

For citation: Ren Zhenghui. Research on Weld Pool Segmentation method for MAG Welding based on lightweight convolution Neural Network // Grand Altai Research & Education — Issue 2 (22)'2024 (DOI: 10.25712/ASTU.2410-485X.2024.02) — EDN: <https://elibrary.ru/HYHWHT>

UDK 621.791

RESEARCH ON WELD POOL SEGMENTATION METHOD FOR MAG WELDING BASED ON LIGHTWEIGHT CONVOLUTION NEURAL NETWORK

авторы

1 School of Mechanical Engineering and Automation, Wuhan Textile University, Wuhan, 430073, China
E-mail: 19986541758@163.com

Abstract. During the welding process, the quality of the weld can be monitored by observing the morphology of the molten pool. However, interference such as arc light and spatter can affect the extraction of the molten pool morphology. This paper proposes a method for molten pool segmentation based on a lightweight convolutional neural network. First, a molten pool image acquisition platform was set up, and 292 images were collected. Secondly, a lightweight fully convolutional neural network (FCN) and a Deep Feature Aggregation Network (DFANet) were constructed. The experimental results show that among the FCN models, FCN-8 has the best segmentation performance. After using the Deep Feature Aggregation Neural Network, its segmentation performance was further improved. The accuracy of this network is 99.88%, the accuracy of the molten pool category is 92.17%, the intersection over union (IoU) for the molten pool is 85.89%, and the average IoU is 92.89%. Compared to FCN-8, it has improved by 3.37% in the average IoU metric. The use of DFANet for molten pool morphology extraction has practical promotion value.

Keywords: deep learning; deep aggregation neural network; full convolution neural network; molten pool

基于轻量化卷积神经网络的 MAG 焊熔池分割方法研究

任正辉¹

1 武汉纺织大学, 湖北省数字化纺织装备重点实验室, 机械工程与自动化学院, 武汉, 430073
E-mail: 19986541758@163.com

摘要: 焊接过程中通过观察熔池形态, 可以监测焊接质量, 但存在的弧光, 飞溅等干扰会影响熔池形态的提取. 本文提出了一种基于轻量化卷积网络的熔池分割方法, 首先, 搭建了熔池图像标注平台, 标注了 292 张图像, 其次, 构建了轻量化全卷积神经网络 (FCN) 和深度特征聚合神经网络 (DFANet); 分别测试这两种网

络对熔池图像的分割性能;实验结果表明,FCN模型中FCN-8分割性能最好,使用深度特征聚合神经网络后,其分割性能进一步提升,该网络的准确率为99.88%,熔池类别准确率为92.17%,熔池交并比为85.89%,平均交并比为92.89%;较FCN-8在平均交并比指标上提升了3.37%,故使用DFANet进行熔池形态提取,有实用推广价值.

关键词: 深度学习;深度聚合神经网络;全卷积神经网络;熔池焊接

0 引言

随着机器人和人工智能技术的发展,传统焊接制造方式正向智能化[1]演进.实时检测熔池表面状态,对保证焊接质量,提高工作效率和保障工作人员安全具有重要意义.通过分析焊接熔池分割结果,可以实时掌握焊接过程中的质量信息,从而采取相应的措施进行质量控制.本文采用基于轻量化卷积神经网络的分割方法,实时反应焊接状态,调节焊接工艺参数,从而提高焊接质量.

1 MAG焊接过程及熔池图像数据处理

1.1 MAG焊接工艺简介

MAG焊[2]适用于碳钢,合金钢和不锈钢等黑色金属的焊接,实验中采用厚度为12mm,材质为20#的钢管作为母材,焊缝的类型为V型,V型焊缝上边缘宽度约为14mm,焊接方法为熔化极气体保护焊(Gas Metal Arc Welding, GMAW),为了得到丰富的熔池图像,对直径约为600mm的钢管进行焊接实验,焊接机器人在管道焊缝上爬行一周,图1为MAG焊熔池示意图.

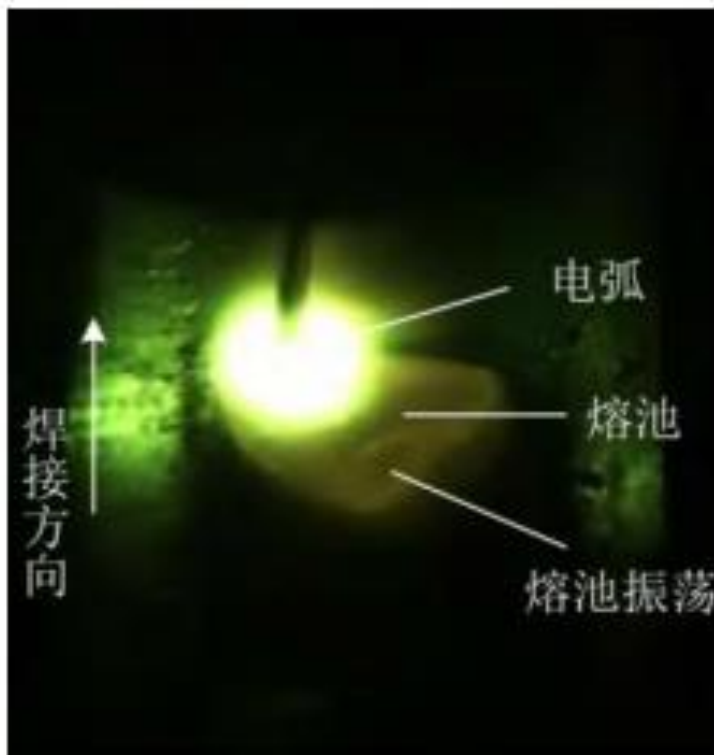


图1 MAG焊熔池示意图
Figure 1. Schematic diagram of MAG welding pool

1.2 标注过程

安装好 Labelme 后, 在 Python 环境中输入 Labelme, 回车就会打开图2 所示的标注窗口。

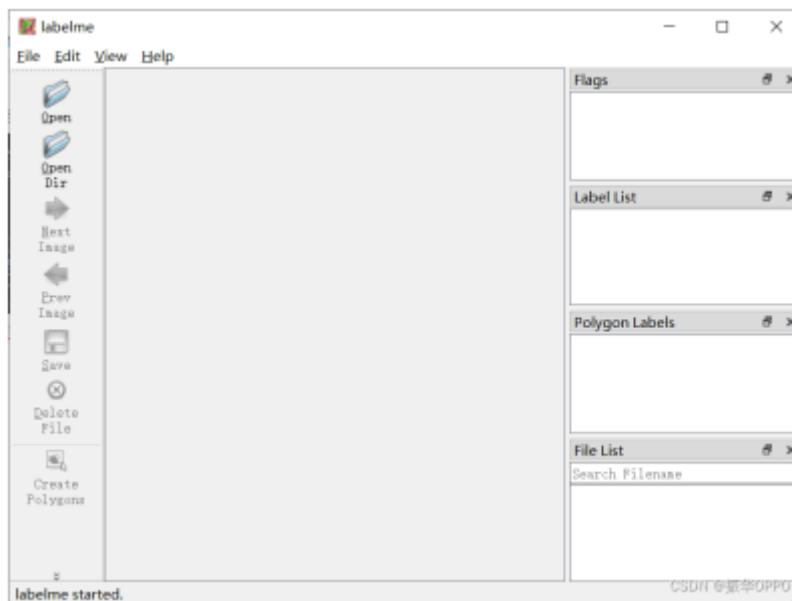


图2 Labelme界面
Figure 2. LabelMe Interface

使用多边形标注, 点尽量密集一些, 进行批量标注, 单个目标标注如图3 所示, 标注完成后保存成 JPG+JSON 形式, 按照 6:2:2 将其划分为验证集, 测试集, 训练集, 共标注 292 张图片。

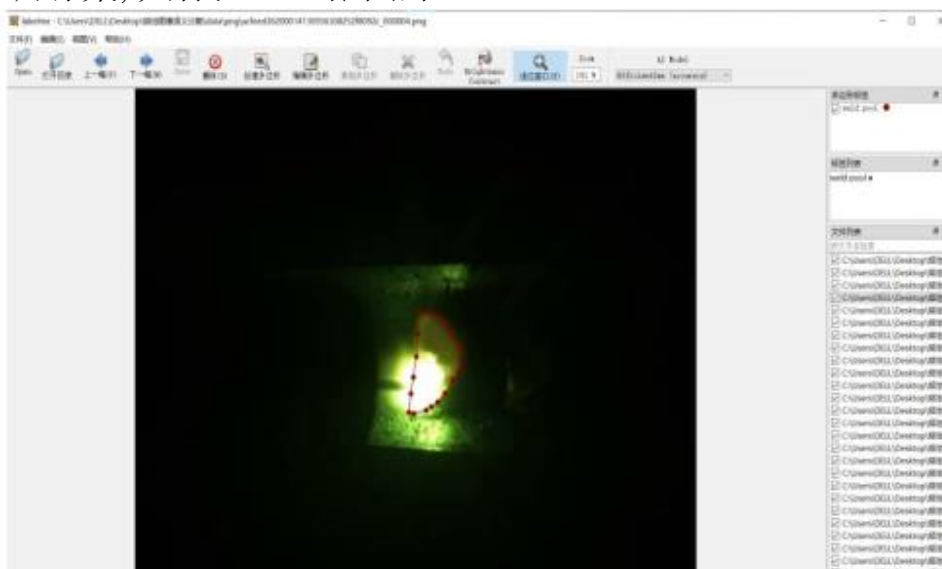


图3 单个目标标注图
Figure 3: Single Object Annotation Diagram

2 FCN 熔池图像分割

FCN (Fully Convolutional Networks, 全卷积网络) 用于图像语义分割 [3], 它是首个端对端的针对像素级预测的全卷积网络, 图4 为全卷积网络 (FCN) 结构示意图, 自该网络提出后, 就成为语义分割的基本框架, 后续算法基本都是在该网络框架中改进而来. 对于一般的分类 CNN 网络, 如 VGG 和 Resnet, 都会在网络的最后加入一些全连接层, 经过 softmax 后就可以获得类别概率信息. 但是这

个概率信息是一维的，即只能标识整个图片的类别，不能标识每个像素点的类别，所以这种全连接方法不适用于图像分割。

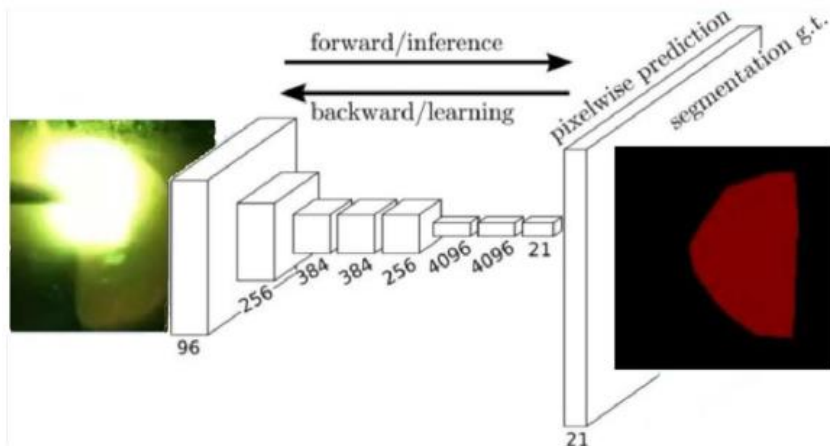
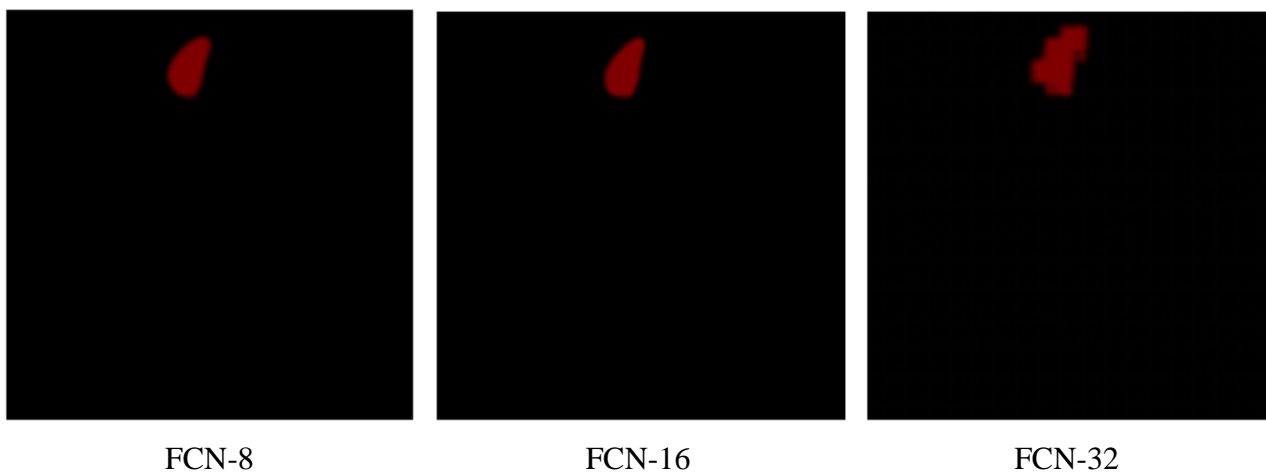


图4 全卷积网络 (FCN) 的结构示意图 [4]

Figure 4. Schematic Diagram of the Fully Convolutional Network (FCN) Structure

本文采用相同主干网络的全卷积神经网络 (FCN) 系列，包括FCN32, FCN16和FCN8, 用于熔池图像语义分割的深度学习模型。



FCN-8

FCN-16

FCN-32

图5 不同上采样结构下网络分割性能对比图

Figure 5. Comparison of network segmentation performance under different upsampling structures

图5 为不同上采样结构 [5] 下网络分割性能对比图, 由此图可以发现 FCN-8 分割出来的标签图轮廓清晰, FCN-16 较次, FCN-32 最差, 即 FCN-8 分割性能最好, 为进一步反映三种网络的分割性能的情况, 我们从平均交并比 (MioU), 交并比 (Intersection over Union, IoU), 类别像素准确率 (Class Pixel Accuracy, CPA), 正确率 (Accuracy) 等评价指标多尺度评价 FCN 性能, 表 1 为不同上采样结构下网络分割性能的对比, 进一步印证了 FCN-8 较其他两种分割性能更好。

表1 不同上采样结构下网络分割性能的对比

Table 1. Comparison of Network Segmentation Performance with Different Upsampling Structures

模型算法	ACC (%)	CPA (%)	IoU (%)	MIoU (%)
FCN-8	99.84	90.28	79.21	89.52
FCN-16	99.78	84.57	75.42	87.60

FCN-32

99.75

84.92

72.69

86.21

3 DFA熔池图像分割

语义分割网络结构 DFANet, 即 Deep Feature Aggregation, 也就是进行了深度的特征聚合的网络结构. DFANet 比现有的语义分割网络减少了 8 倍的计算量, 速度提升了 2 倍, 比 ENet[6] 的速度要快, 精度要高不少, 其次, 该结构提供了一种更好的方法去最大化多尺度感受野的使用. 多次的融合修正底层特征和高层特征, 并且保证计算量增加很少. 最后, 更改 Xception 网络结构, 增加 FC 通道的 attention, 从而确保感受野, 而计算量增加很少.

深度聚合神经网络 (DFA) 是一种在多个领域中应用的技术, 特别是在语义分割和目标检测等视觉任务中表现出色. 我们可以对 DFANet 及其相关技术进行详细分析. DFANet 的核心优势在于其深度特征聚合 (Deep Feature Aggregation) 模块, 这一模块能够有效地利用网络中的高层特征信息, 同时通过轻量级的特征聚合结构增强模型的学习能力. 这种结构不仅减少了参数数量, 还保持了足够的感受野, 从而在计算资源受限的情况下仍能保持较高的分割速度和性能, 表2 和图6 反映了 DFANet 对熔池的分割性能.

表2 深度聚合神经网络 (DFA) 分割性能

Table 2. Segmentation Performance of Deep Aggregation Neural Network (DFA)

模型算法	ACC (%)	CPA (%)	IoU (%)	MIoU (%)
DFA	99.88	92.17	85.89	92.89

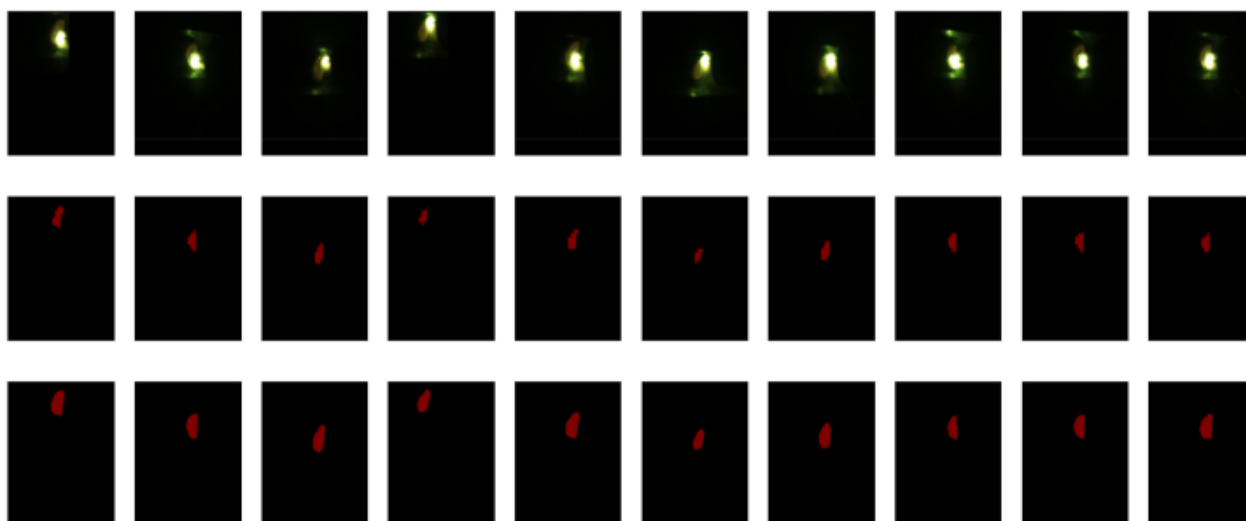


图6 DFANet 对熔池分割结果

Figure 6. Segmentation results of the molten pool by DFANet

4 结束语

本文主要有两个类型的实验, 分别是不同上采样结构的全卷积神经网络的分割性能对比实验以及采用多阶段特征聚合的 DFANet 分割性能实验。

首先, 在相同主干网络下的全卷积神经网络的分割性能对比实验中, FCN-8 网络优于 FCN-16, FCN-32, 有较高的分割性能, 其在 CPA 指标上比后两个网络分别高 5.71% 和 5.36%, 在 MIOU 指标上比后两个网络分别高 1.92% 和 3.31%, 经过对比, 我们发现, 无论从正确率和平均交并比上来说, FCN-8 网络的分割性能更为优异。

其次, 在采用多阶段特征聚合的 DFANet 分割性能实验中, DFANet 网络优于全卷积神经网络 FCN-8, 其在 CPA 指标上比 FCN-8 网络高 1.89%, 在 MIOU 指标上比 FCN-8 高 3.37%。经过对比, 我们发现无论是从正确率还是平均交并比来看, DFANet 的各项指标都要优于全卷积神经网络。

结果表明, 改进后的 DFANet 网络模型参数量小, 单图推理时间较短, 同时平均交并比保持较高水准。改进后的算法可以去除焊接过程中的弧光干扰, 实现对熔池图像的实时提取, 同时能有效降低模型复杂度, 较好的平衡算法实时性和分割精度。未来将使用分割性能更好的 BISNET [7], STDC 网络模型, 进一步提高熔池分割精度, 减少网络参数和计算量, 提高模型的推理速度和效率。同时, 进一步优化轻量化 CNN 模型的结构和参数, 以提高其在 MAG 焊熔池分割中的表现, 研究熔池图像特征与焊接质量之间的关系, 建立质量评估模型, 未来研究应继续探索这些技术在 MAG 焊接领域的应用潜力, 以推动焊接技术的不断进步和创新。

参考文献

- [1] 孔维拯, 孙晗, 李斯麟, 等. 局部自主智能化焊接机器人系统设计[J]. 自动化仪表, 2024, 45(08):64-68. DOI:10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2022080090.
- [2] 王治中, 陈文韬. MAG 焊接过程电信号分析[J]. 工业控制计算机, 2024, 37(09):110-112.
- [3] 韩松杰, 刘银华, 李彦征, 等. 车身焊装场景下高密度点云数据的半监督语义分割方法[J/OL]. 计算机集成制造系统, 1-16[2024-10-27]. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2023.0729>.
- [4] 邹显迪, 何小利, 余谦, 等. 基于改进 FCN 的肺炎图像分割方法[J]. 齐齐哈尔大学学报(自然科学版), 2024, 40(04):5-10. DOI:10.20171/j.cnki.23-1419/n.2024.04.011.
- [5] 赵会鹏, 曹景胜, 潘迪敬, 等. 改进 YOLOv8 算法的交通标志小目标检测[J]. 现代电子技术, 2024, 47(20):141-147. DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2024.20.022.
- [6] 连博博, 臧蒙特, 傅贤君, 等. 基于改进 ENet 算法的工业皮带输送中的异物检测方法[J]. 电脑知识与技术, 2023, 19(17):98-100. DOI:10.14004/j.cnki.ckt.2023.0927.
- [7] 李鹏程, 陈海东, 李世鹏, 等. 基于 BiSNet 的航天发动机转子智能健康监控[J]. 遥测遥控, 2021, 42(02):22-28. DOI:10.13435/j.cnki.ttc.003123.

References

- [1] Kong Weicheng, Sun Han, Li Silin, et al. Design of Local Autonomous Intelligent Welding Robot System [J]. Automation Instrumentation, 2024, 45(08): 64-68. DOI: 10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2022080090.

- [2] Wang Zhizhong, Chen Wentao. Analysis of Electrical Signals in MAG Welding Process [J]. Industrial Control Computer, 2024, 37(09): 110-112.
- [3] Han Songjie, Liu Yinhua, Li Yanzheng, et al. Semi-supervised Semantic Segmentation Method for High-density Point Cloud Data in Car Body Welding Scenario [J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 1-16 [2024-10-27]. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2023.0729>.
- [4] Zou Xiand, He Xiaoli, Yu Qian, et al. An Improved FCN-based Method for Pneumonia Image Segmentation [J]. Journal of Qiqihar University (Natural Science Edition), 2024, 40(04): 5-10. DOI: 10.20171/j.cnki.23-1419/n.2024.04.011.
- [5] Zhao Huipeng, Cao Jingsheng, Pan Dijin, et al. Small Target Detection of Traffic Signs with Improved YOLOv8 Algorithm [J]. Modern Electronic Technology, 2024, 47(20): 141-147. DOI: 10.16652/j.issn.1004-373x.2024.20.022.
- [6] Lian Bobo, Zang Mengte, Fu Xianjun, et al. Foreign Object Detection Method in Industrial Belt Conveyor Based on Improved ENet Algorithm [J]. Computer Knowledge and Technology, 2023, 19(17): 98-100. DOI: 10.14004/j.cnki.ckt.2023.0927.
- [7] Li Pengcheng, Chen Haidong, Li Shipeng, et al. Intelligent Health Monitoring of Aerospace Engine Rotor Based on BiSNet [J]. Remote Sensing and Control, 2021, 42(02): 22-28. DOI: 10.13435/j.cnki.ttc.003123.