

激光焊缝图像分割与颜色识别方法研究

吴家洲, 刘君, 施佳文, 张胜

Research on image segmentation and color recognition method of laser weld

引用本文:

吴家洲,刘君,施佳文,张胜. 激光焊缝图像分割与颜色识别方法研究[J]. [激光技术](#), 2023, 47(5): 723–728.

WU Jiazhou, LIU Jun, SHI Jiawen, et al. Research on image segmentation and color recognition method of laser weld[J]. [Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays](#), 2023, 47(5): 723–728.

您可能感兴趣的其他文章

1. [基于深度学习的全息图超分辨重建研究](#)

引用本文: 裴瑞景, 王硕, 王华英. 基于深度学习的全息图超分辨重建研究[J]. [激光技术](#), 2023, 47(4): 485–491.

2. [基于改进YOLOv4算法的水果识别检测研究](#)

引用本文: 裴瑞景, 王硕, 王华英. 基于改进YOLOv4算法的水果识别检测研究[J]. [激光技术](#), 2023, 47(3): 400–406.

3. [基于改进YOLOX算法的X射线图像违禁品检测方法](#)

引用本文: 袁金豪, 张南峰, 阮洁珊, 等. 基于改进YOLOX算法的X射线图像违禁品检测方法[J]. [激光技术](#), 2023, 47(4): 547–552.

4. [不等厚铝/钢激光焊接接头组织与性能研究](#)

引用本文: 方正帅, 刘佳明, 黄根哲, 等. 不等厚铝/钢激光焊接接头组织与性能研究[J]. [激光技术](#), 2023, 47(2): 147–153.

5. [汽车板激光扫描焊接工艺研究](#)

引用本文: 祁小勇, 李道金, 叶兵, 等. 汽车板激光扫描焊接工艺研究[J]. [激光技术](#), 2016, 40(6): 825–829.

文章编号: 1001-3806(2023)05-0723-06

激光焊缝图像分割与颜色识别方法研究

吴家洲, 刘君, 施佳文, 张胜

(南昌航空大学 信息工程学院, 南昌 330063)

摘要: 为了减少激光焊缝语义分割中焊缝形状和颜色多样性对分割精度的影响, 采用注意力机制的图像语义分割方法提取焊缝区域。通过将焊缝区域图像从 RGB 转变到 HSV 颜色空间, 在 HSV 模型空间实现对焊缝表面颜色识别, 分析了3种类型焊缝对区域分割和颜色识别的影响。结果表明, 焊缝分割区域平均像素精度约为91.2%, 添加注意力机制U型网络模型的分割效果更好。此焊缝表面颜色自动识别结果符合生产要求, 在工业生产中有广泛应用前景。

关键词: 图像处理; 语义分割; 颜色识别; 深度学习; 注意力机制

中图分类号: TG456.7; TP751 文献标志码: A doi: 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2023.05.022

Research on image segmentation and color recognition method of laser weld

WU Jiazhou, LIU Jun, SHI Jiawen, ZHANG Sheng

(School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: In order to reduce the influence of weld shape and color diversity on segmentation accuracy in laser weld semantic segmentation, an image semantic segmentation method based on attention mechanism was used to extract weld. The image in the weld was converted from RGB (red, green, blue) to HSV (hue, saturation, value) color space, and the weld surface color was recognized in HSV. The effects of three kinds of welds on region segmentation and color recognition were analyzed. The results show that the average pixel accuracy of the weld segmentation region is about 91.2%, and the segmentation effect of the attention U-Net model with attention mechanism is better. The results of automatic identification of weld surface color meet production requirements, and have broad application prospects in industrial production.

Key words: image processing; semantic segmentation; color recognition; deep learning; attention mechanism

引言

激光焊是一种高密度热源焊接形式, 具有焊接速度快、焊缝深宽比大的特点, 主要用于不锈钢、钛和铝等金属的焊接。在焊接过程中, 保护气对熔池和热影响区的有效保护是保持高速焊接的前提。LI^[1]指出, 钛合金激光焊接时容易吸收空气中的氮、氧和水蒸气, 形成的间隙固溶体阻碍晶间运动, 容易产生局部过硬和应力不均而形成裂纹。氧污染影响了商业纯钛激光焊接的微观组织结构, 通过质量检测实验证实了焊缝表面颜色与焊缝组织结构和机械性能之间具有关联性^[2-3], 焊缝表面颜色反映了焊接头机械特性的好坏。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61661037; 61961028); 南昌航空大学博士基金资助项目(EA201904307)

作者简介: 吴家洲(1973-), 男, 博士, 讲师, 现主要从事图像处理、机器学习和嵌入式系统设计等方面的研究。

E-mail: jiazhouwu@163.com

收稿日期: 2022-08-10; 收到修改稿日期: 2022-10-24

FAN 等人^[4]开展了钛合金激光焊接实验, 结果表明, 钛合金焊缝表面为银白色、浅黄和金黄色时, 焊接头机械性能良好, 而焊缝表面为蓝色和灰色时, 焊接质量不合格。显然, 通过焊缝表面颜色可以初步判断焊接头的质量, 这也是目视检测的主要指标点。除了由钛合金激光焊接焊缝颜色判断焊接头质量外, 铝合金和不锈钢等焊缝也可以通过颜色来初步判断焊接质量。GUPTA 等人^[5]通过观察铝合金激光焊缝表面颜色来判断焊缝质量。HUA 等人^[6]采用激光视觉检测方法分割出车身激光钎焊焊缝区域, 依据焊缝区域颜色和形状来判断焊接质量是否合格。实际生产过程中, 不可能完全通过焊接头的组织分析这种有损检测的方式来检验焊接质量, 通过焊缝表面颜色和状态来预估焊缝质量是企业常用的方法。

焊缝颜色自动识别过程包括焊缝区域分割和颜色识别两个过程。首先需从焊接件分割出焊缝区域, 然后对分割出的区域进行颜色识别。分割是识别的前提, 分割精度越高, 颜色识别效果越好。基于阈值的

Otsu 法及其改进算法能较好实现图像分割。QI 等人^[7]用方差信息代替传统 Otsu 算法中的均值信息,保证类间距离最大的同时也考虑类内像素的内聚性,适合于焊缝区域提取。MALARVEL 等人^[8]采用最小概率加权方式调整焊缝分割阈值,错误分类评价显示出焊缝分割效果较好。针对阈值分割算法中过度分割的问题,焊缝区域采用基于距离场的形态学分割算法效果有明显提高^[9-10]。RADI 等人^[11]采用水平集算法实现焊缝区域分割,证实了这种算法具有时效性和通用性。近年来,深度学习技术得到飞速发展,通过深度学习提取射线图像特征进行焊缝区域分割和缺陷检测取得了很好的效果,能有效克服光照变化、焊缝形状和焊缝颜色多样性所产生的影响^[12-14]。传统的图像处理方法通过寻找合适阈值实现背景分割,往往会产生背景分割过度或不足的问题,且分割区域不够连续。从理论上讲,由于焊缝颜色多样性,传统的图像处理方法无法仅仅依据阈值方法实现焊缝区域分割。采用深度学习方法进行焊缝区域分割和缺陷识别效果良好。U 型网络 (U-Net) 最初应用在医学领域的图像分割,能够在复杂组织中精确识别出特定病理区域^[15-16]。尤其是注意力机制的引入,分割效果得到极大提高^[17]。本文中引入 U-Net 算法来实现激光焊缝区域图像语义分割。

彩色焊缝图像一般用红绿蓝 RGB 三基色模型来表示,不同颜色由不同强度的红色 (red)、绿色 (green) 和蓝色 (blue) 混合而成。RGB 颜色模型面向硬件,适合于计算机处理,但不太适合于人眼对颜色的识别。人眼对颜色识别通常采用色度、饱和度和亮度 HSV 颜色模型。LI 等人^[18]研究指出,HSV 颜色空间的色度 (hue)、饱和度 (saturation) 和亮度 (value) 是独立的,根据物体在 HSV 颜色空间的偏振光信息区分物体的种类。ZHONG 等人^[19]的研究表明,HSV 模型对细微的色度变化具有更高的灵敏度,更适合于人眼对颜色的识别。RGB 转换到 HSV 颜色空间是一种高效的数值计算,不会带来图像精度的损失^[20]。近年来,采用深度学习中图像分类的方法对 HSV 颜色空间的物体实现颜色区分取得了较好的效果,然而其本质是一种颜色分类,必须事先知道要识别的所有颜色^[21-23]。可见,在 HSV 颜色空间依据色度、饱和度和亮度的取值范围来确定颜色是可行的,应用范围也比较广泛。深度学习的颜色识别虽然提高了精度,但是整幅图像的颜色识别需要更多的推理时间,所有种类的颜色也必须提前预知。

本文中以钛合金激光焊接为例,采用注意力机制 U-Net (attention U-Net) 算法实现焊缝区域的分割。接着对分割后区域做二值化处理,去除孤立的噪声区域,得到焊缝分割的二值图,最后提取实际焊缝图像。焊缝图像从 RGB 转变到 HSV 颜色空间,在 HSV 空间依据色度 H 、饱和度 S 和亮度 V 的取值范围来确定焊缝颜色。焊缝颜色的自动识别能够克服焊缝目视检测不足,为实现焊缝表面检测自动化提供理论支撑。

1 焊缝图像区域分割

激光焊接采用美国 IPG 公司 YLS2000 型号的光纤激光器,焊接材料为 TC4/TA2 钛合金,通过 KUKA 机器人实施焊接。焊接完成后,利用相机对焊接工件拍照得到焊缝图像,再采用深度学习中 attention U-Net 算法分割出焊缝区域。接着将焊缝区域从 RGB 转换

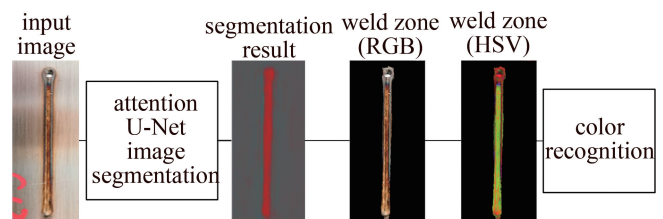


图1 焊缝颜色识别过程

Fig. 1 Color recognition process for weld

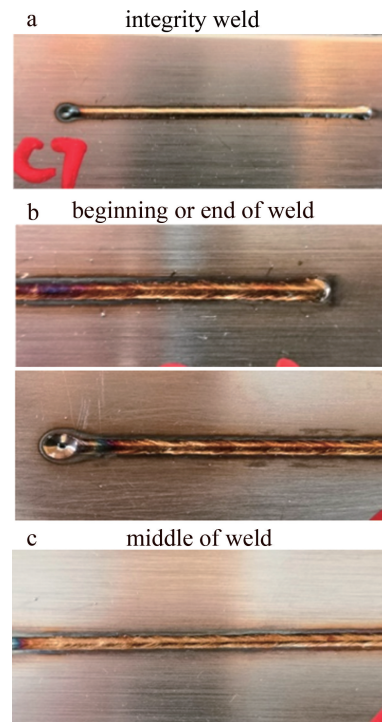


图2 3种类型焊缝

Fig. 2 Three types of welds

到 HSV 颜色空间,最后在 HSV 颜色空间计算焊缝区域的平均色度,依据 H 、 S 和 V 的取值范围确定焊缝颜色,初步判断焊缝质量是否合格,整个过程如图 1 所示。

激光焊缝具有深度比大的特点,焊缝宽度普遍较小,焊缝长度可长可短。因此,利用相机拍摄焊缝可分为以下几种情况:完整焊缝、焊缝初始或终止部分、焊缝的中间部分,如图 2 所示。深度学习训练前必须对训练图像进行标注,而标注工具 LABELME 软件规定图像边界不能作为焊缝区域,因此,对于图 2b 和图 2c 近似采用靠近图像边缘作为标注边界。模型训练过程发现,焊缝区域越靠近图像边界计算误差越大。U-Net 算法在下采样过程中图像越来越小,激光焊缝宽度本来就比较狭窄,网络深度过大焊缝图像会失去边界信息。模型不宜采用过深的网络结构,也无须采用丢弃法(dropout),防止特征信息的丢失。模型网络结构尺寸和深度由激光焊缝宽度大小来决定。

1.1 图像分割算法

激光焊缝区域图像分割是对焊接质量合格和不合格两种情况下的焊缝提取,然而这两种焊缝通常具有多种不同颜色和形状,采用普通的颜色阈值分割和自适应阈值分割 Otsu 算法不能得到完整的焊缝区域,存在过度分割或分割不足的问题,进一步影响焊缝颜色识别,可能会对焊接质量检测做出误判。深度学习的语义分割方法克服了焊缝形状和颜色多样性问题,大量样本的训练使得模型提取了不同形状和不同颜色焊缝区域的多种特征,能够有效实现焊缝区域的分割。采用 attention U-Net 算法分割焊缝图像,如图 3 所示。图中,conv(convolution)表示卷积计算,maxpool 是最大池化,up conv 为上卷积计算。

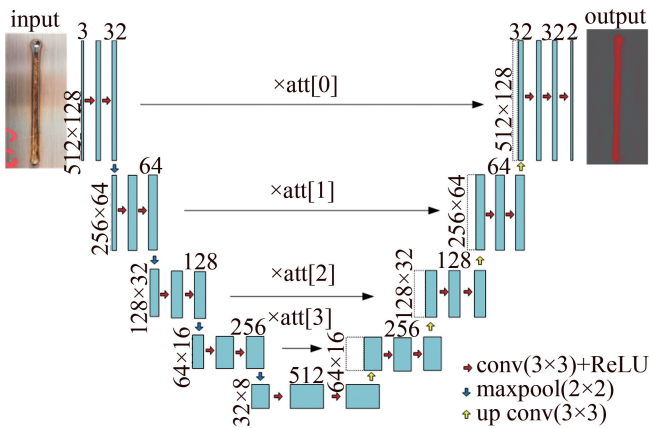


图 3 Attention U-Net 焊缝分割模型

Fig. 3 Weld segmentation model based on attention U-Net

由图 3 看出,attention U-Net 算法是典型的编码器

和解码器结构,共分为 5 层。编码每次通过 2 次 3×3 的卷积提取特征,数据归一化后输入线性整流函数(rectified linear unit, ReLU)激活函数。然后采用 2×2 的最大池化降低维度,减少计算量,同时提取更高层次的图像特征。编码阶段共进行 4 次最大池化,图像尺寸从 512×128 以 2 的倍数逐步减少,第 5 层图像尺寸 32×8 。解码阶段采用 4 次上采样,每一层每次编码器的图像乘以注意力系数后再与同一层尺寸相同的上采样后的图像拼接,再连续做 2 次 3×3 的卷积,归一化后采用线性整流函数 ReLU 激活,再进行下一次上采样。上采样后图像尺寸以 2 的倍数增大,4 次上采样后图像尺寸恢复到 512×128 。最后一次采用通道数为 2 的卷积计算,用归一化激活函数(softmax)计算每个像素点属于焊缝的概率,实现焊缝与背景的分割。

深度学习的图像语义分割除了 U-Net 算法外,具有代表性的还有全卷积网络(fully convolutional network, FCN)^[24]和 DeepLab V1~V3 系列模型^[25]等。图像语义分割本质上是像素级的分类问题。FCN 模型的特征提取采用了经典的 AlexNet、视觉几何组(visual geometry group, VGG)和 GoogLeNet 等网络,以 VGG16 作为骨干网络的分割效果最好^[23]。然而, VGG16 网络结构较深和池化操作次数较多,而激光焊接的焊缝宽度狭窄,输入图像的像素宽度为 128,在 VGG16 模型中经过 5 次池化后宽度变成 4 个像素,焊缝可能已经失去了原有特征信息,无法通过上采样恢复焊缝区域。DeepLab 系列模型以 VGG、ResNet 和 Xception 作为骨干网络,采用多尺寸空洞卷积计算提取图像特征,避免了多次池化操作引起的特征丢失的问题,但对焊缝图像宽度为 128 的图像分割效果很一般。多次调试发现,过深的网络结构不利于激光焊缝图像分割,主要是由于激光焊缝宽度狭窄和焊缝颜色多样性引起的。U-Net 算法通过图像拼接同时考虑了低层次和高层次图像的特征信息,通过较少的训练样本也能得到较好的分割效果^[14]。依据激光焊缝特点,选择 U-Net 算法做焊缝图像分割。

深度学习注意力机制包括:空间注意力和通道注意力。对图像中每个像素的权重处理来调节各个像素点的作用,是空间注意力机制。强化某通道图像的作用,同时弱化其它通道的作用称为通道注意力机制。本文中采用的是空间注意力机制,数组 $att[]$ 是每一层的注意力系数, $att[0]$ 是最上层注意力系数, $att[3]$ 是最下层注意力系数,整个模型共有 4 层添加了注意力系数,如图 3 所示。对于每一层,最后一次卷积所得

到图像乘以本层的注意力系数,再与下层上采样图像拼接,最后进行2次卷积计算提取图像特征。

引入注意力机制强化了输出特征对低层图像中特定像素点的影响,弱化了图像中不重要的特征,从而提高了计算精度。 $att[]$ 系数的计算是编码器中最后一次卷积计算图像与解码器中同一层特征图像拼接,接着进行2次 3×3 的卷积,再 1×1 卷积,这样就得到与图像尺寸一致的注意力系数矩阵^[16]。

1.2 预测图像的后处理

激光焊接过程中产生飞溅凝固在工件表面,或者类似于图4a中人工标注的C11位置等处,U-Net图像分割算法后可能在这些位置形成噪声,如图4b所示。分割的好坏会影响颜色识别结果,采用图像处理的方法解决这个问题。先将预测图通过自适应阈值的方法转变成二值图,然后计算图像中每个封闭区域的面积,再将面积小于某个值的区域删除,剩下的面积最大区域就是完整的焊缝区,如图5所示。由图5和图4b比较可以看出,后处理图完全过滤了噪声,与图4c标定图像非常吻合,分割精度明显提高。

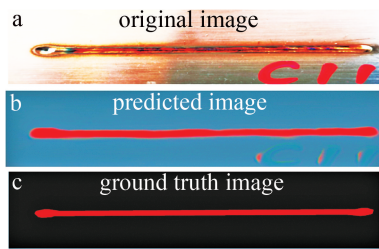


图4 预测图像的后处理

Fig. 4 Post-processing of predicted image



图5 处理后的二进制图像

Fig. 5 Binary image after processing

1.3 分割质量评价

激光焊缝分割本质上是对图像上每一个像素点的二分类预测,采用计算集合相似度度量函数(dice)系数评价分割质量,其范围是 $[0, 1]$,0表示没有重合区域,1表示预测区域与标定区域完全一致。本项目是把类似于图5中预测图处理后的二进制图像与标定图比对,来计算集合相似度度量函数(dice)系数 D :

$$D = \frac{2(A \cap C)}{|A| + |C|} \quad (1)$$

式中, A 代表预测图像经过后处理的图像,由于预测图像含有噪声,没有直接代入计算; C 是标定的图像。

2 颜色识别

HSV颜色空间中 H 体现色度大小,其取值范围为 $[0^\circ, 360^\circ]$,红色、绿色和蓝色对应范围分别为 0° 、 120° 和 240° ,其它颜色通过线性插值获得。 S 、 V 分别是饱和度和亮度的大小,二者取值范围均为 $[0, 1]$,其值为一个比例值,饱和度表示颜色深浅,饱和度越高颜色越深; V 则体现颜色的亮度,数值越接近于1则物体越白。在开源计算机视觉(open source computer vision, OpenCV)软件库中, H 、 S 和 V 数值的取值范围分别为 $[0^\circ, 180^\circ]$ 、 $[0, 255]$ 和 $[0, 255]$,可依据颜色对照表确定具体颜色。

依据OpenCV官方手册提供的方法,将焊缝模型从RGB转变到HSV颜色空间,如下所示:

$$V = \max(R, G, B) \quad (2)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, & (V \neq 0) \\ 0, & (\text{other}) \end{cases} \quad (3)$$

$$H = \begin{cases} 60(G - B) / (V - \min(R, G, B)), & (V = R) \\ 120 + \frac{60(B - R)}{V - \min(R, G, B)}, & (V = G) \\ 240 + \frac{60(R - G)}{V - \min(R, G, B)}, & (V = B) \\ 0, & (R = G = B) \end{cases} \quad (4)$$

式中, R 、 G 和 B 分别表示颜色空间中红色、绿色和蓝色分量的值, S 的取值范围为 $[0, 1]$,在OpenCV算法中, $S = 255 \times S$,其区间范围变成 $[0, 255]$ 。同理,(4)式中,假如 $H < 0^\circ$,则 $H = H + 360^\circ$,对于8位存储图像, $H = H/2$,使得 H 的区间变成 $[0^\circ, 180^\circ]$ 。经过计算,焊缝图像从RGB转变到HSV颜色空间,根据颜色对照表中 H 、 S 和 V 取值范围确定焊缝颜色。

焊缝表面颜色是判断焊接接头机械性能的重要依据,在HSV颜色空间,对参数 H 、 S 和 V 设置合适的取值范围就能识别特定颜色,以此来判断焊接质量。依据实际的光照条件,调节 H 、 S 和 V 取值范围,能够实现对不同材料焊缝区域不同颜色识别,初步判断焊接质量。例如,对于钛合金材料,焊缝区域为银白色、金黄色和浅黄色时焊接质量合格;而在不锈钢焊接时,焊缝为银白色时合格,为黑色时表示严重过烧。

3 实验与分析

焊缝区域语义分割实际上是针对焊缝图像每个像

素点的二分类问题,判断像素点是属于焊缝,还是属于背景。焊缝图像分割模型在图像处理单元 (graphic processing unit, GPU) 上训练, GPU 型号 NVIDIA GeForce RTX2060, 内存 6 GB, 内存大小决定了图像处理单元 (batchsize) 的最大值。采用 Labelme 软件标注。模型训练样本为 300 张图像, 测试图像为 50 张。模型采用 Adam 的优化策略求解, 初始训练学习率为 1×10^{-3} , 训练 10 个周期 (epochs) 后学习率调整为 1×10^{-4} , 再训练 30 epochs, 最后在学习率为 1×10^{-5} 、训练 20 epochs 可以达到较好的效果。训练过程中, 参数 batchsize 大小决定搜索方向, batchsize 从 2 开始调整, 以 2 的倍数逐渐增大, 在不存在过拟合情况下加大 epochs 的值, 能得到较好的训练模型。

由图 6 和表 1 可知, 3 种焊缝分割效果良好, 对于两端焊缝和中间焊缝, 由于 Labelme 软件标注的原因, 靠近图像边界的焊缝区域存在极少焊缝面积没有提取到的情况, 虽然 dice 系数值会略微减小, 但对焊缝颜色识别没有影响。attention U-Net 模型焊缝 dice 系数值略高于 U-Net 模型, 这只是对焊缝总体而言的。多次实验表明, 对于同一个样本, 不能保证添加注意机制的效果一定比没有添加的效果好, 表 1 所示两端焊缝的焊缝区域分割中 U-Net 模型的 dice 系数值高于 at-

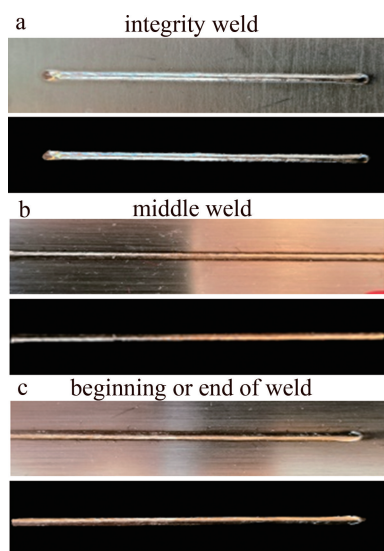


图 6 3 种焊缝的分割结果

Fig. 6 Segmentation results of three welds

表 1 3 种焊缝的 dice 系数值

Table 1 Dice values of three welds

model	integrity weld/%	middle weld/%	beginning or end of weld/%
attention U-Net	95.91	94.93	93.2
U-Net	94.2	91.5	94.9

tention U-Net 模型, 分割效果好坏是在总体样本上评估, 不是针对单个样本。U-Net 模型焊缝分割推理时间约为 36 ms, attention U-Net 模型焊缝分割推理时间约为 60 ms。与 U-Net 模型相比, attention U-Net 模型只是增加了 attention 系数矩阵的计算, 计算量没有急剧增加。

激光焊缝表面凝固的飞溅和一些手工标注会影响分割的结果, 检测前尽量消除这些不利因素。当然, 良好的分割模型可以有效克服这些不利因素, 但会增加算法的复杂度。采用训练好的 U-Net 模型对焊缝做区域分割, 分割后的图像后处理之后提取实际焊缝区域, 在 HSV 颜色空间计算焊缝 H 、 S 和 V 平均值, 得到焊缝颜色, 并以此初步判断焊缝质量是否合格。

从表 2 可以看出, 颜色类似的中间焊缝和两端焊缝在 HSV 颜色模型中计算出来的色度 H 值都是 14° , 可以初步判断这两种焊缝属于同样色系, 只是饱和度 S 值和亮度 V 值略有差别。而完整焊缝的 H 计算值是 49° , 与前两种不是一个色系, 这一点通过肉眼观察也可以看出。模型是否添加注意力机制对 H 、 S 和 V 计算值大小影响不是特别明显, 但 attention U-Net 模型分割效果总体要优于 U-Net, 理论上能得到更好的 H 、 S 和 V 计算值。

表 2 焊缝区域 H 、 S 和 V 的计算值

Table 2 Calculated values of H , S and V in the weld zone

	$H/(^\circ)$		S		V	
	attention U-Net	U-Net	attention U-Net	U-Net	attention U-Net	U-Net
integrity weld	49	50	32	32	189	191
middle weld	14	14	103	112	179	163
beginning or end of weld	14	14	101	100	154	158

实际生产中, 首先通过有损检测判断某颜色焊缝质量合格, 后期生产中利用本文作者提出算法计算焊缝区域 H 、 S 和 V 值确定焊缝颜色, 进而判断焊接质量, 而不再需要对工件做破坏性检测。目前, 国内大部分工厂采用的是依靠人眼的目视检测方法, 但这种方法过于依赖工人的主观判断, 由于疲劳和不同工人对于颜色的敏感度差异, 对同一焊缝的颜色识别可能会给出不同结果, 从而影响焊接质量评估。本文作者提出的焊缝颜色自动检测可以解决这个问题, 通过设置不同 H 、 S 和 V 值可以识别多种颜色, 而且适用于其它金属的激光焊接。

4 结论

由于激光焊缝颜色和形状的多样性, 传统的图像

处理方法无法分割出完整的焊缝区域,最终影响焊接质量目视检测结果。改进的 attention U-Net 模型能克服这些不利影响,提取出高质量的焊缝区域,对分割后的图像做后处理,能继续提高语义分割 dice 系数精度值。在 HSV 空间进行焊缝颜色自动识别,能够解决人眼疲劳所带来的目视检测误差。焊缝的 3 种不同形式和 Labelme 软件标注对分割 dice 系数值有一定的影响,但不影响焊缝表面颜色识别。焊缝颜色的色度 H 值确定了焊缝颜色色系,是颜色识别主要参数。焊缝分割和颜色自动识别在制造企业中应用广泛,是实现焊接自动化的重要前提和理论支撑。

参考文献

- [1] LI H. Analysis and control of laser weld crack[C]//2020 3rd International Conference on Electron Device and Mechanical Engineering (ICEDME). New York, USA:IEEE, 2020: 192-195.
- [2] LI X, XIE J, ZHOU Y. Effects of oxygen contamination in the argon shielding gas in laser welding of commercially pure titanium thin sheet[J]. Journal of Materials Science, 2005, 40(13): 3437-3443.
- [3] HARWIG D D, FOUNTAIN C, ITTIWATTANA W, et al. Oxygen equivalent effects on the mechanical properties of titanium welds[J]. Welding Journal Research Supplement, 2000, 79(11): 305s-316s.
- [4] FAN L M, GENG N T, YANG L, et al. Progress of anti-oxidation protection technology in titanium alloy welding process[J]. Iron Steel Vanadium Titanium, 2021, 42(6): 43-50 (in Chinese).
樊立民, 耿乃涛, 杨柳, 等. 钛合金焊接过程防氧化保护技术进展[J]. 钢铁钒钛, 2021, 42(6): 43-50.
- [5] GUPTA S S, KWON T H, KIM K D. Color based image processing techniques to detect oxide film during welding[C]//2020 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICE-IC). New York, USA:IEEE, 2020: 1-4.
- [6] HUA S, LI B, SHU L, et al. Defect detection method using laser vision with model-based segmentation for laser brazing welds on car body surface[J]. Measurement, 2021, 178: 109370.
- [7] QI J Y, LI J Y, LU Zh Y, et al. Application of improved Otsu algorithm to welding image segmentation[J]. Transaction of the China Welding Institution, 2016, 37(10): 97-100 (in Chinese).
齐继阳, 李金燕, 陆震云, 等. 改进的 Otsu 法在焊接图像分割中的应用[J]. 焊接学报, 2016, 37(10): 97-100.
- [8] MALARVEL M, SETHUMADHAVAN G, BHAGI P C R, et al. An improved version of Otsu's method for segmentation of weld defects on X-radiography images[J]. Optik, 2017, 142: 109-118.
- [9] DAI X L, MAO Y Sh, ZHOU Y Q. Weld segmentation algorithm based on improved watershed[J]. Ship Engineer, 2021, 43(s1): 428-433 (in Chinese).
戴漩领, 茅云生, 周永清. 基于改进分水岭的焊缝分割算法[J]. 船舶工程, 2021, 43(s1): 428-433.
- [10] ANAND R S, KUMAR P. Flaw detection in radiographic weldment images using morphological watershed segmentation technique[J]. NDT & E International, 2009, 42(1): 2-8.
- [11] RADI D, ABO-ELSOU M E A, KHALIFA F. Accurate segmentation of weld defects with horizontal shapes[J]. NDT & E International, 2022, 126: 102599.
- [12] XU H, YAN Z H, JI B W, et al. Defect detection in welding radiographic images based on semantic segmentation methods[J]. Measurement, 2022, 188: 110569.
- [13] GOLODOV V A, MALOSTEVA A A. Approach to weld segmentation and defect classification in radiographic images of pipe welds[J]. NDT & E International, 2022, 127: 102597.
- [14] CHANG Y, CHANG D J. Research on solder joint defect recognition algorithm based on improved convolutional neural network[J]. Laser Technology, 2020, 44(6): 779-783.
常颖, 常大俊. 改进型卷积神经网络焊点缺陷识别算法研究[J]. 激光技术, 2020, 44(6): 779-783.
- [15] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention. Munich, Germany: Springer, 2015: 234-241.
- [16] WU L, FU D Ch, CHENG Ch. Multi-attention brain tumor image segmentation algorithm based on Unet[J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(12): 85-91 (in Chinese).
吴量, 付殿臣, 程超. 基于 Unet 的多注意力脑肿瘤图像分割算法[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(12): 85-91.
- [17] SCHLEMPER J, OKTAY O, SCHAAP M, et al. Attention gated networks: Learning to leverage salient regions in medical images[J]. Medical Image Analysis, 2019, 53: 197-207.
- [18] LI D L, WAN J, ZHU H F, et al. Underwater image recognition technology research based on HSV color space[J]. Scientia Sinica Physica, Mechanica & Astronomica, 2015, 45(8): 71-75 (in Chinese).
李代林, 万杰, 朱化凤, 等. 基于 HSV 颜色空间的水下物体识别技术研究[J]. 中国科学:物理学 力学 天文学, 2015, 45(8): 71-75.
- [19] ZHONG H, WANG R. A visual-degradation-inspired model with HSV color-encoding for contour detection[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2021, 369: 109423.
- [20] CHERNOV V, ALANDER J, BOCHKO V. Integer-based accurate conversion between RGB and HSV color spaces[J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 46: 328-337.
- [21] ZHANG Q, LI J F, ZHUO L. Vehicle color recognition using convolutional neural network for urban surveillance images[J]. Measurement and Control Technology, 2017, 36(10): 11-14 (in Chinese).
张强, 李嘉锋, 卓力. 基于卷积神经网络的监控场景下车辆颜色识别[J]. 测控技术, 2017, 36(10): 11-14.
- [22] ZHOU X, LIU Sh D, PAN W, et al. Vehicle color recognition in natural traffic scene[J]. Computer Science, 2021, 48(s1): 15-20 (in Chinese).
周欣, 刘硕迪, 潘薇, 等. 自然交通场景中的车辆颜色识别[J]. 计算机科学, 2021, 48(s1): 15-20.
- [23] BARGSHADY G, ZHOU X, DEO R C, et al. The modeling of human facial pain intensity based on Temporal Convolutional Networks trained with video frames in HSV color space[J]. Applied Soft Computing, 2020, 97: 106805.
- [24] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640-651.
- [25] CHEN L Ch, PAPANDEOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834-848.