

# 基于结构光的焊点智能识别算法设计

朱齐丹, 王彦柯, 朱伟, 刘玥

(哈尔滨工程大学 自动化学院智能控制研究所, 哈尔滨 150001)

**摘要:** 在自动焊接系统中, 焊点的识别需要利用辅助激光, 但是由于弧光的存在, 而且一些金属材料具有反光性, 这都会对辅助光的提取造成困难, 因而影响到焊点的准确定位。基于此问题, 利用反卷积结合特征金字塔网络, 提出了基于热力图的焊点识别网络, 该网络通过残差卷积神经网络进行提取特征, 并利用金字塔策略将不同尺度的特征映射成特征点热力图, 根据热力图得到焊点的最终准确位置。最后进行与模版匹配及原始的特征金字塔网络的对比试验。结果表明, 该网络在对焊点的识别中比前两者的表现突出, 而且鲁棒性较强, 对于各种噪声和复杂的干扰具有很强的抵抗力。

**关键词:** 结构光; 残差卷积神经网络; 特征金字塔网络; 热力图; 焊点识别

中图分类号: TG 456.7; TP 391.41

文献标识码: A

doi: 10.12073/j.hjxb.2019400186

## 0 序言

焊接自动化生产设备逐渐投入使用, 这样既能降低公司劳动力成本, 也提高了焊接的质量与速度。另外, 近年来, 机器视觉技术逐步成熟起来, 带有视觉传感系统的机器人逐渐被应用于焊接领域。视觉传感系统可以有效地避免示教机器人示教的缺点, 实时地对焊缝进行自动识别。

根据照明光源的种类, 焊接采用的视觉传感器可以分为被动视觉传感器和主动视觉传感器两种。其中在主动视觉中, 结构光的使用颇为普遍。该任务的重点主要在于焊点的识别上, 即辅助激光和焊缝的交点。该种方法具有非接触, 获取信息丰富且精度高等特点。因此, 从这种含有强烈弧光噪声污染的图像中准确地、快速对焊点实现精确定位一直是国内外学者的研究热点。

实际中, 由于焊接过程有很多未知的因素, 所采集到的图像结果给后续的识别造成了很大的困难。所以, 只有在特定情况下且信息采集设备能够充分满足算法要求的时候, 传统的焊点识别方法才能准确。但是在复杂的环境下, 例如获取的信息是残缺的, 噪声污染严重、外界干扰较大时, 如果只考虑像素、颜色或纹理等简单的基本特征, 其识别系

统的鲁棒性下降, 识别精度较差。另外, 由于这类算法中需要很大程度的人为参与, 例如局部阈值化、背景差分、角点检测、模版匹配及边缘提取等, 因此这类算法的自主性不强, 需要根据各种情况人工选取阈值和相关参数, 智能性较差, 且泛化能力差。为了解决特征提取的泛化性问题, 提出利用卷积神经网络提取的抽象特征来进行焊点的定位。对于特征的提取, 自 2012 年以来, 深度学习在网络结构的深度和宽度上分别有不同造诣, 此类网络主要有 VGGnet<sup>[1]</sup>, GoogLeNet<sup>[2]</sup>, ResNet<sup>[3]</sup> 等。另外, 针对深度神经网络提取到的深度特征, 将其用于区域定位的任务中, 也已逐步发展, 算法主要有 Faster RCNN<sup>[4]</sup>, Mask RCNN<sup>[5]</sup>, YOLO<sup>[6]</sup> 等, 该系列网络均由 Ross 等人所提出, 紧接着同一作者提出利用不同尺度的特征进行定位的想法, 即建立一个金字塔型的特征组 FPN 运用到不同的任务<sup>[7]</sup>。

与区域定位不同, 特征点的定位中, 正样本的数量和负样本的数量差距巨大, 网络模型较难收敛, 而且训练得到的参数泛化性差。因此, 在系统中采用基于高斯分布的热力图作为训练的样本标签, 而对于热力图的生成, 提出基于反卷积的特征金字塔网络 (FPN-D), 将 ResNet50 提取的不同尺度的特征, 均映射成所需的特征点热力图, 并将之级联在一起得到最终的热力图, 对此热力图进行处理, 可以准确地得到焊点的位置。其中, 不同尺度之间是通过反卷积之后进行级联, 并对级联后的特征图进

行反卷积,再进行下一级的级联,与利用上采样的方式将不同尺度的热力图进行级联(FPN-U)<sup>[7]</sup>相比,该种方法遵循卷积的自然反过程,并非直接级联,通过试验比较,该系统的焊点识别效果较传统方法和简单的基于上采样的FPN网络效果都要好,而且鲁棒性更强,处理一张图片时间约为85 ms,能够达到自动焊接的实时性要求。

## 1 基于结构光的焊点智能识别系统设计

### 1.1 系统结构设计

该焊缝识别测量系统的传感器主要是由CCD摄像机、镜头、红光一字型半导体激光器、滤光片组成。如图1所示,激光器中的点光源通过柱状镜的折射形成线结构光,投射到钢板表面,当遇到坡口时激光会出现凹陷状况,并向摄像机的视野范围反射,CCD相机采集该反射的结构光,在图像中成像,形成可以反映焊缝坡口形状的二维图像。然后通过智能识别算法得到图像中焊点的位置,并根据摄像机、激光器与焊件之间的距离关系得到具体要焊接的坐标。在系统中,只涉及到了二维图像中的焊点坐标识别。

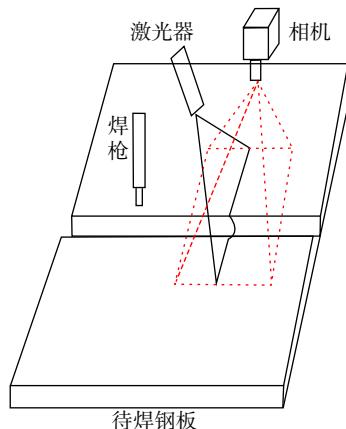


图1 系统结构

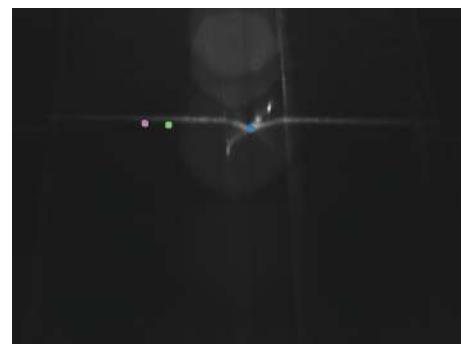
Fig. 1 Architecture of system

### 1.2 基于模版匹配的特征点识别算法

模版匹配旨在一幅图片中找到与模版相似的区域,即计算模版和待检测图片之间的相似度,按照相似度的计算方式不同,该试验中共考虑了6种方式,分别为差值平方和匹配、标准化差值平方和匹配、相关匹配、标准相关匹配、相关匹配和标准相关匹配。在焊接环境理想即弧光干扰较小,且激光痕迹明显,如图2a所示,为该6种模版识别方法的

识别结果(不同颜色标出)。

当干扰较大的情况下,其识别效果急剧下降,如图2b。该种情况下,由于模版的选择对结果影响很大,而在背景干扰较大时,与模版的相似度会降低,或者出现和模版相似度较高的虚假区域信息,导致识别误差较大。另外,由于以上几种方式都需要人工选取模版,其鲁棒性较差,而大多传统的视觉识别方式都需要人为的参与,且人为设定的信息和策略不具有泛化性和适应性,更缺乏智能性。因此,在该系统中使用了基于卷积神经网络的焊点智能识别的算法,提高系统的鲁棒性。



(a) 理想环境中



(b) 弧光干扰下

图2 理想环境和弧光干扰下模版匹配识别结果

Fig. 2 Recognition results of template matching in ideal welding occasion and occasion with certain arc light

## 2 基于卷积神经网络的焊点智能识别算法

该识别网络分为三个部分:特征提取、热力图生成(FPN-D)和热力图的最终处理。特征提取网络是基于预训练的ResNet50进行微调,热力图的生成是利用反卷积及级联将不同尺度特征所生成的特征图全部考虑在内得到最终的输出。在训练过程中,无需对整个网络输出的热力图进行处理,但是

需要利用标注焊点的位置做出理想的热力图用于训练,而在测试中,由于热力图并不是理想的,需要对其进行阈值化处理得到最终的位置信息。该方法的网络整体框图如图 3 所示,其中尺度 1 和尺度 2 一样,因此其后的反卷积变为卷积操作。

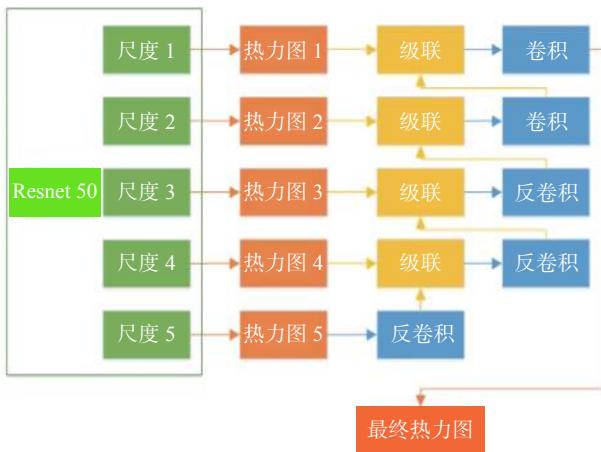


图 3 整体结构图  
Fig. 3 Overall architecture

## 2.1 特征提取网络

文中方法的特征提取网络基于分类的卷积神经网络 ResNet50 的卷积部分,ResNet 具有其它卷积神经网络无法比拟的深度,而且深度增加的同时还能够保证网络性能不会退化,与 VGG 等类型的网络相比,虽然深度增加很多,但是网络的计算量却大大降低了。该网络结构分明且不同尺度之间均相差 2 倍,适合金字塔特征中对不同尺度的考虑,其网络结构如图 4 所示,其中每个 block 都是一个

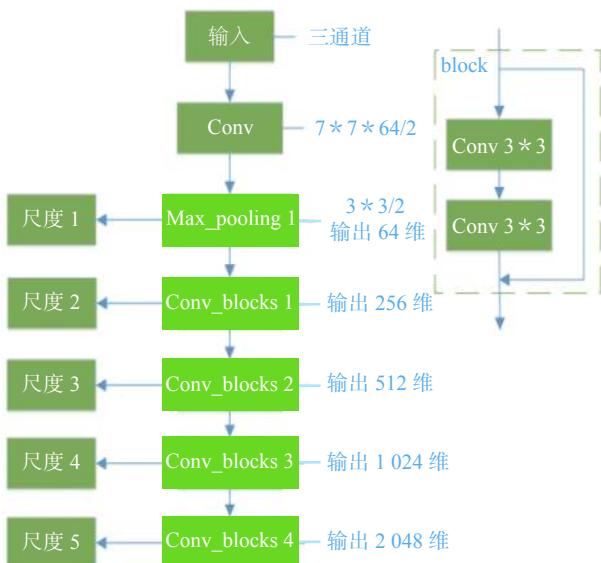


图 4 Resnet50 特征提取网络  
Fig. 4 Feature extraction of ResNet50

残差网络,每一个尺度下的卷积块都由多个残差网络集成,尺度 2 到 5 分别由 3,4,6,3 个残差网络构成。

设每个残差网络的输入为  $x$ ,输出为  $y$ ,令残差为

$$\mathcal{F}(x, W) = y - x \quad (1)$$

式中:  $W$  为残差网络的参数;  $\mathcal{F}$  为卷积函数。因此该网络得到的特征为残差特征<sup>[3]</sup>。

## 2.2 基于反卷积的特征金字塔网络—热力图的生成

对于某个特定尺度的特征,首先通过一个卷积核为 1 的卷积层得到尺度的热力图信息,然后和前一尺度的热力图级联,得到包含两个尺度的热力图信息,最后通过反卷积将尺度变为原来的二倍运用到下一个尺度的热力图信息的获取中,通过这种方式可以综合考虑所有尺度的信息,而且与上采样的方式相比<sup>[7]</sup>,更接近卷积的特征提取的反过程,具体结构如图 5。



图 5 每一尺度下热力图生成的过程  
Fig. 5 Generation of heatmap for each scale

由式(1)可知卷积层定义为

$$\mathcal{F}(x, W) = Cx \quad (2)$$

其反向传递时的梯度可由下式求得,即

$$\frac{\partial L}{\partial x} = C^T \frac{\partial L}{\partial \mathcal{F}} \quad (3)$$

式中:  $L$  为损失函数。对于反卷积来说,定义为

$$\mathcal{F}'(x, W) = C^T Cx \quad (4)$$

其梯度计算方式变为

$$\frac{\partial L}{\partial x} = C^T \frac{\partial L}{\partial \mathcal{F}} C \quad (5)$$

基于反卷积结合 FPN 得到的网络为 FPN-D 网络结构,基于上采样的 FPN 为 FPN-U<sup>[7]</sup>,图 6 为 FPN-U 及 FPN-D 的网络差别。两者都基于 Resnet50 输出的不同尺度的特征信息,利用  $1 \times 1$  的全卷积得到相应尺度的热力图,但是在和前一尺度进行级联的时候不同。FPN-U 直接将两个尺度的热力图相加,再进行  $3 \times 3$  的卷积,而最终每个尺度的热力图利用上采样,进而级联在一起,得到最终的热力图信息。FPN-U 存在几个问题,首先较小尺度的热力图的上采样方法比例会很大,导致其信息是冗余且不合理的。另外,直接将两个尺度的热力图信息相

加不能同等于考虑到两者热力图的信息。而 FPN-D 利用反卷积将  $3 \times 3$  的卷积和上采样结合在一起，并将尺度的热力图信息和上一尺度的热力图信息级联在一起，综合考虑两者的信息。

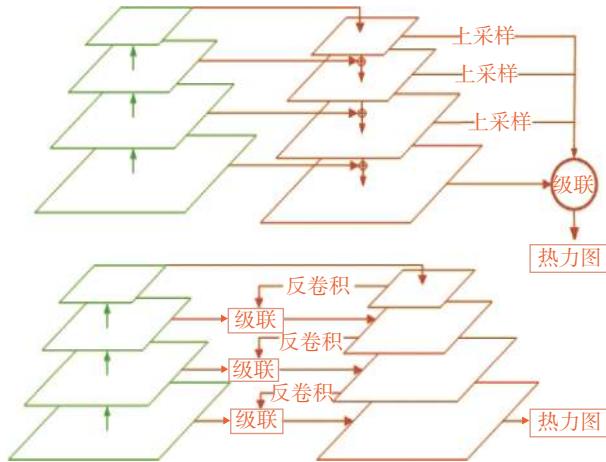
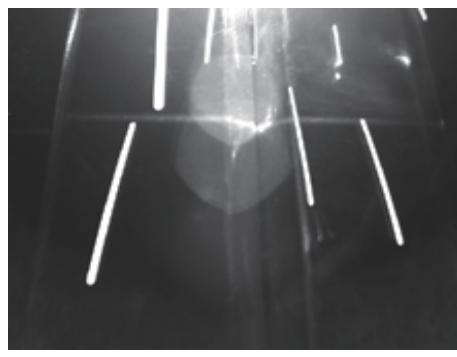


图 6 FPN-U 和 FPN-D 的区别  
Fig. 6 Difference between FPN-U and FPN-D

最终得到的热力图信息需要用理想的热力图进行修正，即训练如图 7 所示。理想的热力图是以特征点为中心的高斯分布得到的，设  $x_c$  为特征点， $x_i$  为热力图上任意一点，则该点的热力值为

$$h_i = \frac{1}{2\pi\Sigma} e^{-\frac{1}{2}(x_i - x_c)^T \Sigma^{-1} (x_i - x_c)} \quad (6)$$



(a) 原始焊接图



(b) 理想热力图

图 7 原始焊接图和理想热力图  
Fig. 7 Original welding image and ideal heatmap

式中： $\Sigma$  为方差矩阵。

### 2.3 损失函数及模型训练

该网络最终的输出为预测的热力图  $H_p$ ，标签为人为生成的理想热力图  $H_l$ ，要想进行训练，需要得到两者之间的误差，即损失函数。在文中方法中，损失定义为两者的差阵自身的内积，即

$$L = (H_p - H_l)^T (H_p - H_l) = \sum_{i,j}^{M,N} (p_{ij} - l_{ij})^2, p_{ij} \in H_p, l_{ij} \in H_l \quad (7)$$

对于网络参数的更新，采用随机梯度下降的方式

$$\begin{cases} g_{l-1} = \nabla_{\theta l} L(W_l) \\ m_{l-1} = \mu \cdot m_{l-1} + g_{l-1} \\ W_{l-1} = W_l - \varepsilon \cdot m_{l-1} \end{cases} \quad (8)$$

式中： $g_{l-1}$  为损失函数在  $l-1$  层的梯度； $\varepsilon$  为参数更新的步长，即学习率； $m_{l-1}$  为  $l-1$  层的动量。将之前所有的损失累积起来并通过调节  $\mu$  可以调节网络收敛的速度，最终可以防止网络进入到局部的最优。在该网络的训练中对数据进行了增强，由于外围光照的影响不是很大，仅考虑旋转和尺度的因素，对每张图片随机旋转一个角度  $\alpha$ ，这样可以进一步避免模型的过拟合。

## 3 试验结果

该试验的运行环境为 Intel E5-2620 2.10 GHz CPU，其中内存 8 GB RAM 以及一个 GeForce GTX 1080Ti GPU。网络的实现基于 pytorch 框架，ResNet50 提取特征的网络是基于在 ImageNet 数据集上预训练的模型。训练数据来自于焊接现场拍摄，每张图片大小均为  $646 \times 482$ 。

### 3.1 网络超参数的设置

该网络的训练参数主要包括：初始学习率  $\varepsilon$ ，动量因子  $\mu$ ，旋转角度  $\alpha$ ，每次迭代的图片个数 batchsize，其设置如表 1，该网络共训练了 20 000 次，每 5 000 次进行一次学习率的更新。

### 3.2 焊点识别结果及分析

文中分别对不同弧光下的金属焊件进行了测试，由于不同条件下材料的反光性也不一样，造成识别的困难也不相同。该试验中，当弧光较亮时，焊点清晰，但是弧光干扰较多，当弧光较暗时较难分辨焊点的具体位置。为了验证 FPN-D 网络的鲁棒性，将 FPN-D 和传统的模版匹配的方法及 FPN-

表 1 训练参数设置

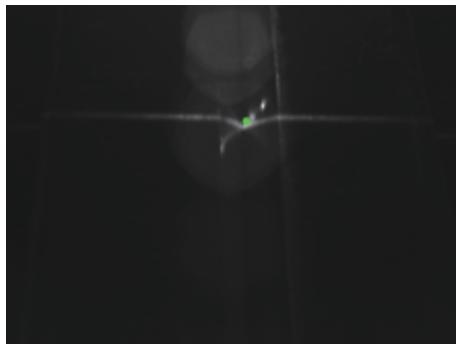
Table 1 Configuration of training parameters

参数	设置值
$\varepsilon$	0.000 01
$\mu$	0.9
$\alpha$	$-40^\circ \sim +40^\circ$
batchsize	8

U 进行了比较.

### 3.2.1 深度神经网络与模版匹配的比较

在理想的焊接环境中深度神经网络及模版匹配均能识别出焊点的位置. 6 种模版匹配方法(不同颜色标出)见图 2a, 图 8 为 FPN-U 及 FPN-D 的识别结果图.



(a) FPN-U 识别结果



(b) FPN-D 识别结果

图 8 理想焊接环境识别结果

Fig. 8 Recognition result in ideal welding occasion

实际的焊接过程很少出现图 2a 中理想的情况, 因此需进一步测试在一定弧光干扰情况下各种方法的识别结果. 如图 2b 所示, 弧光的扰动使得模版和待测图片不一致, 因此出现较大的识别误差, 甚至无法找到焊点的具体位置, 但是深度神经网络的识别结果依然很准确, 如图 9 所示, 因此, 两者的鲁棒性相比, 前者较强.

### 3.2.2 FPN-U 与 FPN-D 的比较

为了对比 FPN-U 和 FPN-D 的效果, 将两者的



(a) FPN-U 识别结果



(b) FPN-D 识别结果

图 9 弧光扰动环境中识别结果

Fig. 9 Recognition result with certain arc light

训练损失函数呈现了出来, 由图 10 可看出, FPN-U 的损失函数下降较快, 而 FPN-D 由于反卷积的存在, 其损失函数下降较慢. 但是两个网络在最终都能够收敛, FPN-U 的收敛值要略低于 FPN-D 的收敛值.

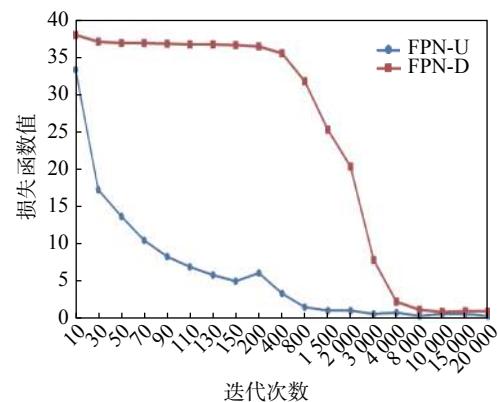


图 10 FPN-U 与 FPN-D 的损失函数

Fig. 10 Loss functions of FPN-U and FPN-D

FPN-U 网络的收敛速度较快, 且收敛值略低, 但是在某些特殊的环境中, 其识别结果不如 FPN-D, 如图 11 所示的两种情况, 在第一种情况下, FPN-U 无法找到焊点的位置, 因此 FPN-U 网络存在一定的过拟合. 当环境复杂, 焊点信息变化较大

且不明显的时候, FPN-U 的鲁棒性会降低。因此上采样所造成的特征信息冗余不容忽视, 可见 FPN-

U 泛化误差较大, 而反卷积很好的解决了此冗余的问题, 因此泛化误差较小。

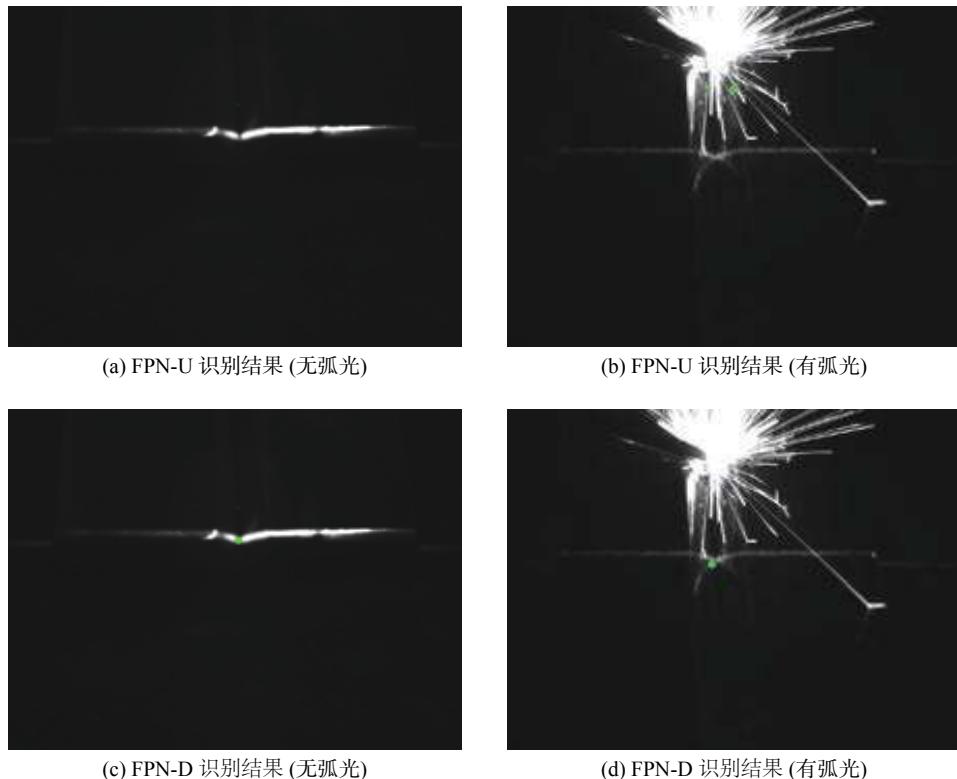


图 11 FPN-U 与 FPN-D 识别效果对比图  
Fig. 11 Comparison between FPN-U and FPN-D

### 3.2.3 算法的实时性

为了测试算法的实时性, 试验中共进行了 255 张图片的测试, 测试图片大小和训练集一样, 共用时 21.83 s。因此, 该算法的速度能够达到 11.68 帧每秒 (FPS)。根据应用中的焊接速度, 该算法能够满足实际应用要求。

## 4 结 论

(1) 针对自动焊接系统中焊点的识别问题, 提出利用残差卷积神经网络提取出的不同尺度的特征映射成热力图, 从而进行准确定位的思路。该模型将 ResNet50 作为特征提取网络, 能够从图像中提取到不同尺度的特征, 随后利用反卷积和级联的策略将特征映射成热力图, 通过对热力图的分析得到最终的焊点位置。

(2) 该模型的创新点主要有: 将焊点的识别转化成热力图的识别任务; 利用不同尺度的特征进行特征点的定位; 利用反卷积的方式将不同尺度的识别结果进行级联。通过试验证明, 该方法鲁棒性较

强, 在弧光较为杂乱的干扰情况下, 依然能够保持识别效果, 并且算法处理速度为 11.68 帧每秒 (FPS), 能够达到实际应用的实时性要求。

### 参考文献:

- [1] Karen Simonyan, Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]/International Conference on Learning Representations, 2015: 1 – 14.
- [2] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, et al. Going deeper with convolutions[C]/The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 1 – 9.
- [3] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, et al. Deep residual learning for image recognition[C]/The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 770 – 778.
- [4] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]/Advances in Neural Information Processing Systems 28, 2015: 1 – 9.
- [5] Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollar, et al. Mask R-CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017(99): 1 – 1.

[下转第 99 页]

(2) 根据双脉冲焊接需要, 设计了送丝控制电路, 并采用单脉冲 + 脉动送丝的方法实现双脉冲焊接。控制软件上设计了焊接任务流程以及波形控制程序, 采用了增量式 PID 控制算法, 提高控制精度。

(3) 所研制的焊接电源输出电流稳定, 动态响应迅速, 调节精度高, 具有良好的性能, 为实现弧长精细化控制打下基础。

## 参考文献:

- [1] 马德. 数字控制铝合金双脉冲 MIG 焊工艺的研究 [D]. 北京: 北京工业大学, 2004.
- [2] Hazra S, De A, Cheng L, et al. High switching performance of 1700-V, 50-A SiC power MOSFET over Si IGBT/BiMOSFET for advanced power conversion applications[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(7): 4742 – 4754.
- [3] Wang G, Mookken J, Rice J, et al. Dynamic and static behavior of packaged silicon carbide MOSFETs in paralleled applications[C]// Applied Power Electronics Conference, 2014: 1478 – 1483.
- [4] 王振民, 汪倩, 王鹏飞, 等. 新一代 WBG 弧焊逆变电源 [J]. 焊接学报, 2016, 37(7): 49 – 52.  
Wang Zhenmin, Wang Qian, Wang Pengfei, et al. A new generation WBG arc welding inverter[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2016, 37(7): 49 – 52.
- [5] 沙德尚, 廖晓钟. 双脉冲 MIG/MAG 焊全数字控制策略 [J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(7): 605 – 607.  
Sha Deshang, Liao Xiaozhong. Full digital control strategy of double pulsed MIG/MAG welding[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2009, 29(7): 605 – 607.
- [6] 钱金川, 朱守敏. 全桥式逆变电源主电路设计 [J]. 电工电气, 2010(04): 12 – 19.
- [7] Qian Jinchuan, Zhu Shoumin. Main circuit design of full-bridge reverse converter power supply[J]. Electrotechnics Electric, 2010(04): 12 – 19.
- [8] Hazra S, Madhusoodhanan S, Moghaddam G, et al. Design considerations and performance evaluation of 1 200 V, 100 A SiC MOSFET based converter for high power density application[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2013, 52(5): 4527 – 4268.
- [9] Rice J, Mookken J. SiC MOSFET gate drive design considerations[C]//IEEE International Workshop on Integrated Power Packaging. IEEE, 2015: 24–27.
- [10] 王振民, 张福彪, 王鹏飞, 等. 全数字机器人 VPPA 焊接电源 [J]. 焊接学报, 2017, 38(7): 5 – 8, 30.  
Wang Zhenmin, Zhang Fubiao, Wang Pengfei, et al. Research on full digital robot VPPA welding power supply[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2017, 38(7): 5 – 8, 30.
- [11] 邓方雄, 钟继光, 石永华, 等. 水下焊接脉动送丝机构的研制 [J]. 电焊机, 2006, 36(7): 13 – 15.  
Deng Fangxiong, Zhong Jiguang, Shi Yonghua, et al. Study on the pulsed feeding wire system for underwater welding[J]. Electric Welding Machine, 2006, 36(7): 13 – 15.
- [12] 吴强, 韩震宇, 李程. 基于增量式 PID 算法的无刷直流电机 PWM 调速研究 [J]. 机电工程技术, 2013, 42(3): 63 – 65.  
Wu Qiang, Han Zhenyu, Li Cheng. Based on the incremental PID algorithm for brushless DC motor PWM speed control research[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2013, 42(3): 63 – 65.

**第一作者简介:** 钟启明, 男, 1996 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为焊接电源。Email: [mezqm@mail.scut.edu.cn](mailto:mezqm@mail.scut.edu.cn)

**通信作者简介:** 王振民, 男, 博士, 教授, 博士研究生导师。Email: [wangzhm@scut.edu.cn](mailto:wangzhm@scut.edu.cn)

## [ 上接第 87 页 ]

- [6] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 779 – 788.
- [7] Tsung-Yi Lin, Piotr Dollar, Ross Girshick, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//The IEEE Conference on Com-

puter Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 2117 – 2125.

**第一作者简介:** 朱齐丹, 男, 1963 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要从事机器人与智能控制、机器视觉检测技术、先进控制理论及应用和复杂系统分析与决策等方面的研究和教学工作。Email: [zhuqidan@hrbeu.edu.cn](mailto:zhuqidan@hrbeu.edu.cn)