

DOI: 10.7512/j.issn.1001-2303.2025.09.09

基于改进Mask R-CNN的焊接成形缺陷检测与区域分割研究

刘 剑¹, 段瑞彬¹, 崔琬婷¹, 何亚章¹, 王克宽¹, 吴荣耀², 高嘉璘², 夏卫生^{2*}

1. 中国石油集团工程技术研究有限公司, 天津 300451

2. 华中科技大学 材料科学与工程学院 材料成形与模具技术全国重点实验室, 湖北 武汉 430074

摘要: 针对焊接成形缺陷人工检测效率低、传统机器学习方法鲁棒性差, 以及现有深度学习模型难以实现缺陷精确分割的问题, 提出一种改进Mask R-CNN算法的焊接成形缺陷检测模型。首先, 构建包含638组样本(驼峰304组、弧坑100组、飞溅234组)的焊接缺陷数据集, 通过Labelme进行像素级掩码标注, 并采用数据增强优化样本多样性。在Mask R-CNN骨干网络(ResNet)中嵌入CBAM混合注意力机制模块, 通过通道与空间双维度自适应特征增强, 提升模型对小目标缺陷(如飞溅)的敏感度, 然后采用改进的Mask R-CNN算法进行训练, 并进行算法性能验证。结果表明, 与改进前Mask R-CNN模型相比, 采用注意力机制改进之后的Mask R-CNN模型的 $mAP@0.5$ 提高了3.34%, $mAP@0.75$ 提高了9.78%, $mAP@0.5:0.95$ 提高了4.96%, 能够更有效用于焊接成形缺陷识别与区域分割。

关键词: 焊接成形缺陷; Mask R-CNN算法; 缺陷识别; 区域分割

中图分类号: TG441.7 文献标识码: A 文章编号: 1001-2303(2025)09-0098-04

Research on Defect Detection and Region Segmentation of Welding Forming based on Improved Mask R-CNN

LIU Jian¹, DUAN Ruibin¹, CUI Wanting¹, HE Yazhang¹, WANG Kekuan¹, WU Rongyao²,
GAO Jialin², XIA Weisheng^{2*}

1. China Petroleum Engineering Technology Research Co., Ltd., Tianjing 300451, China

2. State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology, School of Materials Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

Abstract: To address the inefficiency of manual inspection, poor robustness of traditional machine learning methods, and the lack of precise segmentation in existing deep learning models for welding forming defects, this study proposes an improved Mask R-CNN-based detection model. A dataset of 638 samples (304 humps, 100 craters, 234 spatters) was constructed with pixel-level mask annotations using Labelme, enhanced through data augmentation. The CBAM hybrid attention module was embedded into Mask R-CNN's ResNet backbone, enabling dual channel-spatial attention mechanisms to improve sensitivity to small-target defects (e. g., spatters). Experimental results demonstrate that the attention-enhanced model achieves 91.52% $mAP@0.5$ (+3.34%), 79.93% $mAP@0.75$ (+9.78%), and 63.17% $mAP@0.5:0.95$ (+4.96%) compared to the baseline, confirming superior effectiveness for welding defect identification and region segmentation.

Keywords: welding forming defects; Mask R-CNN; defect identification; regional segmentation

引用格式: 刘剑, 段瑞彬, 崔琬婷, 等. 基于改进Mask R-CNN的焊接成形缺陷检测与区域分割研究[J]. 电焊机, 2025, 55(9): 98-101.

Citation: LIU Jian, DUAN Ruibin, CUI Wanting, et al. Research on Defect Detection and Region Segmentation of Welding Forming based on Improved Mask R-CNN[J]. Electric Welding Machine, 2025, 55(9): 98-101.

收稿日期: 2024-09-09 修回日期: 2024-10-24

作者简介: 刘 剑(1988—), 男, 硕士, 主要从事海洋油气工程焊接及数字化技术研发。

通讯作者: 夏卫生(1979—), 男, 博士, 副教授, 主要从事智能焊接技术与装备、先进连接与电子封装技术等研究。E-mail: xiawsh@hust.edu.cn。

0 引言

焊接作为现代工业制造的基石工艺,在船舶制造、航空航天、核电与轨道交通等支柱产业中发挥着重要作用。作为多物理场多因素耦合复杂过程,焊接极易受到外部环境和多因素干扰,产生诸如驼峰、弧坑、飞溅等成形缺陷。为确保焊接部件质量,需要对焊缝进行高效准确的成形缺陷诊断。而人工检测已无法满足当前焊接自动化的发展需求^[1-2]。

目前,传统机器学习对缺陷图像进行诊断多依赖于复杂的图像处理算法以及大量人工设置的特征,鲁棒性和泛用性较差^[3]。而基于深度学习对焊接成形缺陷的诊断研究主要集中在缺陷分类和缺陷定位,缺乏对缺陷区域的精确分割。

实例分割算法能够在对目标缺陷进行分类和定位的同时,对目标区域进行分割,确定目标缺陷的实例语义,从而更好地提升工业检测的自动化程度^[4]。为此,本文基于改进的Mask R-CNN模型设计并优化焊接成形缺陷检测方法,以期实现焊接成形缺陷自动识别与区域分割。

1 图像采集与处理

1.1 图像采集

采用大恒MER-160-227U3M型CMOS工业相机作为视觉传感器,工业相机与光源均垂直于焊接部件安装,实现对焊缝图像的采集。

1.2 图像标注

制作含有目标缺陷的焊接样本^[5],其中驼峰缺陷共304组,弧坑共100组,飞溅共234组。所采集焊缝图像进行标注才能用于深度学习算法的监督训练^[6]。实例分割任务不仅要标注缺陷所在位置,还需对缺陷边界进行精确分割,从而生成目标区域的掩码。采用标注软件Labelme对焊接图像进行缺陷区域以及种类标注,如图1所示。

2 改进的Mask R-CNN算法设计

2.1 Mask R-CNN算法

Mask R-CNN为一种Two-stage检测算法,主

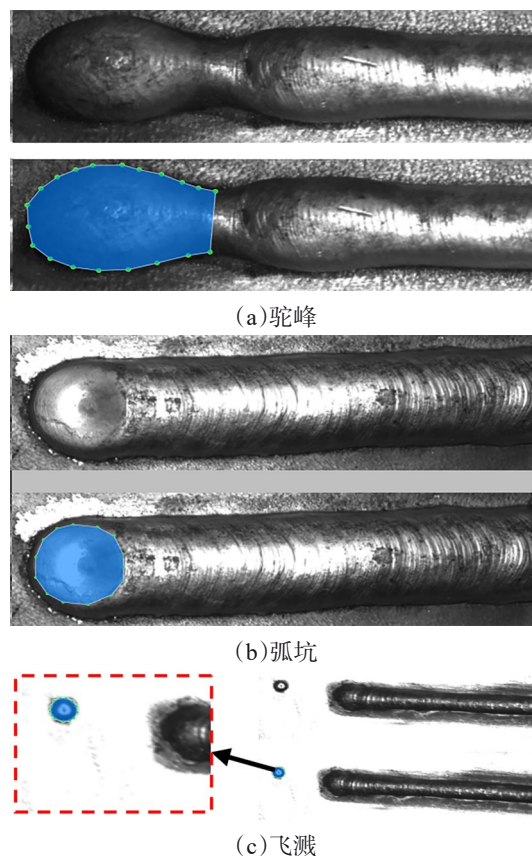


图1 各类缺陷以及标注样图

Fig. 1 Typical defects and annotated samples

要完成目标检测与实例分割等图像处理任务^[7-8],其模型网络结构如图2所示。

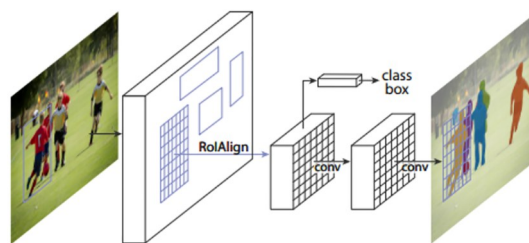


图2 Mask R-CNN框架图^[7]

Fig. 2 Framework of Mask R-CNN^[7]

Mask R-CNN分为:(1)早期Faster R-CNN结构,可以进行候选窗口分类和窗口坐标回归;(2)采用一个小的全卷积网络结构(Fully Convolutional Network, FCN)对每个感兴趣区域(Region of Interest, ROI)进行预测分割掩模。其主要结构为:

①骨干网络。输入图片后,首先采用残差网络 t (ResNe)构成特征金字塔,进行基本特征的提取、输出与保存。

②区域推荐网络(Region Proposal Network, RPN)。在特征图上生成一系列锚框,并进行修正与筛选出区域候选框。

③RoIAlign操作。对筛选后的尺寸大小不一的区域候选框进行RoIAlign操作,如图3所示,将相应区域池化为固定尺寸的特征图。

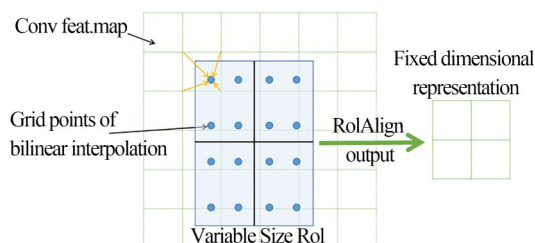


图3 ROIAli原理^[7]

Fig. 3 Schematic diagram of RoIAlign^[7]

④分类回归分支。对推荐区域进行边框回归,并使用softmax分类器进行分类,确定目标的类别与位置。

⑤使用全卷积网络对每一个推荐区域进行预测分割掩模,针对每一个像素进行分类实现对输入图像的像素级准确分割。

相比于Faster R-CNN,Mask-RCNN由于额外添加了mask分支,其损失函数一共由3项损失函数组成,总的损失函数表达式为: $L=L_{cls}+L_{box}+L_{mask}$,其中 L_{cls} 表示分类损失值, L_{box} 表示回归损失值, L_{mask} 表示mask掩膜部分的损失值。

2.2 注意力机制引入

引入注意力机制可以加强网络对被检测目标特征的提取,有效提高缺陷诊断效果。将混合注意力机制模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)模块与ResNet进行结合,在ResNet中引入通道注意力和空间注意力,通过在通道和空间两个维度上推算注意力权重,与原特征图进行相乘操作从而使网络可以自适应调整。

3 实验与结果分析

3.1 实验环境

实验运行环境:CPU使用Intel Corei7-11700K,主频3.60 GHz,运行内存16 GB,GPU使用NVIDIA GeForce RTX 3080,操作系统Windows10,深度学习

框架采用TensorFlow,编程语言为Python。

3.2 数据集设置

采用随机翻转、旋转、增加噪声等方法进行数据增强以提高模型的泛化能力与鲁棒性。分别将样本70%用于训练集,20%用于验证集,10%用于测试集。

3.3 评价方案

模型对某类的预测结果与真实结果的交集与并集的比值定义为交并比(Intersection over Union, IoU),对于Mask R-CNN模型则为预测掩码与真实掩码之间交集与并集的比值。当预测结果 IoU 大于 IoU 阈值时判定预测结果为真,即检测正确;反之则判定检测错误。 IoU 的计算为:

$$IoU = A \cap B / A \cup B \quad (1)$$

精确度(Precision, P)为真正例中实例数占预测为正例的比值,代表模型查准率:

$$P = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

召回率(Recall, R)为真正例占有Ground Truth的比例,代表模型查全率:

$$R = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

式(1)~式(3)中, TP (True Positive)代表样本为正例,预测结果也为正例, TN 代表样本为负例,预测结果也为负例, FP 代表样本为负例,预测结果为正例, FN 代表样本为正例,检测结果为负例^[10]。

在 IoU 阈值确定的前提下,不断调整置信度阈值,可以得到该置信度阈值下的 P 和 R ,进一步可以绘制 P 和 R 在0~1间的变化曲线,即 P - R 曲线。 P - R 曲线与坐标轴所围成的面积即为该类别所对应的平均准确率(Average Precision, AP)。将所有类别的 AP 取均值,则得到模型在该 IoU 阈值下的平均精度均值(Mean Average Precision, mAP)。将 IoU 阈值取0.5~0.95,步长0.05,获得10个 IoU 阈值下的 mAP ,然后取平均数记为 $mAP@0.5:0.95$,作为模型评价标准。

3.4 结果分析

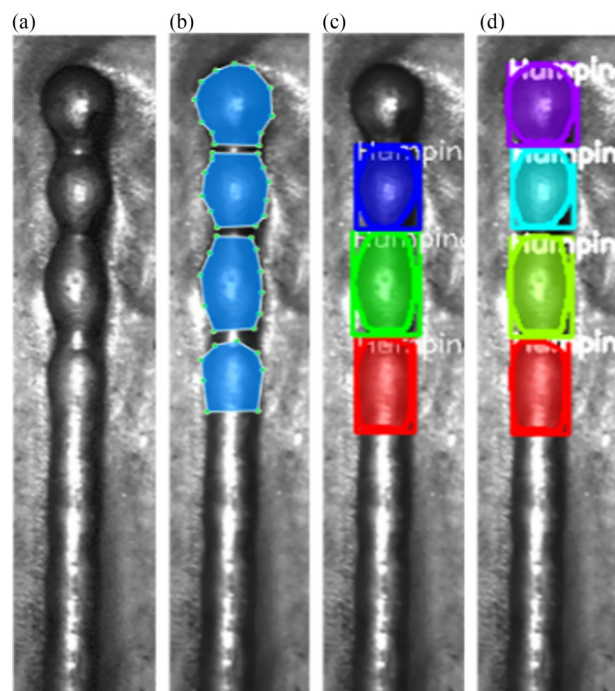
使用测试集对改进后的Mask R-CNN模型进行测试,如表1所示。

针对一张图像上仅含一种缺陷的样本,改进前后Mask R-CNN模型的检测结果如图4所示。改进前Mask R-CNN模型在检测分割连续多个驼峰缺

表1 改进前后模型的测试结果对比

Table 1 Comparison of test results between the improved and original models

项目	Mask R-CNN	Mask R-CNN+CBAM
$mAP@0.5$	88.18%	91.52%
$mAP@0.75$	70.15%	79.93%
$mAP@0.5:0.95$	58.21%	63.17%



(a)原始图像;(b)人工标注图像;(c)Mask R-CNN识别结果;
(d)改进后 Mask R-CNN 识别结果

图4 单一缺陷图像的模型识别结果

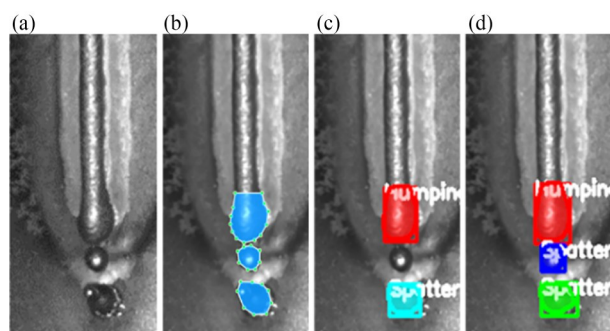
Fig. 4 Model detection results for single-defect image

陷时存在极少数漏检现象;改进后的 Mask R-CNN 则准确识别并分割出了所有驼峰缺陷。

针对一张图像上含有多种缺陷的样本,改进前与改进后 Mask R-CNN 的检测结果如图5所示。改进前 Mask R-CNN 模型在检测分割同时含有多种缺陷(驼峰、飞溅)的样本时,对于飞溅等小目标缺陷存在识别不全现象。而改进后的 Mask R-CNN 则准确识别并分割出驼峰和飞溅缺陷。

4 结论

(1)本研究构建了具有代表性的焊接缺陷数据集。共采集638组焊缝图像,涵盖驼峰、弧坑和飞溅三类典型缺陷,并采用 Labelme 工具进行像素级标



(a)原始图像;(b)人工标注图像;(c)Mask R-CNN 识别结果;
(d)改进后 Mask R-CNN 识别结果

图5 多重缺陷图像的模型识别结果

Fig. 5 Model detection results for multi-defect image

注,为模型训练与验证提供了高质量的数据基础。

(2)改进了 Mask R-CNN 模型结构。在 ResNet 骨干网络中引入 CBAM 注意力机制模块,分别从通道和空间两个维度对特征图进行加权增强,提高了模型对缺陷特征的敏感度,尤其是对飞溅等小目标缺陷的识别能力。

(3)实验结果验证了改进方法的有效性。在测试集上的评估结果表明,改进后的模型在多个评价指标上均优于原始 Mask R-CNN 模型: $mAP@0.5$ 提升了 3.34%; $mAP@0.75$ 提升了 9.78%; $mAP@0.5:0.95$ 提升了 4.96%。

(4)模型在多缺陷图像中表现良好。改进后的模型在包含多种缺陷的图像中仍能准确识别并分割出驼峰、飞溅等目标,显著减少了漏检和误检现象,提升了整体检测精度与分割质量。

参考文献:

- [1] 肖润泉,许燕玲,陈善本,等. 焊接机器人关键技术及应用发展现状[J]. 金属加工(热加工),2020(10): 24-31.
XIAO R Q, XU Y L, CHEN S B, et al. The key technology and application development of welding robot[J]. MW Metal Forming, 2020(10): 24-31.
- [2] Yang L, Wang H, Huo B, et al. An automatic welding defect location algorithm based on deep learning[J]. NDT & E International, 2021, 120: 102435-102445.
- [3] 刘凯. 基于 Faster R-CNN 模型的焊缝缺陷目标检测的研究与实现[D]. 北京:北京邮电大学,2020.
LIU K. The Research and Implementation of Welding Defect Object Detection based on Faster R-CNN Model [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecom