

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2517866

# 基于YOLOv8的钛棒表面缺陷检测<sup>\*</sup>

窦维嘉<sup>1</sup> 陈凯<sup>1,2</sup> 王娟平<sup>4</sup> 秦立峰<sup>1,2,3</sup>(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院 咸阳 712100; 2. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室 咸阳 712100;  
3. 农业农村部农业农村物联网重点实验室 咸阳 712100; 4. 陕西信达合瑞科技有限公司 咸阳 712000)

**摘要:** 钛棒打磨是钛材型材制造的关键步骤,其表面裂纹检测定位是自动化打磨的基础。针对传统目标检测模型对狭长裂纹检测精度低、泛化能力差、计算效率低等问题,提出基于改进YOLOv8s的DEBM-YOLO模型。通过添加ELA注意力机制捕捉裂纹的长距离空间依赖关系;采用DCNv3卷积模块增强主干网络的感受野和表示能力;使用双向加权特征金字塔结构替换YOLOv8中原有特征金字塔结构改善多尺度特征融合;最后,采用MPDIoU替换CIoU以提升泛化性能和收敛速度。在实地拍摄的数据集上的实验结果表明,改进后的DEBM-YOLO模型参数量下降4.5%,精确度上升1.9%,mAP@0.5上升1.4%,mAP@0.5:0.95上升1.9%,召回率上升4.9%,同时得到了检测精度提升与轻量化。

**关键词:** 目标检测;深度学习;钛棒表面缺陷;YOLOv8;可变形卷积

**中图分类号:** TP 391.4; TN911.73   **文献标识码:** A   **国家标准学科分类代码:** 520.2060

## Surface defect detection of titanium rod based on YOLOv8

Dou Weijia<sup>1</sup> Chen Kai<sup>1,2</sup> Wang Juanping<sup>4</sup> Qin Lifeng<sup>1,2,3</sup>

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&amp;F University, Xianyang 712100, China;

2. Shaanxi Key Laboratory of Agricultural Information Perception and Intelligent Service, Xianyang 712100, China;

3. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Xianyang 712100, China;

4. Shanxi Xinda Herui Technology Co., Ltd., Xianyang 712000, China)

**Abstract:** The surface crack detection and localization for titanium bar polishing was identified as a fundamental step in the manufacturing of titanium profiles. To address the issues of low detection accuracy, poor generalization ability, and low computational efficiency of traditional target detection models for narrow cracks, an improved YOLOv8s model named DEBM-YOLO was proposed. The ELA attention mechanism was added to capture long-range spatial dependencies of cracks. The DCNv3 convolution module was adopted to enhance the receptive field and representation ability of the backbone network. A bidirectional weighted feature pyramid structure replaced the original feature pyramid structure in YOLOv8 to improve multi-scale feature fusion. Finally, MPDIoU was used instead of CIoU to boost generalization performance and convergence speed. Experiments on a dataset captured in real environments showed that the improved DEBM-YOLO model reduced the number of parameters by 4.5%, increased precision by 1.9%, raised mAP@0.5 by 1.4%, mAP@0.5:0.95 by 1.9%, and recall by 4.9%. The model now achieves both enhanced detection accuracy and lightweight design.

**Keywords:** object detection; deep learning; surface defect detection of titanium rod; YOLOv8; DCNv3

## 0 引言

钛棒是钛材成品生产过程的中间形态和产物,其生产工艺环节包括钛棒熔炼、锻造、机加工扒皮等<sup>[1]</sup>。在锻造过

程中主要采用三镦三拔技术,可能会诱发折叠和裂纹的产生。随着锻造次数的增加,裂纹会逐渐扩展,从而降低钛材的成品率。因此,必须进行多次打磨以消除表面裂纹。当前的裂纹打磨工作主要依赖人工目视检测、手持电动工具

收稿日期:2025-01-09

\*基金项目:陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍建设(2022KXJ-048)、重点项目-秦创原总窗口“四链”融合,人工智能在钛打磨机器人打磨工艺数字化的应用研究(2024PT-ZCK-24)、西安市重点产业链技术攻关项目(23ZDCYJSGG0029-2023)、陕西省技术创新引导专项(2024ZYD-YYDP-85)项目资助

打磨,容易对人体造成伤害且效率低下<sup>[2]</sup>。实现高精度的钛棒裂纹检测是实现钛棒表面裂纹自动打磨的前提,具有重要意义。

当前已有的产品缺陷检测方法有涡流无损检测、微波检测、线结构光扫描检测等<sup>[3]</sup>,当前的检测技术受限于材料特性和操作流程的复杂性,难以满足钛棒直径和形状变化的需求。机器视觉技术正逐步应用于自动化检测领域。然而,由于钛棒表面纹理和裂纹的复杂性,传统的机器学习方法在钛棒表面缺陷检测方面表现较差。

随着深度学习技术的迅猛发展,目标检测网络在工业视觉缺陷检测领域的应用日益广泛。卷积神经网络在特征提取和高维数据处理方面展现出卓越的能力。如 Yang 等<sup>[4]</sup>提出了一种改进后的 Faster R-CNN 算法,用于检测铝材表面的缺陷,以 ResNet50 网络作为特征提取网络,并集成了路径增强特征金字塔网络(path augmentation feature pyramid net,PAFPN)。结果表明,该算法的 mAP 值为 78.8%,比原算法提高 2.2%。孙铁强等<sup>[5]</sup>提出一种基于 YOLO 的多模态钢轨表面缺陷检测算法 RailBiModal-YOLO。构建双流主干网络结构并行提取多尺度深度信息和 RGB 信息,设计双模态特征交互修正融合模块,引入 EVCBlock,以东北大学 NEU-RSDDS-AUG 作为实验数据集,实验结果表明:所提模型与原模型相比,在高检测速度的同时,mAP@50,mAP@50:95 分别提高 1.8% 和 3.2%,并具有更强鲁棒性。Tian 等<sup>[6]</sup>基于 CenterNet 模型改进而来的带钢表面缺陷目标检测模型 DCC-CenterNet,对其进行了扩展特征增强模块、采用 CIOU 替换原始 IoU 等操作,改进的模型在 NEU-DET 数据集上 mAP 达到了 79.41%,速度为 71.37 fps。黄志海等<sup>[7]</sup>针对 IC 器件在传统检测中易受噪声干扰等不足,在 YOLO 框架下设计多光谱图像特征融合模块,构建多光谱图像端对端的 YOLO-MIFF 缺陷检测模型,YOLO-MIFF 模型相较单红外光和单红外图像检测的 mAP 值分别提高了 24.69%、35.65%,相较 YOLO-Multiply、YOLO-Concat、YOLO-Add 分别提高 9.85%、6.67%、3.44%。在钛表面缺陷检测方面,Zhao<sup>[8]</sup>等提出了一种基于深度学习的钛合金表面缺陷检测方法,由工业相机、实验支架和 PC 组成光学检测系统,获取钛合金样品表面信息的超高分辨率图像。构建高质量的钛合金表面缺陷数据集,并使用 YOLOv5 模型对钛合金进行自动缺陷识别,为钛合金表面缺陷检测提供了一个有效的解决方案。Pei<sup>[9]</sup>等提出了一种基于机器视觉的钛合金棒缺陷检测系统,利用线扫描机对钛棒进行旋转图像收集,构建高质量钛棒表面缺陷数据集,随后提出一种改进的 YOLOv8 模型实现钛合金棒的缺陷检测和定位,通过改进模型进一步提高了钛合金表面缺陷的检测精度,但改进后的 YOLOv8 模型仍较为简单,缺乏针对性。

针对打磨环境下钛棒裂纹高精度检测问题,提出一种基于改进 YOLOv8 的钛棒表面缺陷检测网络 DEBM-

YOLO。采用 DCNv3 卷积模块改进主干网络,检测头前添加 ELA(efficient local attention)注意力机制,使用加权双向特征金字塔网络结构(bi-directional feature pyramid, BiFPN)改进特征融合机制,并替换 CIoU 为 MPDIoU,提高模型对表面缺陷的检测性能,并在自制的钛棒表面缺陷数据集上进行测试。

## 1 相关技术

### 1.1 YOLOv8 检测模型

YOLO(you only look once)<sup>[10]</sup>是一种单阶段目标检测器,用于实现两个目标(速度和准确性)。其中的 YOLOv8 网络结构由主干网络、颈部网络和检测头 3 部分组成<sup>[11]</sup>。

YOLOv8 主干网络主要由 CBS 模块(Conv 卷积模块)、C2f 模块(Residual 残差模块)、SPPF 模块组成。CBS 模块由一个二维卷积核 Conv、二维批标准化(BatchNorm2d)和激活函数(SiLU)构成,能够通过卷积操作提取输入的目标信息。C2f 模块包含多个卷积层和 n 个 Bottleneck,其参考了 DenseNet 的思想,增加了更多的跳层连接,取消了分支中的卷积操作,并增加了额外的 split 操作。这使得特征信息更丰富的同时,减少了计算量,实现了特征提取和计算效率之间的平衡。

YOLOv8 的特征提取网络对骨干网络提取的特征进一步处理融合后,采用一种双流的 PAN-FPN (path aggregation network with feature pyramid network) 结构,生成多尺度特征图,供后续目标检测头使用。检测头使用主流的解耦头结构(decoupled-head),将回归分支和预测分支分离,并针对回归分支使用了 DFL (distribution focal loss) 策略中提出的积分形式表示法。其网络结构如图 1 所示。

### 1.2 DCNv3 可变形卷积网络

DCNv3(deformable convolution network version 3)<sup>[12]</sup>是一种改进的可变形卷积网络,通过引入可变形卷积核来增强模型对空间变化的适应能力,其结构如图 2 所示。

可变形卷积根据输入图像,利用传统卷积核提取特征图。对得到的特征图再施加一个卷积层,得到可变形卷积的变形偏移量<sup>[13]</sup>。输出偏移量特征图尺寸为  $H \times W \times 2$ 。训练时,用于生成输出特征图的卷积核和用于生成偏移量的卷积核是同步学习的。偏移量是利用插值算法,通过反向传播学习得到。

可变形感兴趣区域(RoI)池化是对普通感兴趣区域池化的拓展,针对所有候选区域,将任意大小的矩形调整为固定尺寸的特征。给定输入特征图  $x$  和一个大小为  $w \times h$  的区域  $R_o$ ,RoI 池化将  $R_o$  划分为  $k \times k$  个单元,下称为 bin,同时输出一个尺寸为  $k \times k$  的特征图  $\mathbf{Y}$ ,其元素  $y(u, v)$  计算如式(1)所示。

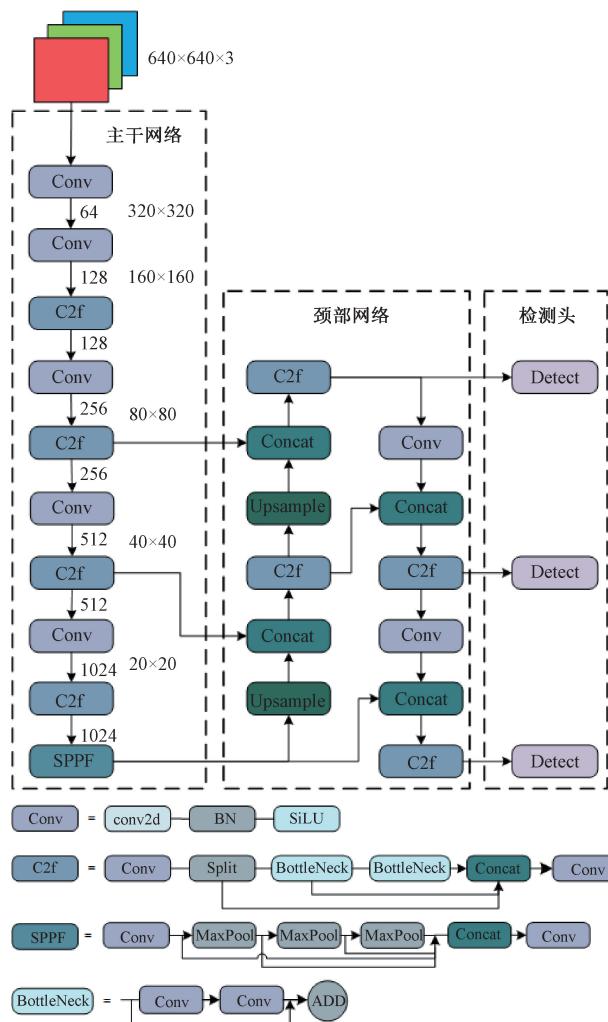


图 1 YOLOv8s 网络结构

Fig. 1 Network structure of YOLOv8s

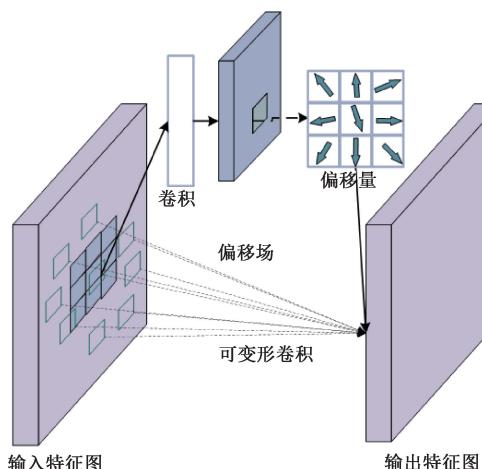


图 2 DCNv3 可变性卷积

Fig. 2 DCNv3 convolution

$$y(u, v) = \sum_{p \in bin(u, v)} \frac{x(p_0 + p)}{n_{uv}} \quad (1)$$

其中,  $n_{uv}$  为单元中的像素数量;  $p_0$  为采样点, 即特征图的中心位置,  $p$  表示网格中的点,  $p + p_0$  为每个 bin 区域中具体的采样位置,  $bin(u, v)$  表示特征图上第  $u \times v$  个区域的坐标集合。

DCNv3 对不同尺度特征具有很好的适应性, 能够捕捉到更多的上下文信息, 同时减少模型参数量, 提高计算效率。

## 2 DEBM-YOLO 钛棒裂纹检测算法

DEBM-YOLO 钛棒裂纹检测算法工作原理如图 3 所示。C2f-D 是 DCNv3 改进的 C2f 模块, 增强特征提取与感受野。ELA 为添加的注意力机制, 提升检出率。BiFPN 为特征融合机制改进, 提升其多尺度特征表达能力。

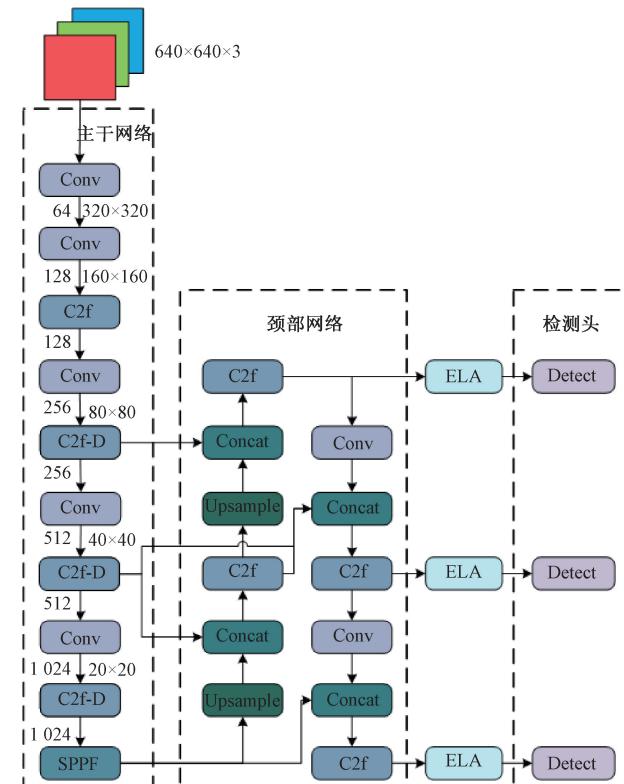


图 3 DEBM-YOLO 网络结构

Fig. 3 Network of DEBM-YOLO

### 2.1 卷积模块改进

钛棒表面裂纹通常表现为倾斜分布, 且尺度差异大, 传统正方形结构卷积检测性能较差, 采用可变形卷积网络 DCNv3, 引入可变形卷积层来提高模型的感受野和表示能力。

将 Bottleneck 中的 Conv 模块替换为 DCNv3 模块构成 Bottleneck-D 模块, 再将 C2f 中的 Bottleneck 模块替换为 Bottleneck-D 模块构成 C2f-D 模块, 替换 YOLOv8 主干网络中的 C2f 模块为 C2f-D 模块。具体改进如图 4 所示。

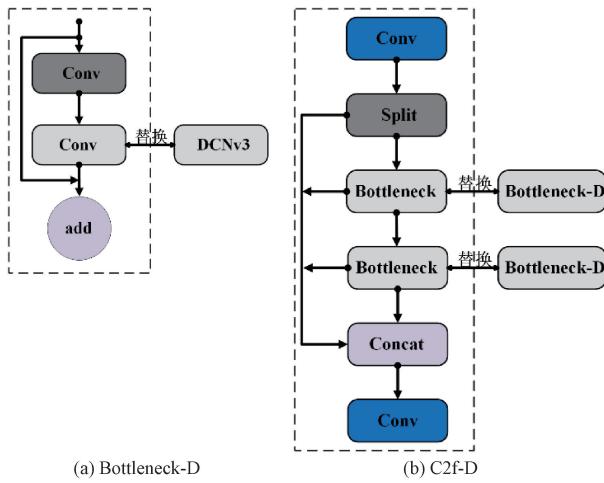


图 4 C2f-D 结构

Fig. 4 Network of C2f-D

## 2.2 ELA 注意力机制嵌入

ELA(efficient local attention)<sup>[14]</sup>模块通过一维卷积分别捕捉图像中水平和垂直方向的局部特征,能够捕获长距离的空间依赖关系,如图 5 所示。

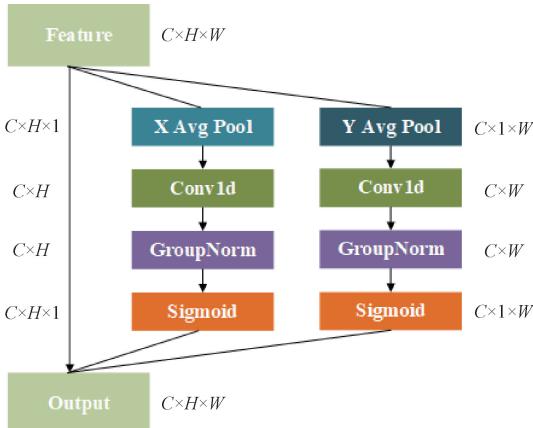


图 5 ELA 注意力机制

Fig. 5 ELA attention mechanism

ELA 注意力机制在水平和垂直方向上进行平均池化后,得到输入张量的水平和垂直坐标信息,应用一维卷积与分组归一化增强特征的局部交互,并产生两个方向上的位置注意力预测,最终通过乘积运算组合这些预测以确保精确的位置信息。计算公式如式(2)~(4)所示。

$$X^h = \sigma(G_h(F(Avg_H(X)))) \quad (2)$$

$$X^w = \sigma(G_w(F(Avg_w(X)))) \quad (3)$$

$$Y = X \times X^h \times X^w \quad (4)$$

其中,  $X$  为输入特征图,  $Y$  为输出特征图,  $Avg_H$  和  $Avg_w$  分别表示高度和宽度方向上的自适应平均池化,  $F$  表示一维卷积,  $G_h$  表示分组归一化,  $\sigma$  表示 Sigmoid 激活函数。该方法不仅避免了通道维度的减少,还通过在空间维度上获取水平和垂直方向的特征向量,保持窄核形状以

捕获孤立区域的长距离关系,同时较窄的内核形状能够防止不相关区域干扰标签预测,实现对感兴趣区域的精确定位。

钛棒表面缺陷包含大量细小裂纹,且长宽比大,传统模型检测性能不佳。本研究在 Detect 模块前以并行子结构形式嵌入 ELA 注意力机制。增强模型对细长裂纹的感知能力,确保裂纹的精确位置信息,减少不相干标签的干扰。提高金属表面裂纹检测准确性和效率<sup>[15]</sup>。

## 2.3 BiFPN 改进特征融合机制

特征金字塔网络 FPN(feature pyramid network)结构<sup>[16]</sup>利用自顶向下结构处理上下文信息的。对于小尺寸目标的检测,FPN 通过提升特征映射分辨率,在更宽广的特征图上执行卷积,以提取更多有关小目标的细节信息,但该结构受限于单向信息流。PANet 结构<sup>[17]</sup>在 FPN 的基础上引入了一条自底向上的路径,实现双向信息有效融合。加权双向特征金字塔网络结构 BiFPN<sup>[18]</sup>进一步通过双向特征融合机制来提高多尺度特征的表达能力。图 6 为 BiFPN 的特征金字塔结构。

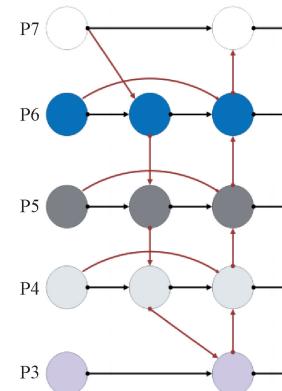


图 6 BiFPN 金字塔结构

Fig. 6 Network of BiFPN

本研究对 YOLOv8 中的类 PANet 特征融合机制进行改进,采用 BiFPN 结构在 PANet 的基础上进行加权双向跨尺度链接,简化网络结构,用更小的复杂度融合更多特征,针对数据集中的细小目标提升其多尺度特征表达能力及检测性能<sup>[19]</sup>。

## 2.4 损失函数改进

如图 7 所示,MPDIoU (minimum point distance intersection over union)<sup>[20]</sup>是一种改进的 IoU 损失函数,该函数通过最小化预测边界框与真实标注边界框左上角和右下角点之间的最小点距离,对边界框的相似度进行比较和度量。MPDIoU 在综合考虑了传统 IoU 所涉及的相关因素的基础上,实现了计算过程的简化。

MPDIoU 计算式如式(5)所示。

$$MPDIoU = IoU - \left( \frac{d_1^2}{w^2 + h^2} \right) - \left( \frac{d_2^2}{w^2 + h^2} \right) \quad (5)$$

其中,  $w, h$  为输入图像的宽度与高度。 $d_1, d_2$  是预测框与真实框左上角和右下角之间的欧氏距离,计算公式如

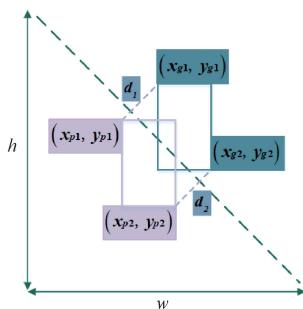


图 7 MPDIoU

Fig. 7 MPDIoU

式(6)~(7)所示。

$$d_1 = \sqrt{(x_{p1} - x_{g1})^2 + (y_{p1} - y_{g1})^2} \quad (6)$$

$$d_2 = \sqrt{(x_{p2} - x_{g2})^2 + (y_{p2} - y_{g2})^2} \quad (7)$$

YOLOv8 使用 CIoU 作为边界框损失函数, 只关注中心点之间的距离以及锚框的宽高比, 对表面缺陷的检测能力不佳。MPDIoU 基于最小点距离对边框相似度进行度量, 对长宽比大, 尺度变化大的裂纹有着更好的收敛速度, 同时综合考量了多种 IoU 相关因素<sup>[21]</sup>。因此, 本研究采用 MPDIoU 作为目标框损失函数替换 YOLOv8 中原来使用的 CIoU。

### 3 实验与分析

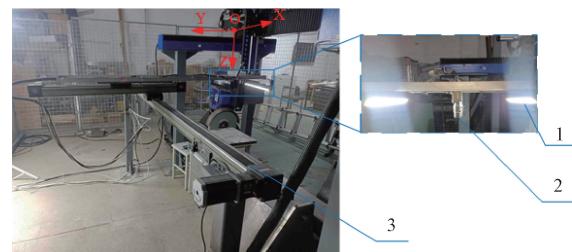
#### 3.1 数据集与评估指标

##### 1) 数据集构建

本研究实验数据拍摄于陕西省宝鸡市富士特钛业有限公司, 该公司可生产钛材、钛制品等 50 余种钛及钛合金产品, 数据集采集的钛棒形状包括多棱柱体或长方体, 覆盖全部钛棒类型。经打磨现场实地采集, 共获得 3 500 幅有效图像, 图像分辨率为 1 280 pixel × 1 280 pixel, 将获得的图像按照 8:2 的比例随机分成训练集和验证集。结合不同裂纹的图像特征目视解译, 利用开源软件 LabelImg 对数据集进行标注, 标记文件以 YOLO 数据集的格式存储。

图 8 为钛棒图像采集系统, 其中, 双目视觉模块和光源模块均安装在二维移动平台之上, 二维移动平台沿 X 轴方向的行程为 2.5 m, 沿 Y 轴方向的行程为 0.6 m。图像分块采集系统通过其两端的立柱与地面固定, 且独立于打磨系统之外, 在 Y 轴正方向上进行安装。

图 9(a)~(d) 所示为分别为氧化皮(oxide scale, OS)、撕裂裂纹(tear cracks, TC)、表面裂纹(surface cracks, SC)和人工标记(manual tagging, MT)等 4 种钛棒表面缺陷。其中 OS 是由于钛合金在高温下与空气发生化学反应形成的致密钛氧化物膜, 外观特征为淡黄色且均匀覆盖于工件表面; TC 是指钛合金坯料拔长变形时, 将坯料局部撕开的一种横向开裂, 其裂纹深度较深, 外观特征为裂纹方向与锻造流线呈 45° 或 90° 夹角、宽度较宽、匹配特征较差<sup>[22]</sup>; SC



1-光源模块 2-双目视觉模块 3-二维移动平台

图 8 钛棒图像采集系统

Fig. 8 Titanium rod image acquisition system

是指锻造过程中由于残留氧化皮或金属散热不均匀产生的细小裂纹, 其深度通常为 3~4.5 mm, 外观特征为裂纹方向与锻造流线基本平行、宽度较窄、匹配特性强<sup>[23]</sup>; MT 是由于钛棒表面裂纹需要求 100% 去除, 为避免由于背景干扰、遮挡导致漏识别, 故在人工复检阶段由人工将漏检裂纹用黄色油漆进行标记, 使特征更为明显。

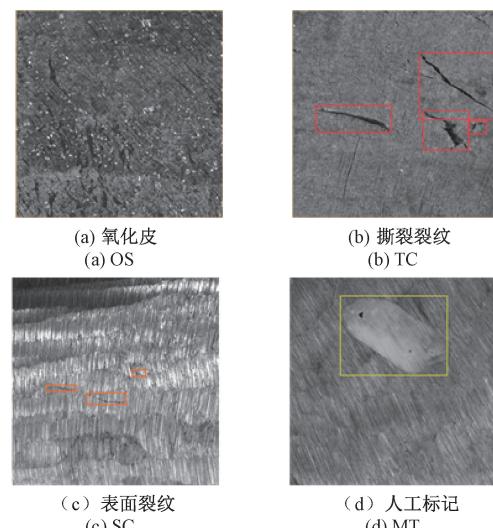


图 9 钛棒缺陷多分类标注示例

Fig. 9 Example of multi-classification annotation of titanium rod defects

##### 2) 数据处理与增强

为提高模型的泛化能力, 对训练数据集及验证集进行旋转 90° 的扩增处理, 增加图像数据样本以实现鲁棒的目标检测。并在模型训练过程中启用 Mosaic 数据增强方法, 以提高算法检测效果。

##### 3) 实验环境与参数设置

本实验环境显卡为 RTX4090, 深度学习框架为 Pytorch2.3, Python 版本为 3.12, CUDA 版本为 12.1。

对于训练参数, 训练轮次为 150 轮, 优化算法为 SGD, 动量因子为 0.937, 初始学习率为 0.01, 批大小为 16, 权重衰减系数为 0.0005, 启用单周期余弦退火算法优化学习率。

##### 4) 评价指标

评估模型性能采用以下指标: 精确率(precision, P)、

召回率 (recall, R)、平均精度 (mean average precision, mAP) 和模型参数总量 (params)。计算式分别为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (8)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (9)$$

$$AP = \frac{\sum Precision}{N(TotalImages)} \quad (10)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{N(Class)} \quad (11)$$

其中, TP 为真阳性率, 表示样本为正, 检测结果为正的

比率; FP 为假阳性率, 表示将负样本检测为正的比率; TN 为真阴性率, 表示正确检测的负样本比率; FN 为假阴性率, 表示将正样本检测为负的比率。AP(average precision) 代表单类标签平均(各个召回率中最大精确率的平均数)的精确率。

### 3.2 实验

#### 1) 消融试验

本文共对原始 YOLOv8 进行了 4 处改进, 为验证改进的 4 个模块各自的有效性, 对各个改进点及组合策略逐一进行消融实验。实验结果如表 1 所示。

表 1 消融试验

Table 1 Ablation experiments

实验	DCNv3	ELA	BiFPN	MPDIoU	P/%	R/%	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	Param/M
1	×	×	×	×	79.3	74.9	81.2	61.4	11.1
2	√	×	×	×	78.0	79.3	82.5	62.5	10.5
3	×	√	×	×	80.9	76.9	82.3	62.6	11.1
4	×	×	√	×	<b>82.5</b>	76.4	82.2	62.7	11.1
5	×	×	×	√	81.4	78.1	<b>82.7</b>	62.5	11.1
6	√	√			80.2	78.8	81.5	61.2	<b>10.5</b>
7	√	√	√		82.1	79.1	81.0	61.9	10.6
8	√	√	√	√	81.2	<b>79.8</b>	82.6	<b>63.3</b>	10.6

由表 1 可知, 改进后的 YOLOv8s 模型在参数量和计算复杂度上实现了有效降低, 同时在 mAP50 和 mAP50:95 两项核心评估指标上保持了高水平的表现。相较于原版 YOLOv8s, 改进版本优化 Precision 和 Recall 的平衡, 提升了检测的全面性和准确性, 同时参数量下降, 在资源受限的应用场景中表现出优势。如图 10 所示为 DEBM-YOLO 的 PR 曲线。

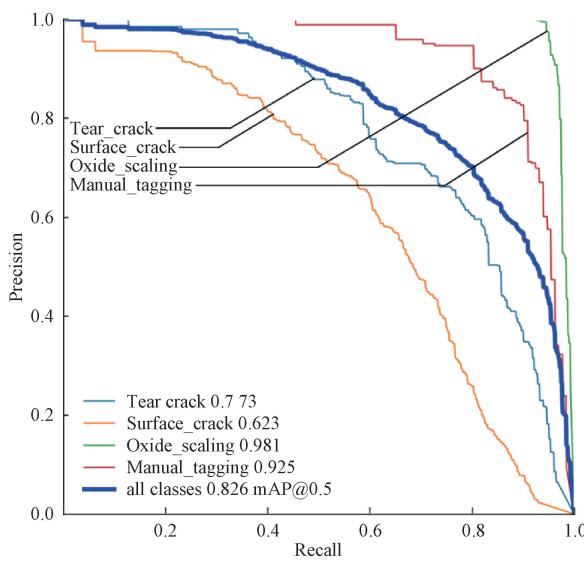


图 10 DEBM-YOLO PR 曲线

Fig. 10 PR curves of DEBM-YOLO

#### 2) 对比实验

选取 RT-DETR<sup>[24]</sup>、YOLOv5、YOLOv6<sup>[25]</sup>、YOLOv7<sup>[26]</sup> 等经典算法, 以及近期有关缺陷检测的主流模型 YOLO-SEA<sup>[9]</sup>、YOLO-GEAR<sup>[27]</sup> 与 DEBM-YOLO 在相同数据集和训练环境下进行对比实验, 实验结果如表 2 所示。

表 2 不同方法对比检测性能对比

Table 2 Comparison of result of experiment

模型	P/%	R/%	mAP50/%	mAP50:95/%	Params/M
RT-DETR-1	80.7	78.3	79.6	61.3	31.9
Yolov5s	78.7	73.7	80.3	61.3	9.1
Yolov7	<b>84.7</b>	74.1	71.3	57.8	36.4
Yolov6s	77.7	77.3	79.6	60.3	16.3
Yolov8s	79.3	74.9	81.2	61.4	11.1
YOLO-SEA	81.3	76.1	80.1	60.1	11.1
YOLO-GEAR	79.1	74.9	75.4	58.8	<b>6.2</b>
DEBM-YOLO	81.2	<b>79.8</b>	<b>82.6</b>	<b>63.3</b>	10.6

由表 2 可知, DEBM-YOLO 的识别精度值较 RT-DETR、YOLOv5s、YOLOv6s、YOLOv8s、YOLO-GEAR 等模型分别提高了 0.5%、2.5%、3.5%、1.9% 和 0.9%, 仅比 YOLOv7 低 3.5%, 比 YOLO-SEA 低 0.1%; 但召回率、

mAP50 和 mAP50:95 等 3 个指标上,本文的 DEBM-YOLO 均为 8 种模型中最高。其中 R 为 79.8%,较 P 值最高者 YOLOv7s 高 5.7%,mAP50、mAP50:95 则分别提升 11.3% 和 5.5%,综合检测效果提升明显。考虑到裂纹打磨的实际需求,裂纹的漏检对后续钛棒的质量影响更大,所以召回率的提高更关键。

在参数量方面,DEBM-YOLO 参数量相较 RT-DETR、YOLOv6s、YOLOv7、YOLOv8s 分别下降 66.7%、34.9%、70.8% 和 4.5%,仅比 YOLO-GEAR 模型参数量高,但 DEBM-YOLO 的综合检测性能大大优于 YOLO-GEAR。在保证综合检测性能的前提下,模型轻量化效果显著。

综上所述,DEBM-YOLO 在保持较高检测性能的同时,显著降低了模型的参数量和计算复杂度,展现了更好的综合性能和应用潜力。

### 3) 别效果分析

选取不同种类缺陷的数据集分别用基准模型(YOLOv8s),和改进模型(DEBM-YOLO)进行检测,对比结果如图 11 所示。可以看到,在对不同种类表面缺陷的检测中,原始模型均出现了一定的漏检,而 DEBM-YOLO 可以准确地检出。特别地,在图 11 第 2 行所示的强反光环境下,DEBM-YOLO 检测出了浅层的表面划痕,这表明模型抗干扰能力与稳定性也有所提升。

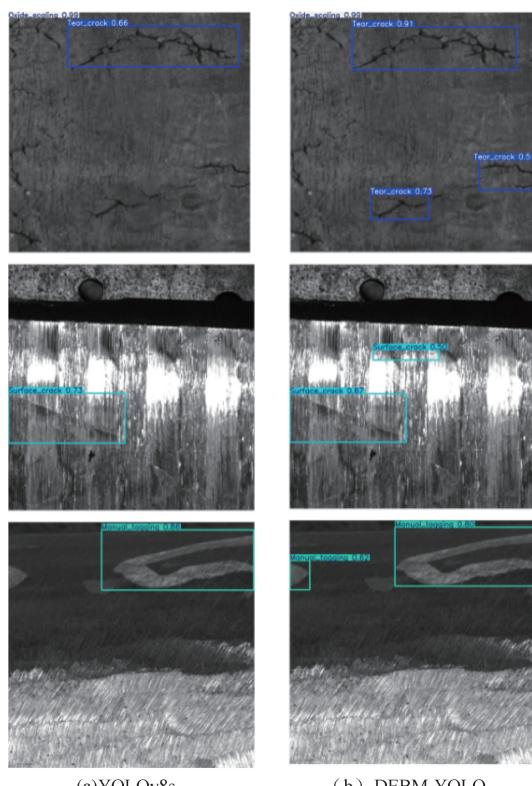


图 11 YOLOv8s 与 DEBM-YOLO 识别效果对比

Fig. 11 Comparison of detect results of YOLOv8s and DEBM-YOLO

### 4) 漏检情况分析

如图 12 所示为 DEBM-YOLO 模型在特殊场景下的检测效果,其中标红为漏检错检情况。DEBM-YOLO 在细小裂纹、强反光等复杂条件下对表面缺陷的检出总体表现良好。但依然存在少量漏检现象,说明模型在小目标和浅层划痕的感知能力方面仍有待进一步提升;同时还存在部分将氧化皮裂纹和较小的撕裂裂纹错检为表面划痕的现象,说明模型在增强了对缺陷感知能力的同时,缺乏对相似缺陷的分辨能力。

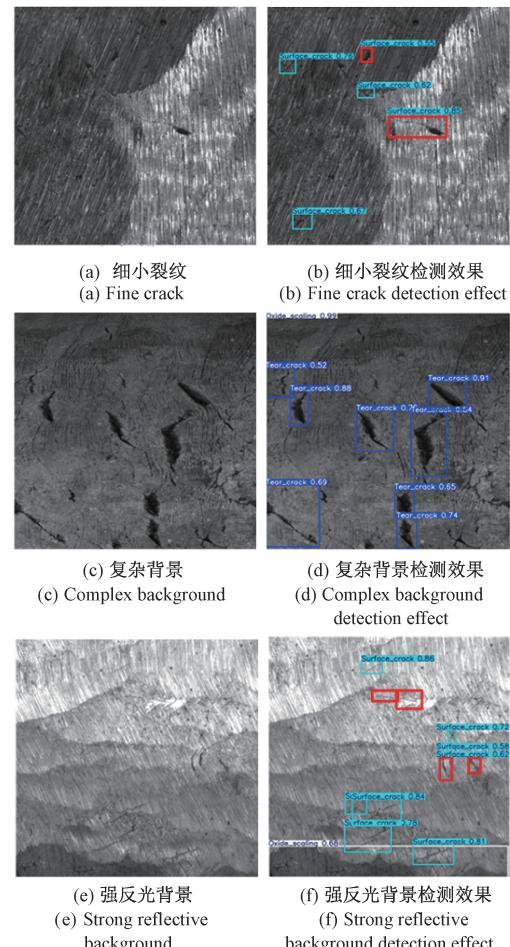


图 12 特殊场景识别效果

Fig. 12 Detect results in special scene

## 4 结论

本文提出了基于改进 YOLOv8s 的钛棒表面裂纹检测模型 DEBM-YOLO,主要结论如下:

针对钛棒表面缺陷的目标小,浅层特征丰富,长宽比大等特点,基于可变形卷积注意力机制等方法对 YOLOv8 检测模型进行该进。消融实验表明改进的各模块在自制数据集中发挥了应有的作用。C2f-D 模块增强了模型的特征提取能力与感受野,ELA 机制提高模型的检出率,BiFPN 改善了模型的特征融合能力,MPDiOU 提升了模型

的泛化能力与收敛速度。

对比试验表明,相较 YOLOv8s,DEBM-YOLOv8 模型的钛棒表面裂纹检测准确率、召回率、平均精度分别上升 1.9%、4.9%、1.4%,参数量下降 4.5%。同时得到了准确率的提升与轻量化。在自制数据集中,钛棒表面缺陷检出率明显提高,同时针对复杂检测环境下的稳定性也得到提升,对小目标、浅层目标的感知能力增强。

DEBM-YOLO 的召回率提升较大而在 mAP 的表现相较于 YOLOv8s 提升较小,在复杂背景下仍存在一定程度的错检漏检情况。原因是改进主要针对模型对缺陷的感知能力上,对于不同表面缺陷的不同特性,如表面划痕较细成线条状,而撕裂裂纹往往较粗且包含大片裂纹阴影等特征识别能力较差,仍需进一步研究。

## 参考文献

- [1] 刘世锋,刘全明,张朝晖,等.钛棒线材热连轧生产研究展望[J].热加工工艺,2014,43(3):5-7,11.  
LIU SH F, LIU Q M, ZHANG ZH H, et al. Research trends of hot tandem rolling production for titanium bar and wire rod [J]. Hot Working Technology, 2014, 43(3): 5-7, 11.
- [2] 王绍灼,孟晗,王芬,等.难变形钛合金的锻造缺陷及预防[J].锻压技术,2024,49(2):45-52.  
WANG SH ZH, MENG H, WANG F, et al. Forging defects and prevention on difficult-to-deform titanium alloy[J]. Forging and Stamping Technology, 2024, 49(2): 45-52.
- [3] 王浩然,李廷会,曹玉军,等.改进 YOLOv5s 网络在缺陷检测中的应用[J].网络新媒体技术,2022,11(2):58-65.  
WANG H R, LI T H, CAO Y J, et al. Application of improved YOLOv5s network in defect detection[J]. Network New Media Technology, 2022, 11 (2): 58-65.
- [4] YANG Y, SUN Q, ZHANG D, et al. Improved method based on faster R-CNN network optimization for small target surface defects detection of aluminum profile[C]. 2021 15th IEEE International Conference on Electronic Measurement and Instruments, 2021: 465-470.
- [5] 孙铁强,魏光辉,宋超,等.基于 YOLO 的多模态钢轨表面缺陷检测方法[J].电子测量技术,2024,47(21):72-81.  
SUN T Q, WEI G H, SONG CH, et al. Multi-modal rail surface defect detection method based on YOLO[J]. Electronic Measurement Technology. 2024, 47(21): 72-81.
- [6] TIAN R SH, JIA M P. DCC-CenterNet: A rapid detection method for steel surface defects [J]. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation, 2022, 187:110211.
- [7] 黄志海,邓耀华,吴光栋. IC 器件表面缺陷多光谱图像特征融合检测方法[J].仪器仪表学报,2024,45(9): 24-33.  
HUANG ZH H, DENG Y H, WU G D. Multispectral image feature fusion method for detecting surface defects in IC devices [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9), 24-33.
- [8] ZHAO Y, ZHANG J L, WANG M ZH, et al. A surface defect detection method of titanium alloy using deep learning[C]. 2024 4th International Conference on Optics and Communication Technology, ICOCT 2024: 13398.
- [9] PEI C H, PU H CH, LI CH L, et al. Research and development of a machine vision-based system for surface defect detection on titanium alloy bars[C]. 2024 IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems(CIS) and IEEE International Conference on Robotics, Automation and Mechatronics(RAM), 2024: 261-266.
- [10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. 29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [11] VARGHESE R, SAMBATH M. YOLOv8: A novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]. 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems(ADICS), 2024: 1-6.
- [12] WANG W H, DAI J F, CHEN ZH, et al. InternImage: Exploring large-scale vision foundation models with deformable convolutions[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 14408-14419.
- [13] 邓中港,代刚,吴湘宁,等.基于注意力机制和可变形卷积的金属表面细微不规则损伤的图像识别模型[J].计算机工程与科学,2023,45(1):127-135.  
DENG ZH G, DAI G, WU X N, et al. An image recognition model for minor and irregular damage on metal surface based on attention mechanism and deformable convolution[J]. Computer Engineering and Science, 2023, 45(1): 127-135.
- [14] XU W, WAN Y. ELA: Efficient local attention for deep convolutional neural networks [J]. ArXiv preprint arXiv:2403.01123, 2024.
- [15] 胥铁峰,黄河,张红民,等.基于改进 YOLOv8 的轻

- 量化道路病害检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(14): 175-186.
- XU T F, HUANG H, ZHANG H M, et al. Lightweight road damage detection method based on improved YOLOv8 [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(14): 175-186.
- [16] LIN T, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117-2125.
- [17] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]. 31st Meeting of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759-8768.
- [18] TAN M X, PANG R, LE Q V. EfficientDet: Scalable and efficient object detection [C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 10778-10787.
- [19] 张志远, 罗铭毅, 郭树欣, 等. 基于改进 YOLOv5 的自然环境下樱桃果实识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(S1): 232-240.
- ZHANG ZH Y, LUO M Y, GUO SH X, et al. Cherry fruit detection method in natural scene based on improved YOLOv5 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(S1): 232-240.
- [20] MA S, XU Y. MPDIoU: A loss for efficient and accurate bounding box regression[J]. ArXiv preprint arXiv:2307.07662, 2023.
- [21] 王金鹏, 何萌, 甄乾广, 等. 基于改进 COF-YOLOv8n 的油茶果静态与动态检测计数方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 193-203.
- WANG J P, HE M, ZHEN Q G, et al. Camellia oleifera fruit static and dynamic detection counting based on improved COF-YOLOv8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 193-203.
- [22] 柳奎君, 刘晓燕, 杨西荣, 等. 旋锻对等径弯曲通道变形纯钛的显微组织及力学性能的影响[J]. 塑性工程学报, 2020, 27(1): 90-95.
- LIU K J, LIU X Y, YANG X R, et al. Effect of rotary swaging on microstructure and mechanical properties of pure titanium processed by equal channel angular pressing [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2020, 27(1): 90-95.
- [23] 刘昌奎, 魏振伟, 赵剑, 等. TA15 钛合金锻件裂纹分析[J]. 失效分析与预防, 2017, 12(5): 310-313.
- LIU CH K, WEI ZH W, ZHAO J, et al. Crack analysis of TA15 titanium alloy forgings[J]. Failure Analysis and Prevention, 2017, 12(5): 310-313.
- [24] ZHAO Y, LYU W Y, XU S L, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection[C]. 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 16965-16974.
- [25] LI C Y, LI L L, JIANG H L, et al. YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications[J]. ArXiv preprint arXiv:2209.02976, 2022.
- [26] WANG C, BOCHKOVSKIY A, LIAO H M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]. 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [27] 涂福泉, 戚晏奇, 刘建, 等. 基于改进 YOLOv8s 的金属齿轮表面瑕疵检测算法[J]. 计算机与现代化, 2025(1): 100-106.
- TU F Q, QI Y Q, LIU J, et al. Metal gear surface defect detection algorithm based on improved YOLOv8s [J]. Computer and Modernization, 2025(1): 100-106.

## 作者简介

窦维嘉,本科,主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: ducking@nwafu.edu.cn

陈凯,硕士,主要研究方向为基于图像的钛棒表面缺陷在线监测,深度学习。

E-mail: 2262497614@qq.com

王娟平,硕士,副教授,主要研究方向为正逆向设计及智能制造。

E-mail: bj2004\_wjp@163.com

秦立峰(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为智能信息处理、农业信息化技术。

E-mail: fuser@nwafu.edu.cn