

DOI: 10.3969/j.issn.1671-024x.2025.01.013

## 基于深度残差网络的多层多道焊缝识别

何俊杰, 王传睿, 王天琪

(天津工业大学 天津市现代机电装备技术重点实验室, 天津 300387)

**摘要:** 为保证焊缝跟踪的精度并将激光条纹从强弧光、飞溅中分离出来, 提出了一种基于深度残差(SRNU)网络的激光条纹分割算法。该算法是将带有弧光的图像送入SRNU模型, 对内嵌于Resunet网络的编码层部分进行改进, 添加SE模块和分组残差模块, 对多层级特征信息进行提取和解析。结果表明: 所提算法与Resunet算法相比, 平均交并比、精确率、召回率与F1分数分别提升了0.79%、1.38%、0.50%和0.91%, 说明该方法有良好的鲁棒性且具有较强的抗干扰能力, 在复杂工况下也能将激光条纹从强弧光、飞溅中分离出来。

**关键词:** 结构光视觉传感器; 深度学习; 多层多道焊缝; 焊缝识别; 深度残差; 激光条纹分割算法

中图分类号: TP242.2; TG409

文献标志码: A

文章编号: 1671-024X(2025)01-0091-06

## Recognition of multi-layer and multi-pass weld seam based on depth residuals network

HE Junjie, WANG Chuanrui, WANG Tianqi

(Tianjin Key Laboratory of Modern Mechatronics Equipment Technology, Tianjogong University, Tianjin 300387, China)

**Abstract:** In order to ensure the accuracy of weld seam tracking, a laser streak segmentation algorithm based on SRNU network is proposed to separate the laser streak from the strong arc light and spatter. The image with arc light is fed into the SRNU model, and the coding layer part embedded in the Resunet network is improved by adding SE module and grouping residual module to extract and resolve multi-level feature information, which not only focuses the target information but also improves the segmentation accuracy. The results show that the proposed algorithm improves the average cross-merge ratio, accuracy, recall and F1 score by 0.79%, 1.38%, 0.50% and 0.91%, respectively, compared with the Resunet algorithm. The method has good robustness and strong anti-interference capability, and can meet the requirements of welding applications under complex working conditions.

**Key words:** structured light vision sensors; deep learning; multi-layer and multi-pass weld seam; weld seam recognition; depth residuals; laser streak segmentation algorithm

中厚尺寸钢板结构件普遍存在于船舶、建筑、桥梁的大型结构件的组装工程中, 为保证焊接工艺质量一般采用多层多道焊工艺完成<sup>[1]</sup>。利用焊接机器人完成中厚板的自动焊接, 所获得的坡口焊缝图像被强反射、飞溅等噪声严重污染, 会导致跟踪模型漂移, 进而跟踪失效<sup>[2]</sup>。因此, 在自动焊接时使用结构光视觉传感技术实时提取焊缝位置, 进行路径纠偏, 对于提高焊接质量有着重要的意义。

围绕激光视觉传感器在焊缝跟踪技术中的应用,

Li等<sup>[3]</sup>提出了一种利用三线激光传感器实时焊缝搜索定位策略, 提取坡口的特征信息, 修正工艺规划参数偏差。邹焱颀等<sup>[4]</sup>使用深层卷积神经网络VGGNet提取包含焊缝信息的激光条纹, 实现了焊接过程中焊缝特征点的跟踪。杜荣强<sup>[5]</sup>提出基于专用视觉传感系统, 采用快速图像分割、卷积神经网络(CNN)的特征区域识别和特征搜索技术, 准确地识别出焊缝特征, 提高了焊缝跟踪系统的稳定性<sup>[6]</sup>。刘宜鑫<sup>[7]</sup>对核相关滤波算法进行改进和优化, 提高了焊缝跟踪的鲁棒性。Ma等<sup>[8]</sup>

收稿日期: 2023-04-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(51975410); 天津市教委科研项目(2019KJ011)。

第一作者: 何俊杰(1973—), 女, 副教授, 主要研究方向为机器人控制技术。E-mail: 1547886762@qq.com

通信作者: 王天琪(1981—), 男, 副教授, 主要研究方向为焊接自动化控制技术。E-mail: wtq0622@163.com

提出了一种高效、准确的曲线焊缝起始点引导和焊缝跟踪方法——基于三次 B 样条拟合的滑动数据队列方法,克服了视觉超前问题,实现了曲线焊缝的精确跟踪。

由于在恶劣焊接环境下存在电弧光、烟尘、飞溅等干扰,传统算法无法准确提取焊缝中心线信息<sup>[9]</sup>,深层卷积神经网络在提取精度上仍有提升空间<sup>[10]</sup>。针对中厚板的多层多道焊视觉控制技术,引入残差学习的思想来弥补传统算法的缺陷,本文在设计结构光视觉传感器系统的基础上提出一种基于深度残差(SRNU)的网络模型,将残差模块改为分组拓扑结构,增加网络宽度,提高激光条纹的分割精度;残差模块后结合压缩激活模块,促进特征权重调整,并在焊缝图像数据集上进行实验,检验算法的有效性。

### 1 基于结构光视觉的图像采集

利用结构光视觉采集焊缝图像,具有稳定、速度快和精度高的优点。结构光视觉传感器原理如图 1 所示。

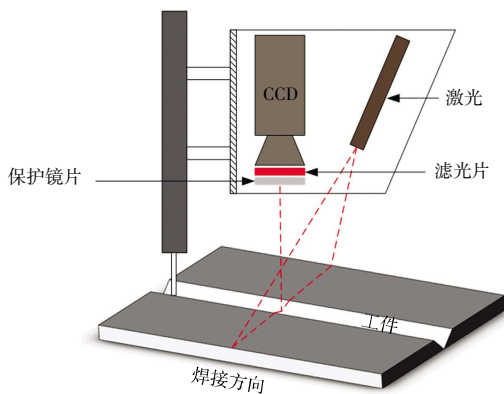


图 1 结构光视觉传感器原理

Fig.1 Schematic diagram of structured light vision sensor

为了过滤大量的电弧噪声,安装了一个窄带通滤波器。具有较低透镜畸变的远心透镜对高精度测量非常关键。激光发生器投射到焊接工件,激光条纹具有随焊缝轮廓变化的特征信息。由于晶体半导体(CCD)与激光平面之间角度的存在,激光条纹图不仅表现出焊缝的平面位置,还反映了由于角度而产生的深度信息,本文采用三角测量法来计算激光到工件表面的距离<sup>[11]</sup>,如图 2 所示。图 2 中: $O_c$  为成像坐标原点; $O_p$  为激光平面发光点; $O_g$  为在激光器主轴法平面投影; $A$ 、 $B$  为激光平面在物体上的轮廓点。

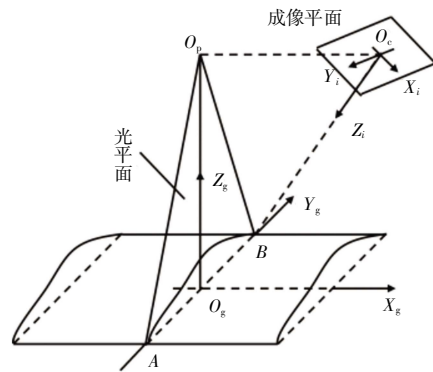


图 2 激光三角法原理

Fig.2 Schematic diagram of laser triangulation method

### 2 模型架构

焊缝识别是整个焊缝跟踪系统的关键。特征提取的准确性直接影响焊缝跟踪的鲁棒性。本文提出了一种基于 SRNU 的网络模型用于提取焊缝信息。SRNU 框架结构如图 3 所示。它结合了 SE-Net、ResNeXT 和 UNet 的优点。特征提取部分以 SE-Net 和 ResNeXT 为前端,利用 UNet 的上采样和特征迁移拼接来还原图像分辨率<sup>[12]</sup>,有效处理生物结构信息,且只需少量训练数据<sup>[13]</sup>。

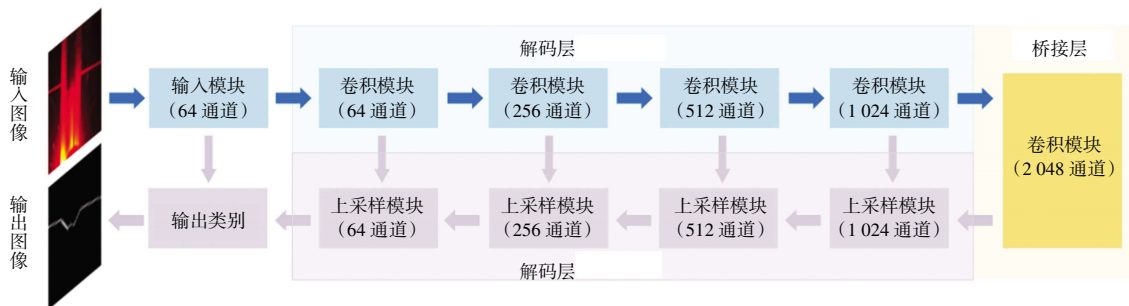


图 3 SRNU 网络结构

Fig.3 Structure of SRNU network

在特征提取部分,对焊缝图像进行预处理后输入网络的特征提取模块,特征提取部分以分组残差模块

为主干网络提取特征,有效解决特征信息缺失问题。在不增加参数量前提下加入 SENet 模块,自适应调整

个别通道的权重,增强网络的表达力。参照 UNet 模型结构,解码部分采用上采样来恢复图像,利用特征复制拼接操作将上采样和对应特征提取部分层结合,保留损失的激光条纹信息<sup>[4]</sup>。最后通过卷积和上采样操作得到激光条纹的分割结果。

### 2.1 分组残差模块

残差神经网络由多个独立卷积结构和卷积残差结构组成,最初用于分类。采用独立卷积结构对图像进行卷积处理,不同的卷积残差模块组成卷积残差结构,可以缓解深层卷积网络普遍出现的特征退化现象,如图 4 所示。由于深度网络的计算成本高,需对残差模块进行改进。

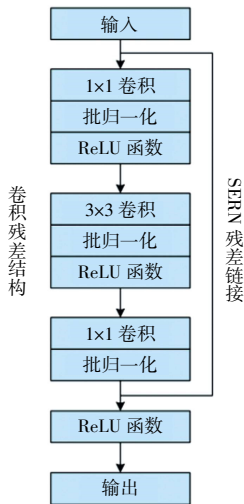


图 4 卷积残差结构

Fig.4 Structure of convolutional residual

分组残差模块将单路径卷积的残差结构改为相同拓扑结构的分组卷积<sup>[16]</sup>,如图 5 所示。在不增加网络参数的情况下提升网络性能,利用分割-变换-合并结构融合不同尺度的信息,不明显增加计算量又提高了精度。

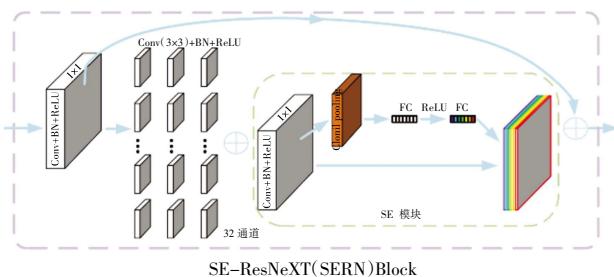


图 5 相同拓扑结构的分组卷积结构

Fig.5 Grouped convolutional structures with same topology

特征经过分组残差模块转换后与恒等映射后的初始特征拼接操作。ResNext 网络计算公式可简化为:

$$y = \delta(x + \sum_{i=1}^c T_i(x, w)) \quad (1)$$

式中: $x$  为输入映射矩阵; $y$  为输出映射矩阵; $w$  为残差单元相关的权重; $T_i(x)$  为分组残差函数; $C$  为分组数; $\delta$  为 ReLU 函数。

### 2.2 SENet 模块

针对通道上的噪声干扰问题,注意力机制通过压缩、激励以及权重的重新分配<sup>[17]</sup>,融合不同尺度的信息,增大特征通道的权重(如图 5 所示)。SENet 网络能够关注通道之间的关系,其模型可以自动学习到不同通道特征的重要程度。SENet 模块在参数量上的增加带来的计算量增长极小,但可以提高激光条纹分割精度,提升模型性能。SENet 网络公式为:

$$F' = [\sigma(W_2(\delta(W_1(\text{Avgpool}(F)))))] \otimes F \quad (2)$$

式中: $F$  和  $F'$  分别为输入和输出映射矩阵;AvgPool 为全局平均池化函数;采用 2 个全连接函数  $W_1$  和  $W_2$  来实现激励; $\delta$  为 ReLU 函数; $\sigma$  为 Sigmoid 函数; $\otimes$  为哈达玛积。

## 3 实验验证

本文搭建了基于结构光视觉的图像采集系统实验平台,如图 6 所示。整个系统包括自动化焊接机、六自由度工业机器人、工业个人计算机和视觉传感器构成。该系统采用 ABB IRB1410 工业机器人和 Fronius TPS 4000 CMT 自动焊接机,对坡口角度为  $90^\circ$  的对接 V 形坡口 Q235 碳钢进行多层多道焊接实验,尺寸为  $150 \text{ mm} \times 150 \text{ mm} \times 12 \text{ mm}$ 。用于焊缝提取的结构光视觉传感器系统中 CCD 相机的分辨率选择为  $656 \times 492$ ,为获得高质量的结构光图像,采用  $650 \text{ nm}$  波长的红色激光发生器,滤光片采用  $(660 \pm 10) \text{ nm}$  波段。

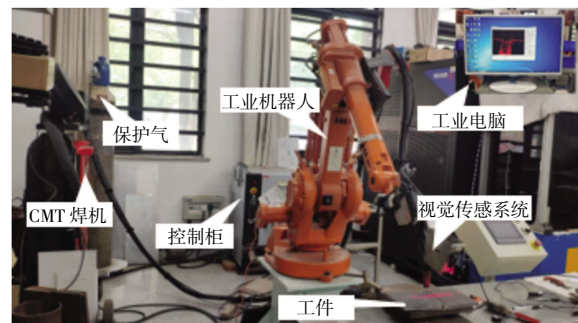


图 6 图像采集系统

Fig.6 Image acquisition system

### 3.1 数据集

通过图像采集系统在复杂环境下采集了 1 500 张原始焊接图像,得到多种情况下的带有弧光的激光条纹数据集,部分数据样本如图 7 所示。该数据集包

括整个焊接过程中每个焊道中丰富的焊缝图像。将数据集按照 8 : 1 : 1 的比例划分为训练集、验证集和测试集<sup>[18]</sup>。

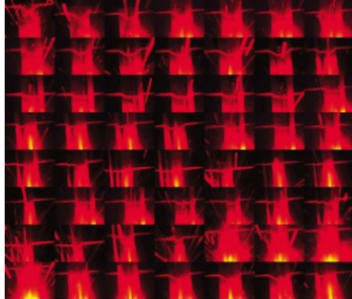


图 7 部分数据样本展示  
Fig.7 display of partial data sample

### 3.2 训练方法

本文提供了一个基于 PyTorch 的 Python 语言编程的深度学习框架。实验平台环境如下:处理器为 e5-1620 v4;GPU 为 Quadro P2000;32G DDR4 内存;Ubuntu16.04 操作系统。

本研究采用梯度下降速度最快的 Adam 一阶优化算法优化器代替随机梯度下降法<sup>[19]</sup>,能基于训练数据迭代更新神经网络权重;其初始学习率设为 0.000 1,学习率衰减因子通过计算梯度的一阶矩估计和二阶矩估计自适应得到;综合考虑模型的分割精度和显卡性能,每次训练的批大小(batch-size)为 4,遍历迭代次数为 100。

损失函数是模型训练中的偏差值,反应出模型学习能力的优劣状态。模型结合 Dice loss 非线性损失函

数与二进制交叉熵损失函数的方法训练网络,改善弧光极度不平衡问题<sup>[20]</sup>,提高激光条纹的预测能力。

### 3.3 评价指标

本研究采用主观和客观的评价标准来评估模型的分割预测性能。主观评价从视觉效果上比较图像的整体分割及微弱边缘的分割情况。客观评价采用常用的平均交并比、F1 分数、精确率、召回率 4 个指标共同评价<sup>[21]</sup>,计算公式如下:

$$\text{平均交并比} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (3)$$

$$\text{召回率} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$\text{精确率} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$F1 = 2 \times \frac{\text{精确率} \times \text{召回率}}{\text{精确率} + \text{召回率}} \quad (6)$$

式中:TP 代表正确识别分类的激光条纹像素数;FP 代表被误分为激光条纹的像素数;FN 代表激光条纹未被提取的像素数。

### 3.4 实验结果分析

#### 3.4.1 各模型对比实验结果与分析

为了评估本文网络的鲁棒性,采用主流的网络与本文网络模型对激光条纹图像数据集进行训练并做对比分析,实验条件均相同。图 8 展示了不同网络在测试集的部分预测分割结果。其中:image 为焊缝激光条纹原图;truth 为实际激光条纹;其他分别为 FCN、UNet、ResUnet 和 SRNU(本文模型)的预测分割结果。

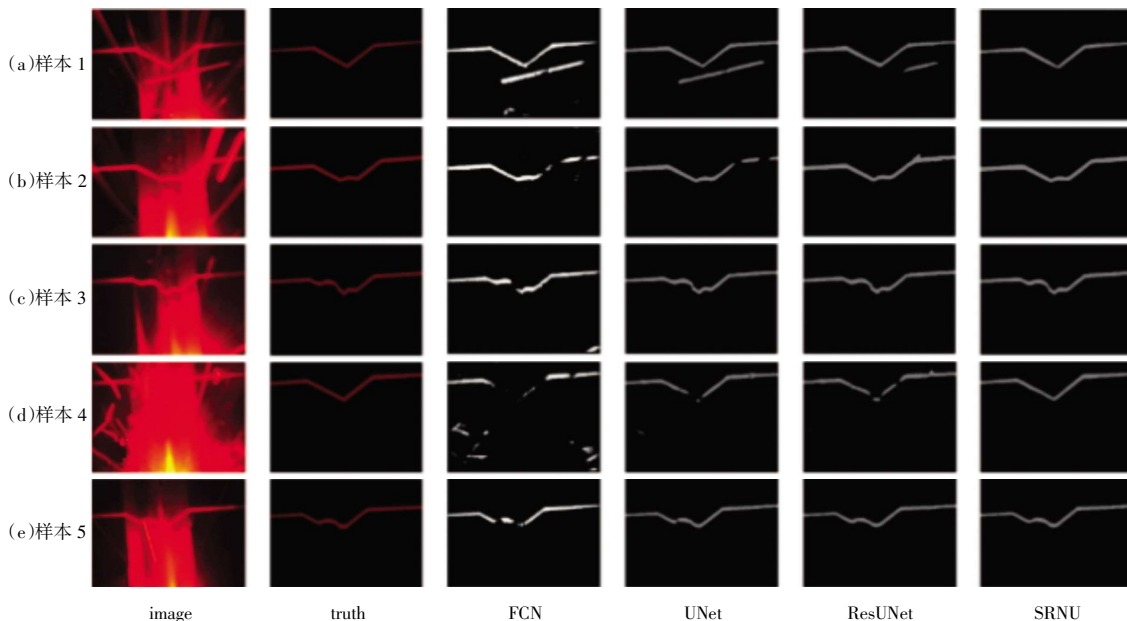


图 8 不同网络在测试集上的部分分割结果

Fig.8 Partial segmentation results of different networks on test set

由图 8(a)、图 8(b)区域的预测结果可知,当激光条纹附近存在强飞溅时,FCN、UNet 和 ResUnet 模型错误的把部分强飞溅提取成激光条纹,仅 SRNU 模型能正确的提取;针对图 8(c)、图 8(e)区域的弧光与激光条纹特征相似,FCN 和 UNet 模型存在一定程度上的断连和漏提的现象,ResUnet 和 SRNU 模型能够实现较为准确的分割;针对图 8(d)区域的强弧光,FCN、UNet 和 ResUnet 模型存在严重的误提和漏提,SRNU 模型基本消除了遮挡的强弧光,仍有较高的分割精度。

为更加客观量化网络的性能,采用上述评价指标来评估各模型的分割效果,各模型在激光条纹测试数据集的分割精度如表 1 所示。

表 1 不同网络在激光条纹测试集上的评价指标

Tab.1 Evaluation indexes of different networks on laser stripe test set

网络	平均交并比/%	精确率/%	召回率/%	F1 分数/%
FCN	86.36	91.58	92.65	91.81
UNet	93.84	96.19	93.09	94.61
Resunet	93.26	98.03	94.07	96.01
SRNU	94.05	99.41	94.57	96.92

由表 1 可以看出,SRNU 模型各项评价指标最优,实现了较理想的评价指标,模型的平均交并比、召回率、精确率和 F1 分数均优于 FCN、UNet 和 ResUnet 模型,各精度指标较 ResUnet 模型分别提高了 0.79%、1.38%、0.50%和 0.91%。说明 SRNU 网络性能得到了改进,对带有弧光的激光条纹图像更具有针对性的特征提取能力,可适应不同焊接环境。

#### 3.4.2 各模块对整体模型的影响

为了验证 SE 模块和分组残差模块对网络的影响,采用消融实验对比各个网络并进行分析,实验结果如表 2 所示。由表 2 可见,改进后的网络其平均交并比为 94.05%,精确率为 99.41%,召回率为 94.57%,F1 分数为 96.92%;当缺少分组残差模块时,各项评价指标分别降低了 0.25%、0.07%、0.18%和 0.16%;当缺少 SE 模块时,虽然准确率略高于 SRNU 模型,但是总体评价低于 SRNU 模型,由此证明了每个模块对总网络的有效性。

表 2 消融模型在激光条纹测试集上的评价指标

Tab.2 Evaluation indexes of ablation model on laser stripe test set

网络	平均交并比/%	精确率/%	召回率/%	F1 分数/%
Resunet	93.26	98.03	94.07	96.01
ResNext-UNet	93.73	99.51	94.17	96.76
SE-ResUNet	93.83	99.34	94.39	96.80
SRNU	94.05	99.41	94.57	96.92

## 4 结 论

为解决强弧光及飞溅的干扰导致焊缝跟踪中特征点识别精度低的问题,本文设计了一种用于焊缝跟踪实时提取激光条纹的算法。针对激光条纹边缘模糊难以有效提取问题,采用 UNet 网络的上采样和特征迁移、拼接还原图像分辨率,在不增加网络参数的同时,提高模型的泛化能力。在训练过程中选用 Adam 优化器代替随机梯度下降算法,最后解码网络分割结果。实验结果表明:

(1) SRNU 模型可以较好的结合 SE 模块和分组残差模块的优点,对激光条纹的检测精度较 FCN 网络、Unet 网络、Resunet 网络分别提高了 7.83%、3.22% 和 1.38%。在不增加网络计算量的情况下增强了模型的特征提取能力,自适应激活特征通道,全面提升了模型的性能。

(2) 改进后的网络在激光条纹预测方面的平均交并比为 94.05%,召回率为 94.57%,F1 分数为 96.92%,平均交并比较其他 3 种网络分别高出 0.79%、0.32%、0.22%,总体评价高于 3 种网络,说明 SRNU 网络性能得到了改进,对带有弧光的激光条纹图像更具有针对性的特征提取能力,可适应不同焊接环境。

(3) 模型在一定程度上可以识别过程中的误提、漏提和断连现象,在降低弧光飞溅的干扰方面取得较好的效果。在本文数据集上进行测试,综合各项测试结果,相比 FCN、UNet、ResUnet 算法,本文算法的性能指标有明显提升,有较好的鲁棒性且具有较强的抗干扰能力,在复杂工况下也能将激光条纹从强弧光、飞溅中分离出来。

#### 参考文献:

- [1] 王强,沈涛,刘勇. 海洋工程中厚板高强度钢 Q460E 焊接工艺及性能[J]. 船舶工程, 2021, 43(5):129-132, 139.  
WANG Q, SHEN T, LIU Y. Welding process and properties of Q460E high strength plate steel for offshore engineering[J]. Ship Engineering, 2021, 43 (5): 129-132, 139(in Chinese).
- [2] ZOU Y B, WEI X Z, CHEN J X. Conditional generative adversarial network-based training image inpainting for laser vision seams tracking[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 134(3):106140.
- [3] LI Y, LI Y F, WANG Q L, et al. Measurement and defect detection of the weld bead based on online vision inspection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(7):1841-1849.
- [4] 邹焱飏,周卫林,陈向志. 基于深度分层特征的激光视觉

- 焊缝检测与跟踪系统研究[J]. 中国激光, 2017, 44(4):95-106.
- ZOU Y B, ZHOU W L, CHEN X Z. Research on laser vision weld detection and tracking system based on depth stratification feature[J]. China Laser, 2017, 44 (4): 95-106(in Chinese).
- [5] 杜荣强. 基于激光视觉的机器人焊接区噪声图像处理及快速寻位与焊缝跟踪研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2019.
- DU R Q. Research on laser vision based robot welding area noise image processing and rapid location finding and weld tracking[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2019 (in Chinese).
- [6] DU R Q, XU Y L, HOU Z, et al. Strong noise image processing for vision-based seam tracking in robotic gas metal arc welding[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 101(5):2135-2149.
- [7] 刘宜鑫. 基于相关滤波的焊缝跟踪算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- LIU Y X. Research on weld seam tracking algorithm based on correlation filtering[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2022(in Chinese).
- [8] MA Y K, FAN J F, DENG S, et al. Efficient and accurate start point guiding and seam tracking method for curve weld based on structure light[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70:3001310.
- [9] SHAO W J, HUANG Y. A robust weld seam tracking method by using intensity-modulated structured light[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(4):5368-5376.
- [10] ZOU Y B, ZHOU W L. Automatic seam detection and tracking system for robots based on laser vision[J]. Mechatronics, 2019, 63:102261.
- [11] ZOU Y B, LI J C, CHEN X Z. Seam tracking investigation via striped line laser sensor[J]. Industrial Robot, 2017, 44(5): 609-617.
- [12] 黄鸿, 吕容飞, 陶俊利, 等. 基于改进 U-Net++ 的 CT 影像肺结节分割算法[J]. 光子学报, 2021, 50(2):0210001.
- HUANG H, LUY R F, TAO J L, et al. Segmentation algorithm of lung nodules in CT images based on improved U-Net++[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50 (2): 0210001(in Chinese).
- [13] 陈振, 陈芸芝, 吴婷, 等. 面向高分遥感影像道路提取的轻量级双注意力和特征补偿残差网络模型[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(5):949-961.
- CHEN Z, CHEN Y Z, WU T, et al. A lightweight dual attention and feature compensation residual network model for road extraction from high resolution remote sensing images[J]. Journal of Earth Information Science, 2022, 24 (5): 949-961(in Chinese).
- [14] LIAN S, LI L, LIAN G R, et al. A global and local enhanced residual U-net for accurate retinal vessel segmentation[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2021, 18(3):852-862.
- [15] ZHANG Z X, LIU Q J, WANG Y H. Road extraction by deep residual U-net[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(5):749-753.
- [16] GAO J F, CHEN Y, WEI Y M, et al. Detection of specific building in remote sensing images using a novel YOLO-S-CIOU model. Case: Gas station identification[J]. Sensors, 2021, 21(4):1375.
- [17] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8):2011-2023.
- [18] WU K X, WANG T Q, HE J J, et al. Autonomous seam recognition and feature extraction for multi-pass welding based on laser stripe edge guidance network[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 111 (9):2719-2731.
- [19] 谢菡芑, 张华军, 黄双, 等. 基于残差 U 型卷积网络的海面风速多步时空预测[J]. 控制与决策, 2023, 38(7):1845-1853.
- XIE J P, ZHANG H J, HUANG S, et al. Multistep spatio-temporal prediction of sea surface wind speed based on residual U-shaped convolution network[J]. Control and Decision, 2023, 38(7):1845-1853(in Chinese).
- [20] 全真, 徐爱俊. 基于改进 ResNet-UNet 的立木图像分割方法[J]. 中南林业科技大学学报, 2021, 41(1):132-139.
- TONG Z, XU A J. A tree image segmentation method based on improved ResNet-UNet[J]. Journal of Central South Forestry University, 2021, 41 (1): 132-139(in Chinese).
- [21] 罗松强, 李浩, 陈仁喜. 多尺度特征增强的 ResUNet+遥感影像建筑物提取[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(8): 540-549.
- LUO S Q, LI H, CHEN R X. ResUNet+remote sensing image building extraction with multi-scale feature enhancement[J]. Progress in Laser and Optoelectr, 2022, 59(8):540-549(in Chinese).

#### 本文引文格式:

何俊杰, 王传睿, 王天琪. 基于深度残差网络的多层多道焊缝识别[J]. 天津工业大学学报, 2025, 44(1): 91-96.

HE J J, WANG C R, WANG T Q. Recognition of multi-layer and multi-pass weld seam based on depth residuals network[J]. Journal of Tiangong University, 2025, 44(1): 91-96 (in Chinese).