOLOv12	86.6	84.5	84.4	60.2	2558093	6.3
YOLO-TR	92.5	87.4	89.2	60.9	7351244	19.1

5 结 论

本文针对焊缝缺陷无损检测在线识别精度低、参数量大的问题,提出了一种 YOLO-TR 焊缝缺陷在线检测算法网络,通过添加三重注意力机制、替换上采样模块、检测头创新以及更换损失函数等操作,提升了模型的稳定性,提高了焊缝缺陷的检测速度和精度。实验结果表明,添加 TA 机制,YOLO-TR 算法的精度提升了 4.6%,mAP 提升了 0.8%,显著提升了模型对重要特征的感兴趣程度和提取能力。DySample 模块提升了特征图的分辨率,*P* 提升 1%,同时简化了模型架构,实现了轻量化,浮点运算量降低了 5%。采用 CLLAHead 模块对原网络检测头模块进行改进,提升了模型对多尺度特征的提取能力,*P* 提升了 6.2%,mAP@0.5:0.95 提升了 1.7%。将原损失函数 CIoU 替换为 Shape-IoU 损失函数,考虑预测框自身的形状损失对检测结果影响,提升回归精度并优化边界框回归过程,*P* 提升了 0.9%,mAP@0.5 提升了 0.3%。

YOLO-TR 算法的检测精度达到 92.5%,较原始 YOLOv5 算法提升了 3.6%,召回率提升了 1.1%,mAP@0.5 提升了 0.8%,GFLOPs 达到 19.1。与其他主流检测模型相比,YOLO-TR 算法浮点运算量低,可实现焊缝缺陷高效检测,具有较高的泛化能力和良好的稳定性。YOLO-TR 网络可以用于焊缝表面缺陷的在线检测,但无法实现焊缝内部缺陷检测,这是后续研究的问题。此外,通过研究多模态融合及跨域泛化等方面,可以进一步提升算法在复杂检测环境下的稳定性和泛化能力。

作者贡献声明:

- 孟令源:实验设计及数据整理和分析,论文撰写;
- 李映君:项目管理和论文审核;
- 王桂从:论文审核与编辑;
- 刘源:数据整理与分析;
- 高嘉龙:论文撰写,数据的可视化;
- 徐鹏:实验验证。

参考文献:

- [1] 田小静. 工业机器人在航空工业中的应用[J]. 自动化与仪器仪表, 2017(10): 156-157, 160.
TIAN X J. The application of industrial robot in aviation industry [J]. *Automation & Instrumentation*, 2017(10): 156-157, 160. (in Chinese)
- [2] 季玉坤, 高向东, 刘倩雯, 等. 焊接缺陷磁光成像卷积神经网络识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 107-113.
JI Y K, GAO X D, LIU Q W, *et al.* Weld defect recognition method with magneto-optical imaging based on convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(2): 107-113. (in Chinese)
- [3] MAGOGA T, FLOCKHART C. Effect of weld-induced imperfections on the ultimate strength of an aluminium patrol boat determined by the ISFEM rapid assessment method [J]. *Ships and Offshore Structures*, 2014, 9(2): 218-235.
- [4] 金士杰, 张波, 王志诚, 等. 自适应解卷积方法抑制管道 TOFD 周向扫描盲区[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 227-234.
JIN SH J, ZHANG B, WANG ZH CH, *et al.* Reducing dead zone for TOFD circumferential scan of pipeline by the adaptive deconvolution method [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(5): 227-234. (in Chinese)
- [5] 周德强, 王俊, 张秋菊, 等. 铁磁性构件缺陷的脉冲涡流检测传感机理研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 989-995.
ZHOU D Q, WANG J, ZHANG Q J, *et al.* Research on sensing mechanism of ferromagnetic component flaw using pulsed eddy current testing [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(5): 989-995. (in Chinese)
- [6] 李华, 麻艳娜, 谷付星. 基于机器视觉的高精度微纳光纤直径实时测量[J]. 光学仪器, 2022, 44(1): 1.
LI H, MA Y N, GU F X. High-precision and real-time measurement of micro-nano fiber diameter based on machine vision [J]. *Optical Instruments*, 2022, 44(1): 1. (in Chinese)
- [7] 王蕾, 郭文平, 陈欣慰, 等. 融合多尺度特征的蜗杆表面缺陷检测[J]. 光学精密工程, 2024, 32(11): 1746-1758.
WANG L, GUO W P, CHEN X W, *et al.* Worm surface defect detection with fusion of multi-scale features [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(11): 1746-1758. (in Chinese)
- [8] 蔡绪明, 王文武. 基于改进 YOLOv5 算法的钢管焊缝缺陷检测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(11): 74-78.
CAI X M, WANG W W. A method for detecting defects in steel pipe welds with improved YOLOv5 [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2023(11): 74-78. (in Chinese)
- [9] 雷帮军, 余翱, 吴正平, 等. 改进 YOLOv8n 的无人机航拍小目标检测算法[J]. 现代电子技术, 2025, 48(3): 26-34.
LEI B J, YU A, WU ZH P, *et al.* Improved small object detection algorithm based on YOLOv8n for UAV aerial photography [J]. *Modern Electronics Technique*, 2025, 48(3): 26-34. (in Chinese)
- [10] 唐湘龙, 石兰娟, 陶利民, 等. GCA-YOLO: 一种改进的钢铁表面缺陷检测算法[J]. 杭州师范大学学报(自然科学版), 2025, 24(1): 9-18.
TANG X L, SHI L J, TAO L M, *et al.* GCA-YOLO: an improved steel surface defect detection algorithm [J]. *Journal of Hangzhou Normal University (Natural Science Edition)*, 2025, 24(1): 9-18. (in Chinese)
- [11] 和萌, 武江鹏, 梁超, 等. 融合特征重组和注意力的小样本战斗部破片群目标检测[J]. 光学精密工程, 2024, 32(12): 1929-1940.
HE M, WU J P, LIANG CH, *et al.* Few-shot warhead fragment group object detection based on feature reassembly and attention [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(12): 1929-1940. (in Chinese)
- [12] 刘冰冰, 胡耀国, 闫鹏, 等. 改进 YOLOv5s 算法的遥感图像旋转目标检测[J]. 激光杂志, 2024, 45(12): 49-57.
LIU B B, HU Y G, YAN P, *et al.* Improved YOLOv5s Algorithm for rotation object detection in remote sensing images [J]. *Laser Journal*, 2024, 45(12): 49-57. (in Chinese)
- [13] 梁青芳, 梁超琼, 郭晖, 等. 基于改进 YOLOv5 的自然场景下异常变色松树检测方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(5): 165-174.
LIANG Q F, LIANG CH Q, GUO H, *et al.* Detecting discolored pine trees under natural scenes using improved YOLOv5 [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2025, 41(5): 165-174. (in Chinese)

- [14] 张文锐, 刘佳. 基于改进YOLOv8s的钢材表面缺陷检测[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2023, 38(6): 33-40.
ZHANG W K, LIU J. Steel surface defect detection based on improved YOLOv8s[J]. *Journal of Beijing Information Science & Technology University (Science and Technology Edition)*, 2023, 38(6): 33-40. (in Chinese)
- [15] 赵向阳, 史再峰, 王云峰, 等. 高精度轻量级的无人机航摄图像目标检测模型研究[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(24): 2437010.
ZHAO X Y, SHI Z F, WANG Y F, *et al.* High-precision and lightweight object detection model for drone aerial photography images[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61(24): 2437010. (in Chinese)
- [16] LU H, LIU W, YE Z, *et al.* SAPA: Similarity-aware point affiliation for feature upsampling [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022, 35: 20889-20901.
- [17] 孙小栋, 朱启兵, 徐华伟, 等. 用于超纤革表面瑕疵识别的MFL_YOLOv8算法[J]. 光学精密工程, 2025, 33(2): 311-323.
SUN X D, ZHU Q B, XU H W, *et al.* MFL_YOLOv8 algorithm for surface defect detection of microfiber leather[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(2): 311-323. (in Chinese)
- [18] QIU Z, ZHAO Z X, CHEN S J, *et al.* Application of an improved YOLOv5 algorithm in real-time detection of foreign objects by ground penetrating radar [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(8): 1895.
- [19] ZHANG H, ZHANG S. Shape-iou: More accurate metric considering bounding box shape and scale[J]. *arXiv preprint arXiv:2312.17663*, 2023.
- [20] 郝之麟, 钟收成, 孙进, 等. 基于CCD-YOLOv5算法的铸件表面缺陷检测模型[J]. 特种铸造及有色合金, 2024, 44(8): 1083-1089.
YAN ZH L, ZHONG SH CH, SUN J, *et al.* Casting surface defect detection model based on CCD-YOLOv5 algorithm [J]. *Special Casting & Nonferrous Alloys*, 2024, 44(8): 1083-1089. (in Chinese)

作者简介:



孟令源(1998—),男,山东济南人,硕士研究生,2022年于青岛滨海学院获得学士学位,主要从事工业机器人方向的研究。E-mail: 202321201080@stu.ujn.edu.cn

通讯作者:



李映君(1982—),男,山东烟台人,2004年于山东科技大学获得学士学位,2007年于沈阳理工大学获得硕士学位,2010年于大连理工大学获得博士学位,主要从事传感器与执行器测控技术、工业机器人技术、智能化仪器仪表技术等领域的研究。E-mail: me_liyj@ujn.edu.cn