基于改进DeepLabv3+模型的电阻点焊表面缺陷检测方法

熊 鑫 吴 玮* 杜 洁 向词裴
重庆理工大学材料科学与工程学院，重庆，400054

摘要：针对机器视觉技术对电阻点焊表面的油污、反光、曲面等因素敏感，使得图像处理困难和分割精度低等问题，提出一种基于深度学习的语义分割方法，通过改进DeepLabv3+模型实现对焊点图像特征的智能分割、识别与分类。实验结果表明：采用MobileNetV3-Large作为主干网络实现了模型轻量化；添加改进的CBAM-change注意力模块提高了模型的分割性能；改进后的DeepLabv3+模型的平均交并比达到92.15%、F1分数达到95.86%、准确率达到99.81%、处理单张焊点图像的平均时间为26.24 ms，可实现白车身焊点缺陷精准分割。

关键词：电阻点焊；语义分割；DeepLabv3+模型；缺陷检测
中图分类号：TG438
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.09.025 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**：

A Method for Surface Defect Detection in Resistance Spot Welding Based on an Improved DeepLabv3+ Model

XIONG Xin WU Wei* DU Jie XIANG Cipei
School of Materials Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing, 400054

Abstract: Aiming at the issues that machine vision technology was sensitive to factors such as oil stains, reflections, and curved surfaces on resistance spot welding surfaces, making image processing difficult and segmentation accuracy low, a semantic segmentation method was proposed based on deep learning. By improving the DeepLabv3+ model, intelligent segmentation, recognition, and classification of welding spot image features were achieved. Experimental results show that: using MobileNetV3-Large as the backbone network model lightweight is achieved. Adding an improved CBAM-change attention module is the model's segmentation performance is further enhanced. The improved DeepLabv3+ model achieves a mean intersection over union of 92.15%, an F1 score of 95.86%, an accuracy of 99.81%, and an average processing time of 26.24 ms per welding spot image, enabling precise segmentation of white body welding spot defects.

Key words: resistance spot welding; semantic segmentation; DeepLabv3+model; defect detection

0 引言

电阻点焊(resistance spot welding, RSW)是将搭接接头压紧于两电极之间，利用电阻热熔化母材金属，形成焊点的焊接方法，具有焊接质量稳定、易于实现机械化、自动化、生产效率高、经济效益好等特点，是汽车白车制造中的关键焊接工艺。焊点质量直接关系到白车板材之间的结合强度，决定汽车安全性能。在实际的点焊过程中，焊接参数波动、板间装夹变形以及电极头磨损等情况会使得多种焊点缺陷产生，严重影响焊点合格率。目前，绝大部分工厂采用随机抽样的方式检测焊接质量，但这样容易导致关键缺陷漏检，且仅能对5%的焊缝进行检查，严重依赖低密度的人工检查[1]。

机器视觉技术作为一种高效、自动化的检测手段，通过集成深度学习的目标检测方法为白车身焊点质量检测提供了新的解决方案。XIAO等[2]基于集成校准模块(ACM)提出了一种具有注意力机制的特征融合增强多尺度AcmNet模型，通过多尺度集成模块(MAB)对初始特征进行特征集成以强调焊点特征，然后经过通道-空间注意力模块(CSAB)关注焊点的独特特征，实验结果表明，AcmNet的准确率为95.2%。为解决目标不明显、相同缺陷之间存在显著性差异以及不同缺陷之间存在极小差异等问题，XIAO等[3]提出了一种精细坐标注意力机制(FCA)，通过坐标信息聚合、跨维交互和注意力生成三个步骤，重新校

收稿日期：2025-05-20
基金项目：重庆理工大学研究生创新项目(gzlcx20243048)

准表面缺陷图像的特征映射以更加关注缺陷特征，大大提高了目标检测模型的性能。目标检测方法对焊点缺陷识别和检测的准确率高、检测速度快、实时性强，满足白车生产线的质量检测要求，但其不足在于不能对焊点和表面缺陷轮廓的精确几何特征进行提取，而且白车身焊点尺寸小，表面油污、反光、曲面等因素造成图像背景复杂，会在一定程度上降低目标检测的准确性。

语义分割是利用深度学习实现对图像中不同类别进行像素级分类和分割的方法，不仅能够识别图像中不同类型的物体，还能够精确地确定物体在图像中的具体位置，并清晰地勾勒出物体之间的边界。随着全卷积神经网络语义分割模型(FCN)[4]的提出，多种语义分割模型不断发展进步，并广泛应用于自动驾驶[5-6]、遥感[7-8]、医学成像[9-10]等领域。在焊接领域中，语义分割方法在焊缝表面和内部缺陷检测中也有相关应用。SUN等[11]提出了一种基于VGG16-UNet模型的焊缝表面缺陷二维检测方法，达到了88.8%的准确率、92.0%的召回率、85.1%的F1分数和82.8%的平均交并比，具有轻量化特点，适用于在线检测和评估焊缝表面质量。XU[12]等将语义分割用于焊缝内部缺陷的射线探伤及质量评级，构建了一种基于特征金字塔网络(FPN)[13]的端对端FPNResNet-34语义分割模型，并设计了混合损失函数以优化网络，模型的评价指标平均像素精度为0.90、平均召回率为0.86、平均F1分数为0.77、平均交并比为0.73，实现了对焊缝射线底片缺陷的正确检出和定量分析。

在电阻点焊过程中，准确识别焊点表面形貌和缺陷区域与类型，对焊点进行尺寸测量、缺陷面积统计和点焊质量的在线控制非常重要。语义分割方法能对图像分析提供更丰富的信息，为电阻点焊质量智能化检测提供新的思路。本文提出基于语义分割的缺陷检测方法，通过改进DeepLabv3+模型实现对焊点表面缺陷的分割识别分类，对拓宽电阻点焊的视觉检测技术应用、提高白车身智能化制造水平具有重要研究意义和实用价值。

1　实验方法、系统及数据集构成

1.1　实验方法

本文采用DeepLabv3+模型解决白车身焊点表面图像背景复杂影响问题。首先针对主干网络存在的不足进行轻量化改进，以提高检测的实时性。在采集的图像中，焊点为小目标，且由于工艺相似，不同焊点的外观差别不大，良好和有缺陷的点焊之间仅有细微的差异，因此，对改进后的模型添加注意力模块，可增加模型对焊点特征的关注和学习，抑制无用信息，从而提高图像分割精度。此外，改进注意力模块激活函数可进一步提高处理速度。在训练过程中，使用实验室采集的焊点图像和公开的焊点缺陷数据，以及使用数据增强手段来丰富数据集。最后将所提出的模型与几种典型算法的性能进行比较。研究内容主要从主干网络改进、添加注意力模块和改进注意力模块激活函数等方面展开，研究的技术路线见图1。

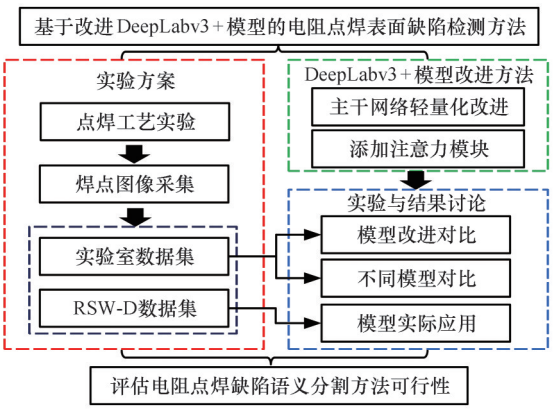


图1　技术路线图

Fig.1　Technology roadmap

1.2　实验系统

选择100 mm×25 mm×1.0 mm的Q390低合金高强钢作为母材，采用搭接方式，使用DT-BZ-80中频逆变直流点凸焊机进行焊接实验，如图2a所示。通过参数设置和人为操作制备多类别焊点，工艺参数见表1。搭建视觉检测平台如图2b所示，其组成主要包括采用正向照明方式的蓝色LED环形光源、Basler acA1300-30gc相机和Basler Lens C125-1620-5M f16mm镜头(用于采集焊接完成的焊点图像)。

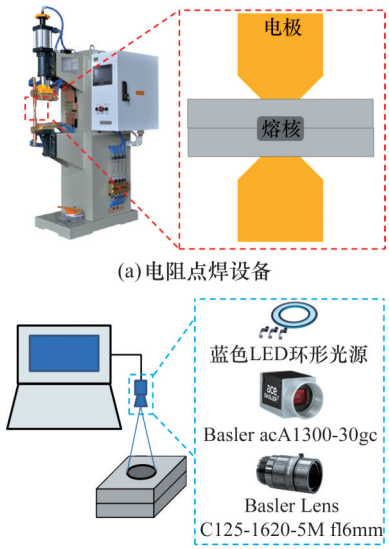
表1　实验工艺参数

Tab.1　Experimental process parameters

参数名称	数值范围
电流/kA	6～12
时间/ms	100～300
压力/kN	5～7

1.3　数据集构成

图3a所示为实验室条件下制备并采集得到的焊点图像类别，其中从左到右依次为：正常焊点；使用磨损电极焊接的焊点，呈现中心有裂纹且光亮的特征；焊点压痕较浅、不明显或不完整；焊接位置为板材边缘的焊点；两个焊点位置过近形成的重叠焊。采用以上5种焊点类别用于语义分割实验。



(a)电阻点焊设备

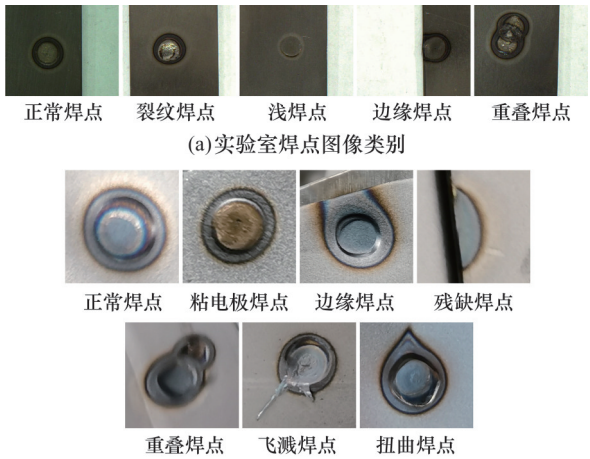
(b)视觉检测平台

图2 实验设备

Fig.2 Experimental equipment

图3b所示为实际白车身焊接车间中采集的焊点图像类别，其来源为公开焊点缺陷数据集RSW-D[3]，从左到右依次为正常焊点、粘电极焊点、边缘焊点、残缺焊点、重叠焊点、飞溅焊点、扭曲焊点共7种焊点类别，能够充分反映实际白车身焊点采集特点。

对实验室焊点图像进行裁剪使其尺寸为512 pixel×512 pixel，并通过滤波、翻转、旋转、平移和掩码等操作实现数据增强得到1100张焊点图像，其中1000张按照9∶1的比例划分为训练集和验证集，剩下100张作为测试集；对1650张RSW-D焊点图像进行了512 pixel×512 pixel的尺寸缩放，其中1500张按照9∶1划分成训练集和验证集，剩下150张作为测试集。



(a)实验室焊点图像类别

(b)RSW-D焊点图像类别

图3 焊点图像数据集

Fig.3 Welding spot image dataset

2 DeepLabv3+模型改进方法

图4所示为DeepLabv3+[14]模型的网络结构，首先主干网络会对输入图像进行图像特征提取，获得1/2、1/4、1/8、1/16共四个层次的特征层，编码器将1/16特征层输入到空间金字塔(ASPP)模块中，ASPP模块包含多个并行的卷积层，通过不同的空洞率捕捉不同尺度的上下文信息，再将卷积结果进行特征堆叠，最后通过1×1调整通道数后传到解码器中。解码器对前面输出的深层特征进行4倍上采样后与通过1×1卷积调整通道数的浅层特征进行堆叠和特征融合，再通过4倍上采样将图像尺寸还原，最后经过Softmax得到最终的预测结果。

不过基础DeepLabv3+模型仍存在一些问题，包括主干网络笨重、计算量庞大、实时性差、对硬件设备要求高，以及对小目标的分割弱、边缘精

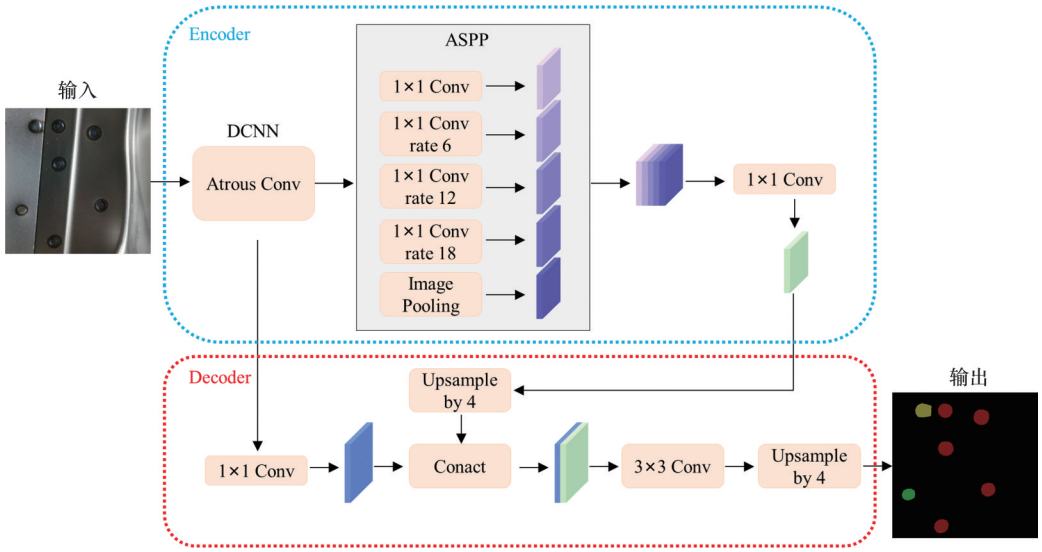


图4 DeepLabv3+网络结构[14]

Fig.4 DeepLabv3+ network architecture[14]

度差等，故本文提出替换轻量级主干网络以提高训练效率，同时添加注意力模块以更好地关注和学习图像特征，提高小目标和边缘分割精度，改进后的模型结构如图5所示。

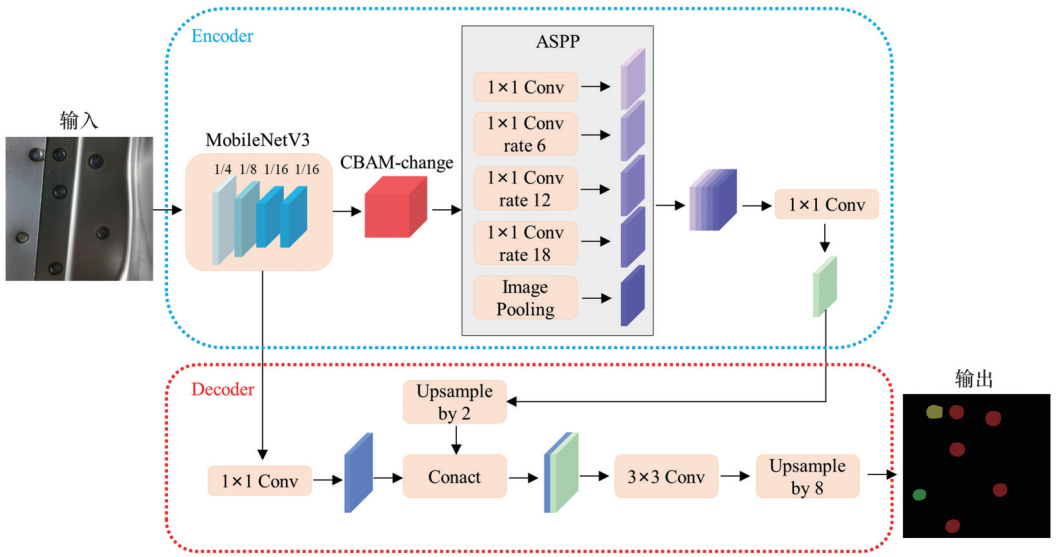


图5　改进后的DeepLabv3+网络结构

Fig.5　Improved DeepLabv3+ network structure

2.1　主干网络轻量化改进

DeepLabv3+模型的原始主干网络为Xception[15]，其参数量巨大，对硬件设备要求严格。通过替换参数量小的主干网络可以实现模型轻量化、加快训练速度和提高分割精度，近年来很多文献采用MobileNetV2[16]作为DeepLabv3+模型的主干网络，取得了不错的效果。

在MobileNet网络系列中，MobileNetV1[17]通过引入了深度可分离卷积来减少网络参数和计算量，从而实现模型的轻量化；MobileNetV2采用了倒残差结构来提高模型的性能和效率，该结构首先通过1×1的逐点卷积扩展输入通道数，然后通过3×3的深度可分离卷积进行特征提取，最后通过1×1的逐点卷积将通道数压缩回原来的数量。倒残差结构中的最后一层使用了线性激活函数，以保留更多信息并减少计算量；MobileNetV3[18]在前面基础网络基础上作出了进一步改进，其结构如图6所示，主要包括在倒残差结构中引入通道注意力机制(SE)[19]，使用h-sigmoid和h-swish函数优化激活函数，减少网络计算量，提高非线性表达能力；同时利用神经架构搜索技术优化网络结构，进一步提高性能。

根据应用场景的不同，MobileNetV3可以分为Large和Small两个版本，前者适用于计算和存储性能较高的平台，可满足高精度语义分割需求，适用于焊点质量评价任务，故选用MobileNetV3-Large作为主干网络。之后，从主干网络中提取1/4、1/8、1/16、1/16共四层作为特征层，为后续语义分割任务打好基础。

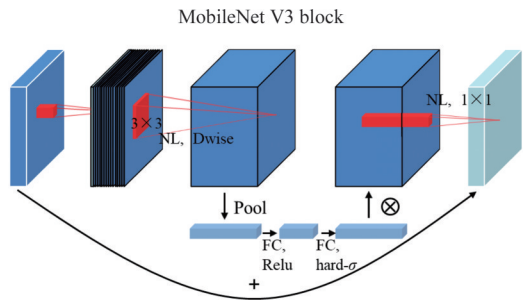


图6　MobileNetV3结构

Fig.6　MobileNetV3 structure

2.2　添加注意力模块

卷积块注意力模块(CBAM)[20]如图7所示。CBAM注意力模块包含两个部分：一个是通道注意力模块(CAM)，该模块重点关注特征图中每个通道的特征表达，学习各个通道特征权重；另一个是空间注意力模块(SAM)，用来学习特征图中不同空间位置的权重，进一步强调对输入特征图中重要位置的关注度。

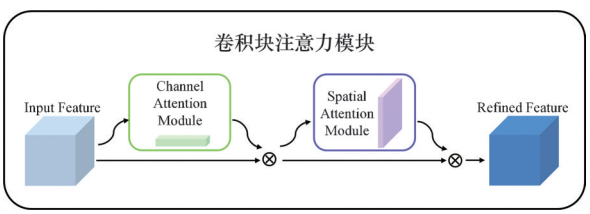


图7　CBAM注意力模块

Fig.7　Convolutional block attention module

CAM和SAM注意力模块如图8所示，CBAM注意力模块将两者串联在一起，其工作流

程为输入原始特征图F，首先经过CAM注意力模块进行全局平均池化(AvgPool)和最大池化(MaxPool)操作，计算每个通道上的最大值和平均值，得到两个池化结果。再分别经过共享的多层感知机(MLP)压缩和扩张通道数，学习捕获重要的通道特征生成两个通道向量，然后将这两个向量相加并通过sigmoid函数进行归一化，生成最终的通道注意力权重M_c之后与F逐通道相乘，得到加权后的特征图F'；F'再经过SAM注意力模块，在通道维度上分别进行平均池化和最大池化操作，得到两个空间特征图并在通道维度上进行拼接，再对拼接的特征图进行7×7的卷积操作，用于学习捕捉空间位置信息，使用sigmoid函数进行归一化生成最终的空间注意力权重M_s，然后与F'进行加权后得到最后的特征图。M_c和M_s计算公式如下：

$$M_c(F)=\sigma(MLP(AvgPool(F))+MLP(MaxPool(F)))=\sigma(W_1(W_0F^c_{avg}))+(W_1(W_0(F^c_{max}))) \tag{1}$$

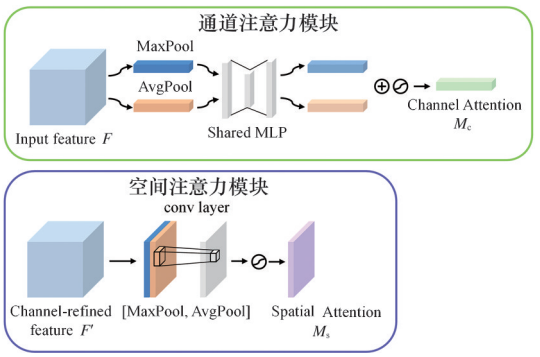


图8 CAM和SAM注意力模块

Fig.8 Channel attention module and spatial attention module

$$M_s(F)=\sigma(f^{7\times7}([AvgPool(F);MaxPool(F)]))=\sigma(f^{7\times7}([F^s_{avg};F^s_{max}])) \tag{2}$$

$$\sigma=\frac{1}{1+e^{-x}} \tag{3}$$

式中：σ为sigmoid函数；W_0、W_1为MLP权重；F^c_{avg}、F^c_{max}分别为平均池化特征和最大池化特征；$f^{7\times7}$表示一个7×7卷积操作；F^s_{avg}、F^s_{max}分别为通道上的平均池化特征和最大池化特征。

CBAM注意力模块通过自适应学习输入图像的通道空间特征来提高模型对重要特征的关注，从而提高模型的性能。但是进行归一化的sigmoid函数涉及e^{-x}指数运算，计算复杂度较高，故将其替换成分段线性化的h_sigmoid函数，即CBAM-change注意力模块，使网络的计算量进一步减小，提高网络训练效率，其函数图像见图9，计算公式如下：

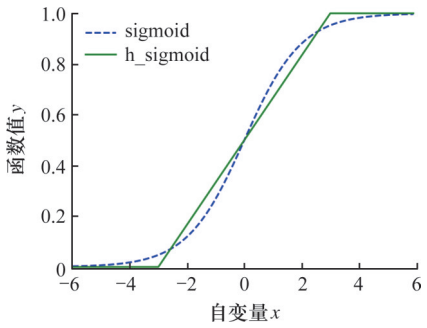


图9 激活函数对比

Fig.9 Comparison of activation functions

$$ReLU6=\min(6,\max(0,x)) \tag{4}$$

$$h_sigmoid=\frac{ReLU6(x+3)}{6} \tag{5}$$

3 实验与结果讨论

3.1 实验环境及参数设置

实验环境的搭建分为软件环境和硬件配置，包括操作系统Windows 10、编程软件PyCharm、编译器Python 3.8.10、深度学习框架PyTorch 2.4.1、CUDA 12.1、CPU 12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12490F、GPU NVIDIA GeForce RTX 3050。

在实验参数设置方面，模型训练的批次大小设置为8、使用ADAM优化器、动量参数设置为0.9、初始学习率为0.0005、最小学习率为0.000 005、学习率下降方式设置为cos、采用Dice Loss和Focal Loss两种损失函数结合作为损失函数，以综合优化分割精度和模型对难分类样本的学习能力，迭代次数设置为50。

3.2 评价指标

常见的语义分割模型性能评价指标通过混淆矩阵计算，包括准确率(accuracy)、查准率(precision)、召回率(recall)、F1分数(F1 score)和交并比(IoU)等。其中混淆矩阵由真正例(T_P)、假反例(F_N)、假正例(F_P)和真反例(T_N)构成。由于F1分数是查准率和召回率的调和平均数，能更全面反映模型性能，故最终选用准确率、F1分数和交并比作为评价指标。各指标计算公式如下：

$$A=\frac{T_P+T_N}{T_P+T_N+F_P+F_N}$$

$$P=\frac{T_P}{T_P+F_P}\qquad R=\frac{T_P}{T_P+F_N}$$

$$F_1=\frac{2PR}{P+R}\qquad I_{IOU}=\frac{T_P}{T_P+F_P+F_N}$$

式中：A为准确率；P为查准率；R为召回率；F_1为F1分数；I_{IOU}为交并比。

3.3 模型改进实验结果对比

对实验室数据集进行了5组语义分割对比实验，分别包括使用主干网络MobileNetV2、Mo-

bileNetV3-Small、MobileNetV3-Large，以及在MobileNetV3-Large的基础上添加CBAM注意力模块和改进后的CBAM-change注意力模块。训练过程中的训练验证损失曲线及mIoU曲线如图10所示，其中mIoU为所有焊点类别的交并比取算术平均值。同时计算了处理单张焊点图像的平均时间作为评价模型轻量化的指标，最终实验评价指标结果如表2所示。

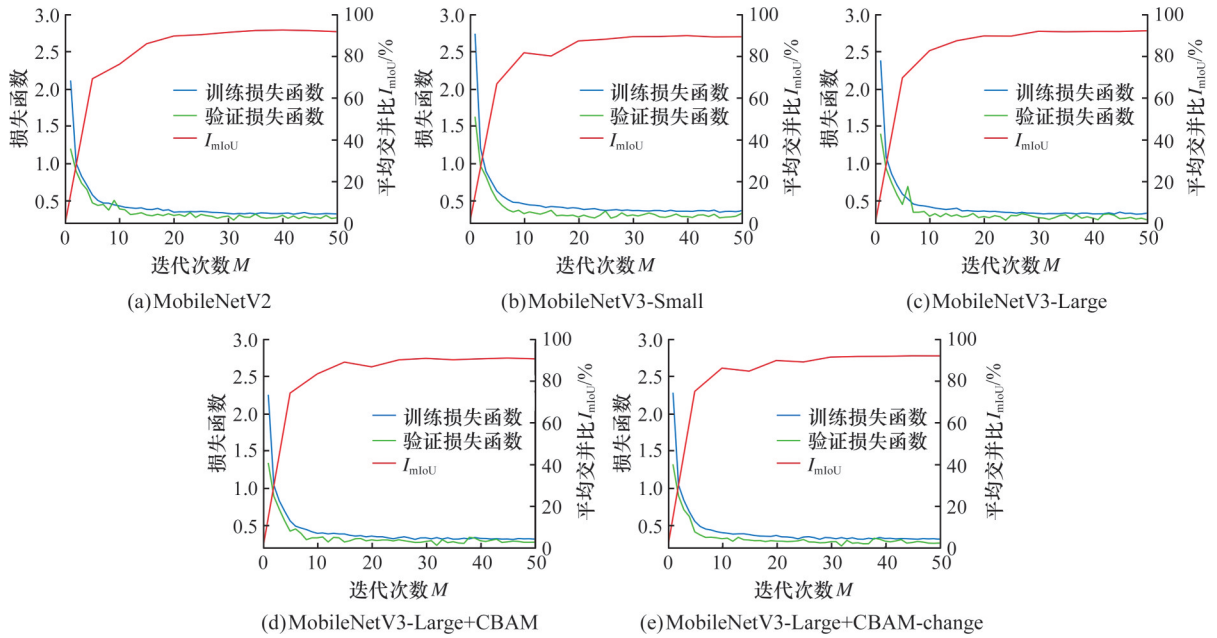


图10　损失曲线及mIoU曲线

Fig.10　Loss curve and mIoU curve

表2　模型改进结果对比

Tab.2　Comparison results of model improvement

模型		I_{mIoU}/%	F1分数/%	准确率A/%	时间t/ms
1	图10a	91.79	95.64	99.80	31.37
2	图10b	87.79	93.99	99.70	21.07
3	图10c	90.17	94.82	99.77	26.09
4	图10d	91.06	95.26	99.78	26.38
5	图10e	92.15	95.86	99.81	26.24

在效率至上的汽车制造业，模型的处理速度非常重要，根据汽车公司的操作数据，要求满足总耗时不超过185 ms。表2前三组不同主干网络组数据结果效率都能满足生产要求。其中MobileNetV2的平均时间最长，MobileNetV3轻量化特点明显，证明了替换主干网络实现模型轻量化的可行性。

在本文对点焊缺陷的分割与识别任务中，需要预测结果的精确度较高，分类的准确性更为重要。由于数据类别的分布有一定的不均匀性，因此针对本次的缺陷检测在较优的时间指标下优先考虑平均交并比和F1分数。第2组MobileNetV3-Small由于模型较小，参数较少，平均时间最短，但受模型表达能力限制，无法捕捉到足够复杂的特征，因此模型的性能相对偏差。而在MobileNetV3-Large版本上，精度与效率取得平衡，有较好的综合性能。

为进一步提高模型性能，在第3组MobileNetV3-Large版本基础上分别添加CBAM和CBAM-change注意力模块，其结果分别如表2中第4和第5组所示。对比后三组数据，第5组改用h_sigmoid函数后，与第4组相比，平均交并比提高1.98%，F1分数提高了1.04%，同时与第4组相比也有一定的提高。这表明通过添加通道-空间注意力模块，并改进其中的激活函数，能够有效提高模型精度。

3.4　不同语义分割模型实验结果对比

为进一步验证改进后的DeepLabv3+模型对焊点缺陷的分割识别分类任务中的性能，将其与U-Net[21]、PSPNet[22]、HrNet[23]语义分割模型进行比较，同时引入参数量(Params)和浮点数(GFLOPs)作为轻量化评价指标。为更直观地观察上述模型对焊点图像的实际分割识别分类效果，对焊点图像的分割结果进行图11所示的可视化展示，表3所示为实验数据结果。

PSPNet轻量化特点最佳，但精度最低；U-Net和改进后的DeepLabv3+在精度上两者不相上下，但是后者的优势是轻量化；HrNet和改进后的DeepLabv3+相比，后者平均交并比和F1分数相对前者仅下降约0.6%和0.3%，而计算量下降了约55%，效率收益比精度损失大一个量级，明显

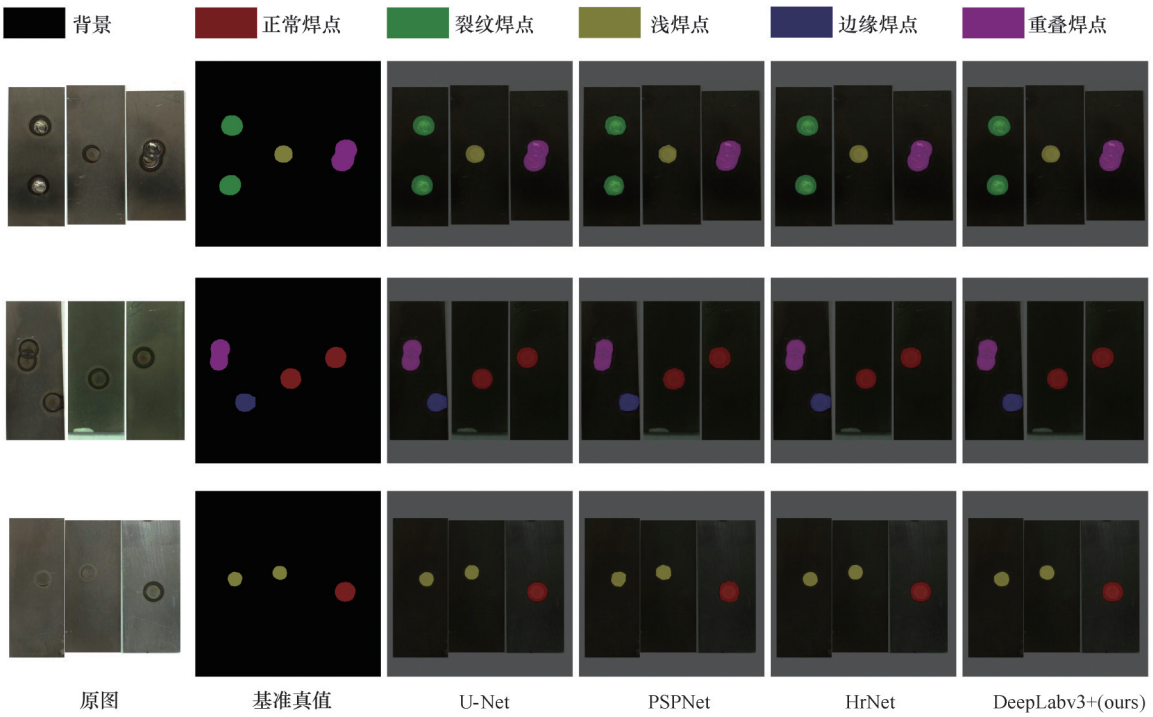


图11 不同模型可视化

Fig.11 Visualization of different models

表3 不同模型结果对比

Tab.3 Comparison of results of different models

模型	I_{mIoU}/%	F1分数/%	准确率A/%	参数量/10^6	GFLOPs
U-Net	92.13	95.89	99.82	43.934	184.737
PSPNet	88.53	93.82	99.70	2.377	6.034
HrNet	92.72	96.17	99.83	9.642	37.487
DeepLabv3+(Ours)	92.15	95.86	99.81	4.923	16.700

更具有实际应用价值。可见，本文改进后的DeepLabv3+模型能够在保持较高的精度下更好地减少设备负担和成本开支，也更符合和满足实验室条件和实际汽车白车身生产的焊点表面缺陷检测节拍和要求，可以准确实现对焊点缺陷的检测、识别与分割。

3.5 模型实际应用效果验证

实际白车身焊接车间中采集焊点图像会受到光照条件不稳定、工业噪声干扰、车身板材反光、焊点曲面拍摄畸变、微小缺陷检测识别以及其他更复杂的因素影响，是实现焊点视觉检测的难点，故对RSW-D数据集进行语义分割，最终训练结果的平均交并比为87.84%、F1分数为93.44%、准确率为99.62%，单张焊点图像的分割运行时间为26.79 ms，其损失曲线、mIoU曲线以及分割可视化结果分别如图12和图13所示，能够实现焊点缺陷检测。

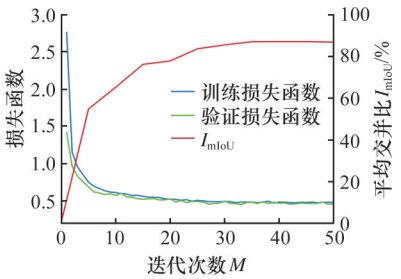


图12 RSW-D的损失曲线及mIoU曲线

Fig.12 Loss curve and mIoU curve of RSW-D

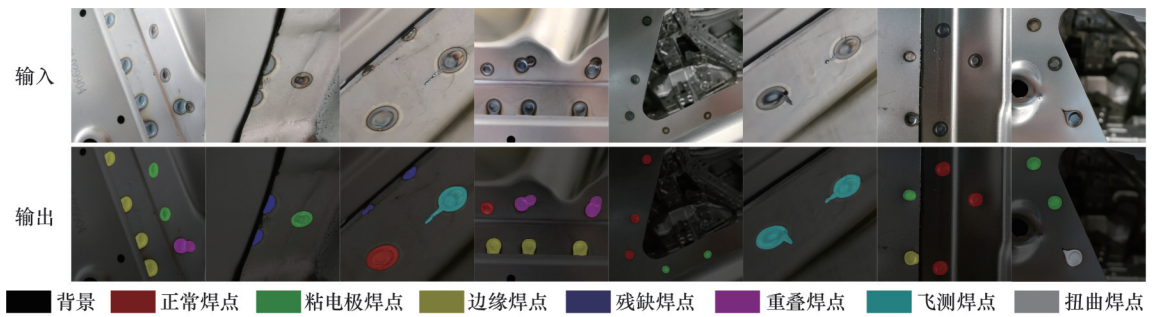


图13 RSW-D可视化

Fig.13 Visualization of RSW-D

4　结论

本文提出了一种改进DeepLabv3+的电阻点焊表面缺陷检测方法，主要进行了两点改进，即替换主干网络为MobileNetV3-Large和添加改进的CBAM-change注意力模块，实验结论如下：当选择MobileNetV3-Large作为主干网络时，实现了模型轻量化；添加改进的CBAM-change注意力模块，进一步提高了模型的精度，平均交并比达到92.15%、F1分数达到95.86%、准确率达到99.81%、处理单张焊点图像的平均时间为26.24 ms，与其他模型对比，能够保持轻量化和较高精度；在公开焊点数据集上，改进模型也能实现准确的语义分割，可用于白车身焊点缺陷检测。

参考文献：

[1] CHUENMEE N, PHOTHI N, CHAMNIPRASART K, et al. Machine Learning for Predicting Resistance Spot Weld Quality in Automotive Manufacturing[J]. Results in Engineering, 2025, 25: 103570.

[2] XIAO Meng, YANG Bo, WANG Shilong, et al. A Feature Fusion Enhanced Multiscale CNN with Attention Mechanism for Spot-welding Surface Appearance Recognition[J]. Computers in Industry, 2022, 135: 103583.

[3] XIAO Meng, YANG Bo, WANG Shilong, et al. Fine Coordinate Attention for Surface Defect Detection[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106368.

[4] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2015: 3431-3440.

[5] XIAO Xiaoyang, ZHAO Yuqian, ZHANG Fan, et al. BASeg: Boundary Aware Semantic Segmentation for Autonomous Driving[J]. Neural Networks, 2023, 157: 460-470.

[6] LIU Yang, WANG Yongfu, LI Qiansheng. Lane Detection Based on Real-time Semantic Segmentation for End-to-end Autonomous Driving under Low-light Conditions[J]. Digital Signal Processing, 2024, 155: 104752.

[7] WEI Kan, DAI Jinkun, HONG Danfeng, et al. MGFNet: an MLP-dominated Gated Fusion Network for Semantic Segmentation of High-resolution Multi-modal Remote Sensing Images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024, 135: 104241.

[8] GONG Zhi, DUAN Lijuan, XIAO Fengjin, et al. MSAug: Multi-strategy Augmentation for Rare Classes in Semantic Segmentation of Remote Sensing Images[J]. Displays, 2024, 84: 102779.

[9] WANG Haonan, CAO Peng, YANG Jinzhu, et al. Narrowing the Semantic Gaps in U-Net with Learnable Skip Connections: The Case of Medical Image Segmentation[J]. Neural Networks, 2024, 178: 106546.

[10] LIU Xiaoxiao, ZHAO Yan, WANG Shigang, et al. Mambav3d: a Mamba-based Virtual 3D Module Stringing Semantic Information between Layers of Medical Image Slices[J]. Displays, 2024, 85: 102890.

[11] SUN Haohan, XIA Liqian, ZHOU Yihu, et al. Online Detection and Evaluation of Weld Surface Defects Based on Lightweight Network VGG16-UNet and Laser Scanning[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2024, 129: 292-306.

[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] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an Incremental Improvement[J]. Arxiv Preprint Arxiv, 2018: 1804.02767 .

[14] CHEN L C, ZHU Yukun, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation[C]//Computer Vision - ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 833-851.

[15] CHOLLET F. Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 1800-1807.

[16] SANDLER M, HOWARD A, ZHU Menglong, et al. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 4510-4520.

[17] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications[J]. Arxiv Preprint Arxiv, 2017: 1704.04861.

[18] HOWARD A, SANDLER M, CHEN Bo, et al. Searching for MobileNetV3[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2019: 1314-1324.

[19] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation Networks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 7132-7141.

[20] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional Block Attention Module[C]//Computer Vision-ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 3-19.

[21] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015. Cham: Springer, 2015: 234-241.

[22] ZHAO Hengshuang, SHI Jianping, QI Xiaojuan, et al. Pyramid Scene Parsing Network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 6230-6239.

[23] SUN Ke, ZHAO Yang, JIANG Borui, et al. High-resolution Representations for Labeling Pixels and Regions[EB/OL]. 2019: arXiv: 1904.04514. https://arxiv.org/abs/1904.04514

（编辑　王艳丽）

作者简介：熊　鑫，男，1999年生，硕士研究生。研究方向为电阻点焊质量检测方法。E-mail:2175891536@qq.com。吴　玮*（通信作者），女，1970年生，教授。研究方向为特种焊接及无损检测方法。E-mail:weiwu@cqut.edu.cn。

本文引用格式：

熊鑫，吴玮，杜洁，等. 基于改进DeepLabv3+模型的电阻点焊表面缺陷检测方法[J]. 中国机械工程，2026，37(9)：2326-2333.

XIONG Xin, WU Wei, DU Jie, et al. A Method for Surface Defect Detection in Resistance Spot Welding Based on an Improved DeepLabv3+ Model[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(9): 2326-2333.