

## 融合卷积神经网络和相关滤波的焊缝自动跟踪

杨国威, 周楠, 杨敏, 张永帅, 王以忠\*

天津科技大学电子信息与自动化学院, 天津 300222

**摘要** 自动焊接时,为提高焊缝坡口关键位置的检测精度和抗干扰能力,基于卷积神经网络设计了焊缝特征点提取网络。该网络通过卷积、池化操作对图像中焊缝激光线的位置信息和拐点特征信息进行提取;引入先验框,将焊缝特征点检测从全局定位转为局部定位;识别定位模块通过结合特征点位置预测与特征点存在置信度预测,抑制了噪声干扰。为保证实际的焊接效率,融合相关滤波算法完成了焊缝关键位置的自动追踪。核相关滤波通过快速傅里叶变换降低了算法的时间复杂度,引入循环矩阵循环移位样本进行充分训练,保证了跟踪速度和精度。实验结果表明,焊缝特征点定位的均方根误差为 0.207 mm,最大定位误差为 0.71 mm。本文所提算法的定位精度较高,而且适用性和抗噪声干扰能力较强,能够满足焊缝自动跟踪系统的要求。

**关键词** 图像处理;深度学习;焊缝检测;焊缝跟踪;相关滤波

中图分类号 TG409

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202148.2202011

## 1 引言

焊接技术正向着自动化和智能化方向发展<sup>[1-3]</sup>。基于激光视觉的焊缝跟踪系统以非接触、高精度等优点被广泛应用<sup>[4]</sup>。自动焊接时,需要准确获取焊缝的中心线、宽度以及坡口边缘等关键位置信息<sup>[5]</sup>。但是在现场焊接中,会有不同坡口形式的焊缝,且焊缝图像会受到不同程度的弧光、飞溅等的干扰,传统的焊缝图像处理方法不能完全适应各种复杂环境下的焊缝跟踪。随着人工智能技术的发展,焊接智能化要求焊缝跟踪算法具有较强的抗干扰能力和适应能力,以适用于不同场景下的现场焊接。

焊缝特征点是确定结构特性的点,如焊缝激光线的拐点,它可以表征焊缝的宽度、深度和坡口边缘等位置信息。针对不同坡口类型的焊缝,提取其关键位置信息的方法也不同,目前主要使用基于图像处理的提取方法(例如分割、中心提取、斜率分析和直线相交等)来获取焊缝的关键位置<sup>[6-8]</sup>。洪磊等<sup>[9]</sup>利用激光条纹上光斑斜率的变化提取特征点;雷正龙等<sup>[10]</sup>通过斜率分析法提取窄间隙焊缝的特征点;胡金等<sup>[11]</sup>提出了基于方向梯度直方图的焊缝检测,

该方法能通过抑制噪声干扰定位焊缝的主要信息;Kiddee 等<sup>[12]</sup>通过霍夫变换和最小二乘法拟合得到了 V 型焊缝的特征点。传统的特征点提取方法受图像质量和焊缝坡口形状的约束,适应性和抗干扰能力较差。深度学习已在很多领域得到了广泛应用。近年来,该技术也逐渐被应用于焊接领域,如焊缝分类、焊缝缺陷检测和焊接过程控制等<sup>[13-15]</sup>。邹焱颢等<sup>[16]</sup>使用深层卷积神经网络 VGGNet 实现了焊接过程中焊缝特征点的跟踪。Xiao 等<sup>[17]</sup>提出了一种自适应的特征点定位方法,使用 Faster R-CNN 经典的目标检测网络识别并定位焊缝,根据识别结果进一步选择相应的特征点提取方法;该方法能够识别特定的连续焊缝和非连续焊缝,具有一定的适应性。张永帅等<sup>[18]</sup>基于全卷积神经网络实现了焊缝激光线信息的提取,在一定程度上抑制了焊接时的干扰,保证了焊接质量。

为了克服复杂焊接环境下的噪声干扰,提高焊缝跟踪的准确性和适应性,本文拟采用卷积神经网络对焊缝特征点进行定位。在特征点提取网络中引入先验框,将特征点定位转移到局部先验框中,同时结合位置预测和置信度预测,提高焊缝跟踪系统的

收稿日期: 2021-05-08; 修回日期: 2021-05-30; 录用日期: 2021-06-15

基金项目: 国家自然科学基金(51805370)、天津市自然科学基金(20JCQNJC00120)

通信作者: \*yzwang@tust.edu.cn

精度和抗干扰能力。在实际焊接时,焊缝图像中的激光条纹具有连续性,其形状变化不大;同时,焊缝位置的变化较小且平稳,可以预测。为提高效率,不使用特征点提取网络定位每帧焊缝图像中的特征点,而是融合核相关滤波(KCF)<sup>[19]</sup>来跟踪特征点的位置。所提算法采用循环移位的方法得到充足的训练样本,充分训练滤波器(以保证跟踪精度),同时通过快速傅里叶变换降低算法的时间复杂度,提高跟踪速度。

## 2 基于卷积神经网络的焊缝特征点提取

### 2.1 焊缝特征点提取网络

为克服焊接环境中大量噪声的干扰,准确定位焊缝坡口边缘,得到焊缝关键位置信息,本课题组利用卷积神经网络的特征提取能力和学习能力,设计了焊缝特征点提取网络。网络结构图如图 1 所示。通过卷积和池化操作对焊缝位置信息和边缘特征进行提取。先验框生成部分将输入的焊缝图像划分成若干块先验区域,这样可将特征点的定位转移到先验区域内,提高了定位精度。识别定位部分将焊缝特征点位置的定位与特征点存在的置信度结合起来,进一步抑制了焊接过程中的噪声,有效提升了网络的抗噪声干扰能力。同时,在对网络进行训练时,对焊缝数据集进行多坡口类型延伸,以增强网络的泛化能力以及对多坡口类型焊缝的适应性。

典型的 SSD<sup>[20]</sup>、YOLO<sup>[21]</sup> 等目标检测网络比较复杂,参数量庞大,会极大地消耗焊缝跟踪系统的内存,因此不适用于焊接场景。由于焊缝图像是灰度图像,只有激光线和背景,而激光线的位置和形状不会发生剧烈变化,因此图像特征相对简单,背景相对单一。与经典的目标检测任务相比,本文的检测任务相对简单,且应用于特定场景,因此,本课题组基于焊接场景设计了适用的网络。特征提取模块通过卷积和池化操作逐层提取焊缝特征信息,并生成尺寸各异的特征图。其中,卷积层提取焊缝特征生成富含焊缝特征信息的特征图,池化层缩小特征图尺寸并降低网络模型的复杂度。焊缝图像多为背景信息,焊缝信息集中分布在激光线附近,特征分布稀疏,而低层特征表征焊缝的边缘、纹理等信息;因此,低层卷积层使用较大尺寸的卷积核提取焊缝的细节信息,这些信息用于定位焊缝位置。随着特征图尺寸减小,逐渐使用尺寸更小的卷积核提取焊缝拐点的方向性语义信息;同时,增加卷积核的个数,以获取丰富的特征,提升网络的抗噪能力。据此设计的卷积核(kernel)大小、移动步长(stride)和感受野(receptive field size)等网络各层参数信息如表 1 所示。在低层卷积 Conv 1 后使用步长为 4 的池化层,以降低焊缝图像的维数,而在其他卷积层后使用步长为 2 的池化层。激活函数采用计算量小、时间复杂度低、收敛速度快和鲁棒性好的 ReLU 函数。

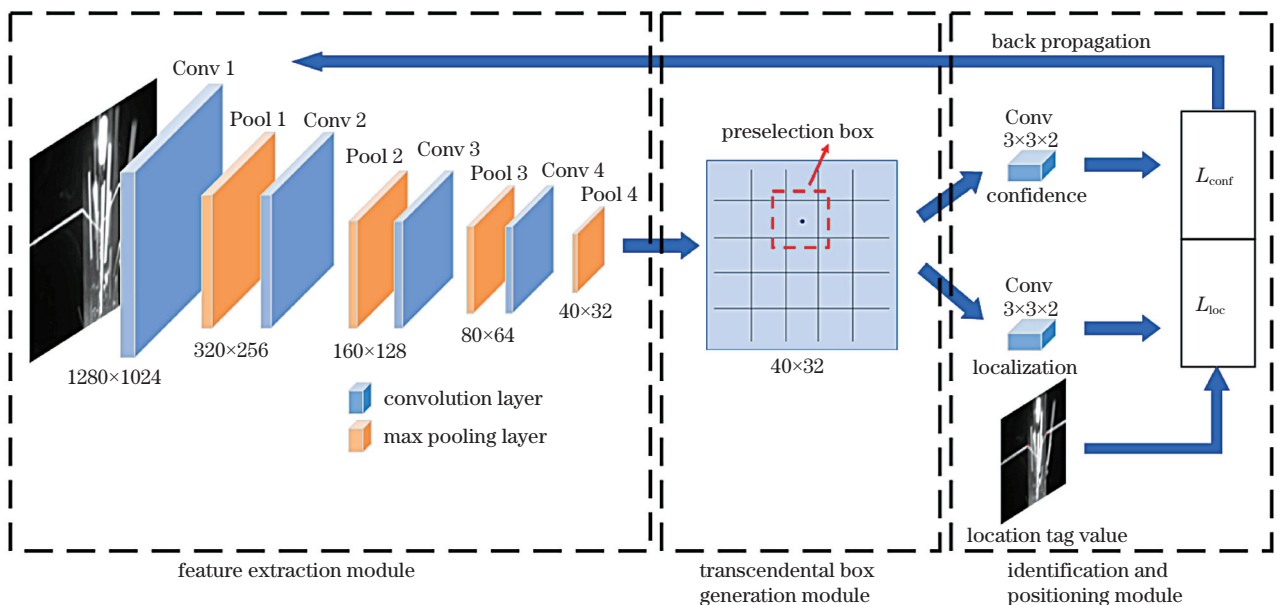


图 1 焊缝特征点提取网络结构图

Fig. 1 Network structure diagram of weld feature point extraction

表 1 卷积核参数

Table 1 Convolution kernel parameters

Layer	Kernel(width×height×number)	Stride	Receptive field size
Conv 1	11×11×32	1	11×11
Pool 1	4×4	4	14×14
Conv 2	7×7×64	1	38×38
Pool 2	2×2	2	42×42
Conv 3	5×5×128	1	74×74
Pool 3	2×2	2	82×82
Conv 4	3×3×256	1	114×114
Pool 4	2×2	2	130×130

焊缝特征信息集中在激光线附近且分布不均,类似于焊接中的弧光、飞溅等噪声。直接从整幅输入的焊缝图片中定位焊缝特征点容易将某些噪声干扰点误判为特征点,定位相对困难。因此,网络充分利用焊缝特征点区域的位置信息和方向性信息,在焊缝图像中生成一系列已知位置、固定尺寸的先验框。提取特征点时,从整张焊缝图像定位转移到局部先验区域定位,降低了定位难度,提高了定位精度。

先验框生成模块将网络生成的最高层特征图映

射到输入的焊缝图像中。该模块在输入焊缝图像上生成一系列足以覆盖图像上每一区域的先验框。先验框的中心坐标由最高层特征图上每个单元格的中心映射到焊缝图像得到。网络选取的预选框的大小和网络最高层神经元的感受野保持一致。网络各层神经元对原图像感知区域的大小用感受野表示。焊缝图像的特征信息集中在激光线上,若先验框设置得过大,网络就会感知较多的背景和噪声信息,干扰特征点的定位;若先验框设置得过小,焊缝图像中特征点区域的特征信息就不能充分表达,容易造成特征点的误判。因此,为充分利用焊缝图像中拐点区域的方向性信息,抑制噪声干扰,预先生成的先验框的大小须与网络最高层神经元的感受野相匹配。假设最高层特征图上某个单元格中心的坐标为 $(C_x, C_y)$ ,其映射到输入焊缝图像某区域的中心坐标 $(C_{x, pic}, C_{y, pic})$ 的计算公式为

$$C_{x, pic} = S_k \times C_x, \quad (1)$$

$$C_{y, pic} = S_k \times C_y, \quad (2)$$

式中: $S_k$ 是特征图相比于输入图像的缩放倍数。图2表示先验框的生成过程。图2(a)是输入的焊缝图像,图2(b)是网络最高层特征图。图2(a)中的矩形框为网络生成的先验框。

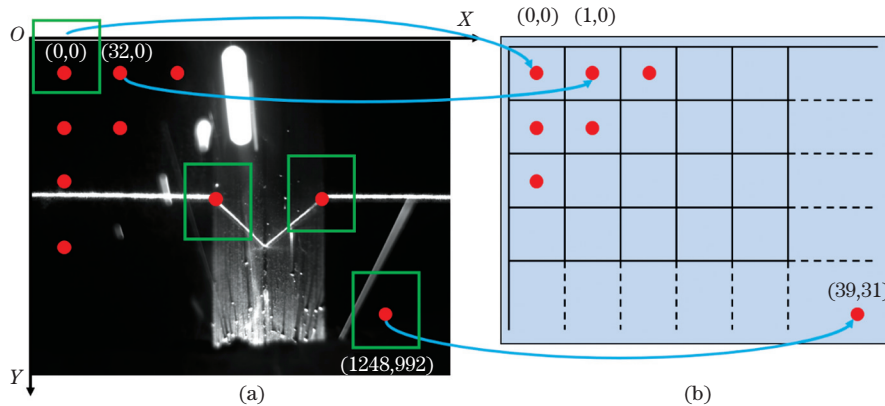


图 2 先验框生成过程示意图。(a) 焊缝图像; (b) 网络中的特征图

Fig. 2 Schematics of prior box generation process. (a) Weld image; (b) feature map in network

识别定位模块进行焊缝特征点位置的定位以及先验区域是否存在特征点的判断。实际焊接环境中伴随有大量的噪声干扰,为提高特征点提取网络的定位精度和抗弧光干扰能力,将焊缝特征点位置定位与特征点存在的置信度相结合,综合两部分的预测结果,完成特征点的最终定位。识别定位部分由两个卷积层组成,分别对焊缝特征点的位置和存在置信度进行预测。置信度预测层的主要作用是区分图像中的背景信息和焊缝特征点,使用两个 $3 \times 3$ 大小的卷积核完成预测。位置输出层主要是完成相对

位置的预测,同样采用两个 $3 \times 3$ 大小的卷积核完成预测。网络的预测结果是相对于先验框中心的相对位置。在进行特征点的检测时,将网络预测的相对位置还原为特征点在输入图像中的真实位置。相对位置 $(d_x, d_y)$ 表示为

$$d_x = (g_x - c_x) / w_{\text{box}}, \quad (3)$$

$$d_y = (g_y - c_y) / h_{\text{box}}, \quad (4)$$

式中: $(c_x, c_y)$ 、 $(g_x, g_y)$ 、 $w_{\text{box}}$ 、 $h_{\text{box}}$ 分别表示先验框中心坐标、特征点的位置、先验框的长度、先验框的宽度。

网络的损失函数包括置信度损失  $L_{\text{conf}}$  和位置损失  $L_{\text{loc}}$ , 表示为

$$L(p, p_g, l, l_g) = L_{\text{conf}}(p, p_g) + L_{\text{loc}}(l, l_g), \quad (5)$$

式中:  $p$  表示网络对先验框内存在特征点的置信度预测;  $l$  为网络对焊缝特征点的位置预测;  $p_g, l_g$  为对应的真实标签。置信度损失函数  $L_{\text{conf}}(p, p_g)$  用交叉熵损失函数表示, 即

$$L_{\text{conf}}(p, p_g) = -\lg[p_g p + (1 - p_g)(1 - p)]. \quad (6)$$

位置损失函数  $L_{\text{loc}}(l, l_g)$  用梯度变化平稳的  $\text{Smooth}_{L_1}$  回归损失函数表示, 即

$$L_{\text{loc}}(l, l_g) = \sum_{m \in \{c_x, c_y\}} \text{Smooth}_{L_1}(l^m - l_g^m), \quad (7)$$

式中:  $l_g^x = d_x, l_g^y = d_y, (d_x, d_y)$  表示焊缝特征点与先验框中心的相对位置; 网络预测结果  $l$  也是相对位置。

## 2.2 网络的训练与测试

本文采用 Basler 公司的 acA1280-60gm 型 CMOS 相机采集管道焊接过程中 V 型坡口焊缝图像 1000 张, 图像分辨率为  $1280 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel}$ 。焊缝坡口宽度为 25 mm, 厚度为 15 mm。对采集到的焊缝图片进行数据扩充, 以避免网络过拟合, 同时

提高网络对多坡口焊缝的适应性和泛化能力。本文通过平移和翻转的方式扩充采集的焊缝数据集。训练网络的焊缝图像共 10000 张, 包括 1000 张原始图像和 9000 张增强图像。

训练网络时需要知道焊缝图像中特征点的位置信息, 并把真实位置信息作为标签值, 因此需要对数据集进行标注。标注信息是图像中特征点的真实位置, 标注过程示意图如图 3 所示。图 3(a) 表示采集的焊缝数据集, 图 3(b) 为标注的真实特征点。为降低标注误差, 训练数据由多人进行标注, 并将标注结果的平均值作为特征点的真实位置。

基于 Tensorflow 深度学习框架设计网络。输入焊缝数据集, 网络的识别定位部分对生成的先验区域进行特征点位置预测和存在置信度预测。将网络的预测结果与标注的特征点真实位置标签按 (5)~(7) 式设计的损失函数进行损失计算。网络的优化算法选用适应性矩估计 (Adam), 采用该算法反向传播、优化网络参数, 训练模型。训练过程中的参数设置如下: 学习率为 0.001, 指数衰减率  $p_1$  和  $p_2$  分别为 0.9 和 0.999, 迭代次数为 50000, 每批量的训练样本为 25 张焊缝图像。

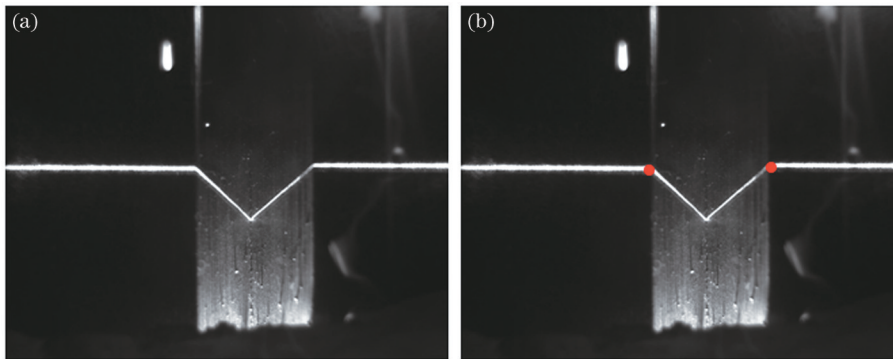


图 3 焊缝特征点的标注示意图。(a) 焊缝图片; (b) 标注结果图

Fig. 3 Schematics of marking weld feature points. (a) Weld image; (b) marking graph

在网络定位特征点时, 若只保留置信度最大的框所在区域的预测结果, 则预测结果不具有代表性。受目标检测领域中非极大值抑制 NMS (non-maximum suppression) 的启发<sup>[22-25]</sup>, 本文对焊缝两侧特征点保留 3 个最佳预测结果, 将它们的平均值作为特征点的最终预测结果。

## 3 采用核相关滤波算法进行焊缝特征点的跟踪

在实际的焊接环境, 采集的焊缝图像相邻帧中激光条纹的位置具有连续性, 位置变化微小, 不会发生大的突变, 位置是可以预测的。为了提高实际焊

接效率, 不对每帧采集到的图像均使用设计的特征点定位网络提取焊缝坡口的关键位置, 而是将特征提取网络定位的特征点与核相关滤波结合, 在后续帧中自动跟踪焊缝特征点。核相关滤波通过循环移位获得足够的样本进行训练, 提高了模型的区分能力, 保证了焊缝关键位置的追踪精度。它利用循环矩阵的性质和快速傅里叶变换降低了算法的复杂程度, 提高了焊缝关键位置的追踪速度, 同时将追踪问题转换到核空间, 增强了模型的表达能力。

具体的跟踪算法如下: 首先给定待跟踪区域, 对于首帧, 由特征点网络定位出焊缝坡口的关键位置。跟踪目标是以定位的焊缝特征点为中心的  $100 \times 100$

的矩形区域;然后构建焊缝样本集,即使用循环移位构建出充足的焊缝样本集  $\mathbf{x}_i (i \in \{0, \dots, m-1\} \times \{0, \dots, n-1\})$  和期望标签  $y_i$  用于训练,其中  $m$  和  $n$  为待跟踪的焊缝特征点区域图像块  $\mathbf{x}$  的大小。对构建的焊缝特征点区域的样本集进行特征信息的提取,根据提取到的特征信息训练一个相关滤波器,用于在后续帧中区分图像中的特征点区域和背景。

线性回归的拟合能力较弱,难以解决复杂的问题;而岭回归也是一种回归模型,它可以解决较为复杂的问题。跟踪问题需要区分目标和背景信息,因此,本文引入岭回归解决问题。

在训练阶段,循环移位得到训练样本的目的就是训练一个岭回归判别函数,其表达式为

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}, \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{w}$  是需要回归的系数。训练的目的是根据训练样本对  $\mathbf{w}$  参数求最优解,使之满足最小平方误差  $\min_{\mathbf{w}} \sum_i [f(\mathbf{x}_i) - y_i]^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|^2$ , 其中  $y_i$  是对应的样本标签,  $\lambda$  为正则化参数。利用最小二乘法对其求解。导数为 0 时  $\mathbf{w}$  的约束条件为

$$\mathbf{w} = (\mathbf{X}^H \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^H \mathbf{y}, \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{X}^H$  表示训练样本集  $\mathbf{X}$  的共轭转置;  $\mathbf{I}$  为单位矩阵;  $\mathbf{y}$  是由标签值构成的列向量。(9)式涉及矩阵求逆的复杂计算。对其进行傅里叶对角化,得到

$$\hat{\mathbf{w}} = \frac{\hat{\mathbf{x}}^* \odot \hat{\mathbf{y}}}{\hat{\mathbf{x}}^* \odot \hat{\mathbf{x}} + \lambda}, \quad (10)$$

式中:  $\hat{\mathbf{w}}$  和  $\hat{\mathbf{y}}$  表示傅里叶变换结果;  $\hat{\mathbf{x}}^*$  表示  $\hat{\mathbf{x}}$  的共轭矩阵;  $\odot$  表示点积运算。对角化后,矩阵求逆运算就转化为点积运算,提高了运算效率。

为了增强模型的表达能力,更好地区分图像中的目标和背景,引入核技巧,将低维空间的焊缝特征点区域的特征信息映射到高维空间。设映射函数为  $\varphi(\mathbf{x})$ , 它可将样本特征映射到高维。  $\mathbf{w}$  可以通过  $\varphi(\mathbf{x})$  映射后的向量  $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x})$  的线性组合表示,即  $\mathbf{w} = \sum_i \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i)$ , 其中  $\boldsymbol{\alpha}$  为滤波器系数。

(8)式所示的岭回归函数在高维空间可以表示为

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \left[ \sum_i \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) \right]^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}), \quad (11)$$

至此,回归参数  $\mathbf{w}$  的求解转化为滤波器系数  $\boldsymbol{\alpha}$  的求解。

此处引入核函数对参数  $\boldsymbol{\alpha}$  进行求解。假设任意两个样本  $\mathbf{x}, \mathbf{x}'$  属于样本集  $\mathbf{X}$ , 则可用高斯核函数  $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \langle \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}), \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}') \rangle = \boldsymbol{\varphi}^T(\mathbf{x}) \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}')$  表示这两

个样本在高维空间的相关性。其中,  $\langle \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}), \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}') \rangle$  表示点积操作。引入核技巧后,岭回归函数可以表示为

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \left[ \sum_i \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) \right]^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) = \sum_i \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}), \quad (12)$$

求解参数  $\boldsymbol{\alpha}$  可得

$$\boldsymbol{\alpha} = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y} \quad (13)$$

式中:  $\mathbf{K}$  为训练样本构成的核矩阵;  $\mathbf{I}$  为单位矩阵;  $\lambda$  是正则化参数;  $\mathbf{y}$  是由标签值构成的列向量。为了降低算法的复杂度,在频域进行求解。核矩阵  $\mathbf{K}$  是循环矩阵,因此根据循环矩阵的性质可求解得到  $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ , 即

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \frac{\hat{\mathbf{y}}}{\hat{k}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') + \lambda}, \quad (14)$$

式中:  $\hat{k}(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$  为高斯核函数。以上过程就是根据训练样本对滤波器进行训练,进而求解参数  $\boldsymbol{\alpha}$  最优解的过程。

在跟踪过程中,算法根据前一帧中特征点的区域获取当前帧中相同大小的区域,构建基样本,并进行循环移位得到待测样本集  $\mathbf{Z}$ 。对待测样本使用训练好的滤波器计算响应值,滤波器的响应表示为

$$f(\mathbf{z}) = \left[ \sum_i \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) \right]^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{z}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i k(\mathbf{z}_i, \mathbf{x}_i), \quad (15)$$

对其进行傅里叶变换,则待跟踪区域的相关滤波响应值  $\hat{f}(\mathbf{z})$  表示为

$$\hat{f}(\mathbf{z}) = \hat{k}(\mathbf{x}, \mathbf{z}) \cdot \frac{\hat{\mathbf{y}}}{\hat{k}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') + \lambda}. \quad (16)$$

对滤波器的响应值进行分析,响应峰值处对应的区域为当前帧中跟踪到的目标,也就是以焊缝特征点为中心的矩形区域。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 焊缝特征点提取网络的实验结果

选取 200 张焊缝图像进行坡口关键位置的定位实验,以验证本文设计网络的定位效果。实验结果如图 4 和图 5 所示。图中实心圆点标记的像素为网络检测的焊缝特征点。400 个焊缝特征点的均方根误差为 0.23 mm。图 4 为受烟尘、飞溅等干扰的焊缝图像特征点的定位结果,可以看出,焊接过程受不同程度噪声干扰时,网络能比较准确地定位焊缝特征点,具有较强的抗干扰能力。这是因为本文网络结合特征点位置的定位和特征点存在的置信度进行预测,抑制了噪声干扰,避免了特征点的误判。图 5

为焊接时不同坡口类型焊缝图像中特征点的定位结果,可以看出,对于不同坡口类型的焊缝,网络均能较准确地检测到焊缝特征点,具有较强的适应性和

泛化能力。这是因为在对网络进行训练时,数据集中包含了多种坡口类型的焊缝,网络能学习不同坡口焊缝的特征,提高了网络的普适性。

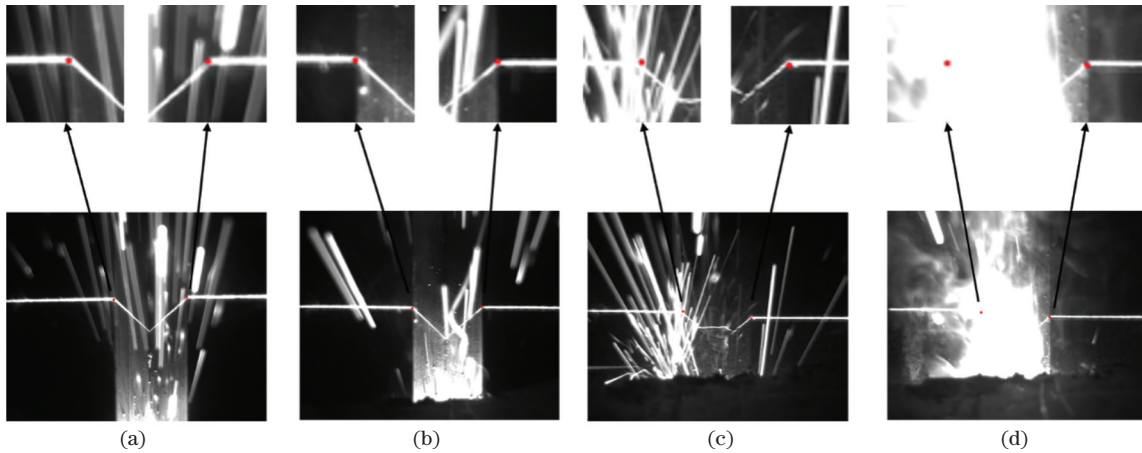


图 4 不同噪声干扰下焊缝特征点的提取结果

Fig. 4 Extracted weld feature points under different noise interference conditions

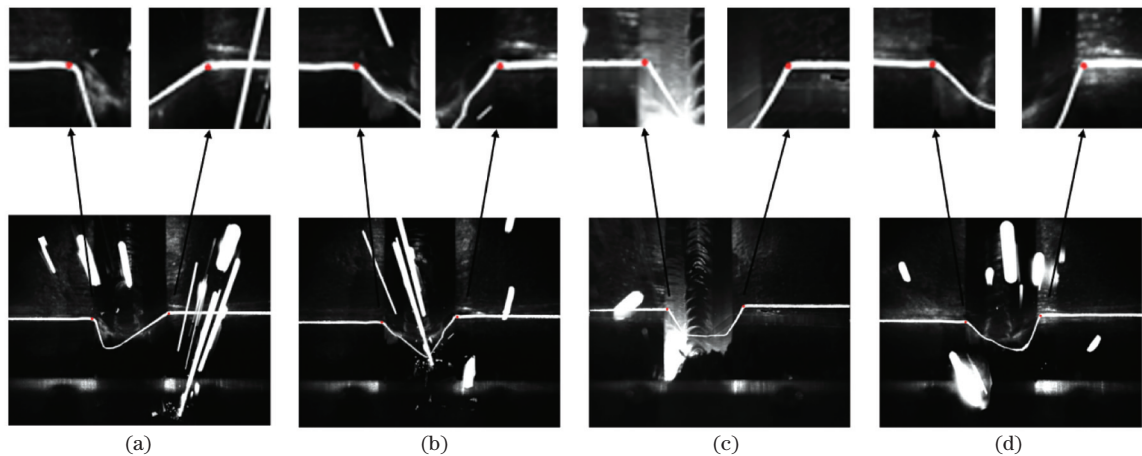


图 5 不同坡口焊缝特征点的提取结果

Fig. 5 Extracted feature points of weld with different grooves

#### 4.2 焊缝特征点跟踪实验结果

选取 400 张焊缝图像进行焊缝特征点的跟踪实验。不同程度噪声下焊缝图像特征点的跟踪结果如图 6 所示,图 7 是部分结果的放大显示,图中方框是跟踪到的特征点区域,圆点是跟踪到的焊缝特征点。

焊接时通常伴随着不同程度的弧光、飞溅等的干扰,有些强干扰甚至会将特征点区域完全淹没。跟踪结果显示,本文所提方法能克服焊接时的噪声干扰,可以较为准确地定位焊缝特征点,保证了焊缝跟踪的精度。

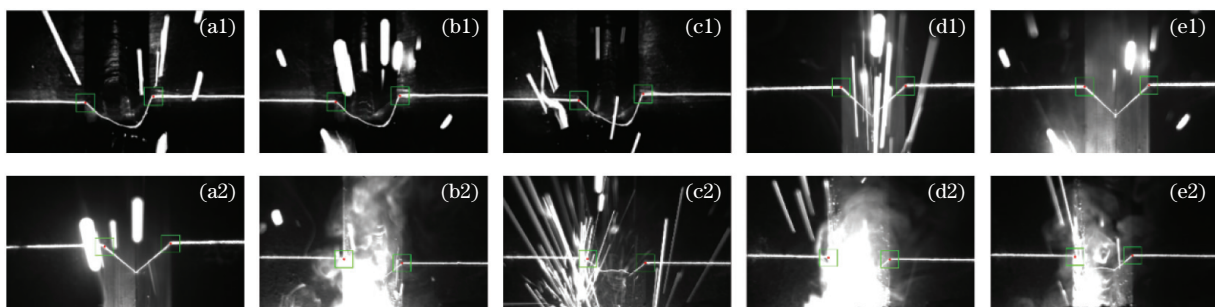


图 6 不同程度噪声下焊缝特征点的跟踪结果

Fig. 6 Tracking results of weld feature points under different levels of noise

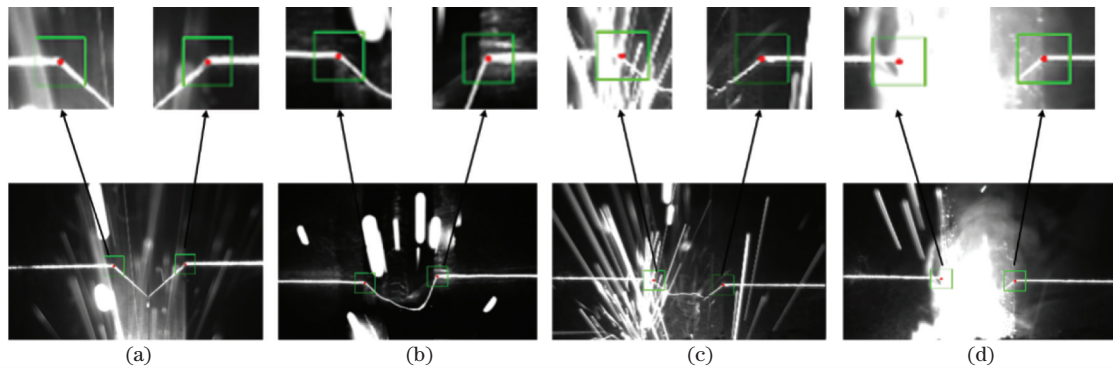


图 7 不同程度噪声下焊缝特征点跟踪结果的放大显示

Fig. 7 Enlarged display of weld feature point tracking results under different levels of noise

实际焊接需求多变,不同焊接场景下的焊缝坡口类型不同,因此提取其关键位置信息的方法也不同。目前用于焊缝关键位置追踪的方法不具有普适性和泛化性,通常局限于焊缝的坡口类型。在本实验中,选取焊接时常见的几种坡口焊缝进行跟踪实

验,特征点跟踪结果如图 8 所示,部分跟踪结果的放大显示如图 9 所示。实验结果显示,对于不同坡口类型的焊缝,本文方法均能较为准确地跟踪焊缝特征点,可适用于多种焊缝坡口类型,泛化能力和适应性良好。

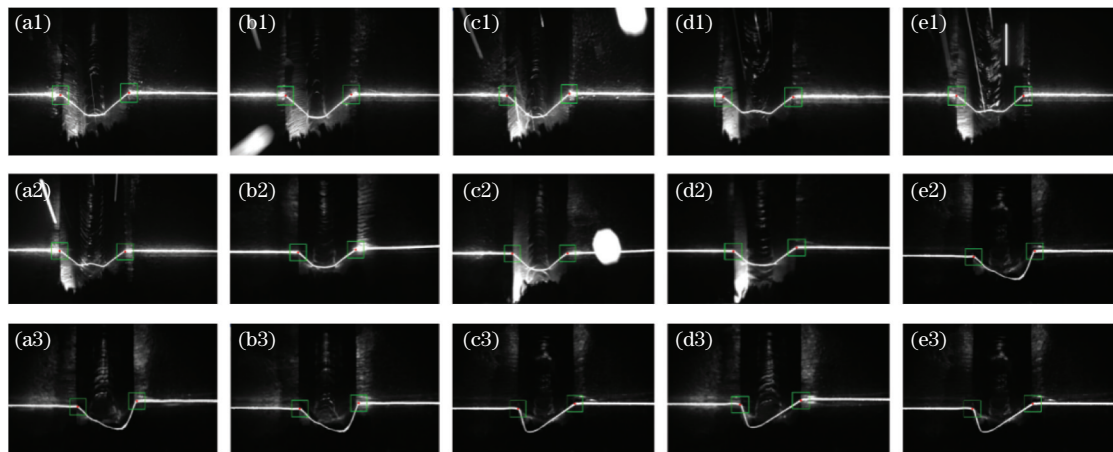


图 8 不同坡口类型焊缝特征点的跟踪结果

Fig. 8 Feature points tracking of weld with different groove types

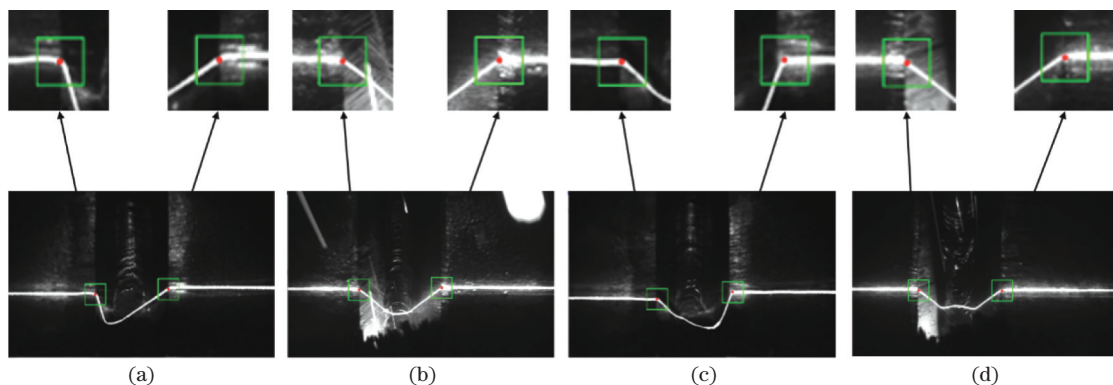


图 9 不同坡口类型焊缝特征点跟踪结果的放大显示

Fig. 9 Enlarged display of feature points tracking of weld with different groove types

将跟踪到的焊缝特征点位置与特征点的真实位置进行误差计算。经过计算可知,800 个焊缝特征点的均方根跟踪误差为 0.207 mm,最大跟踪误差为 0.71 mm。在特征点信息被噪声完全淹没的极

端情况下,依靠肉眼观察进行人工标注的焊缝特征点的真实位置也会存在一定偏差,导致少数特征点跟踪误差较大。焊缝特征点跟踪误差曲线如图 10 所示。

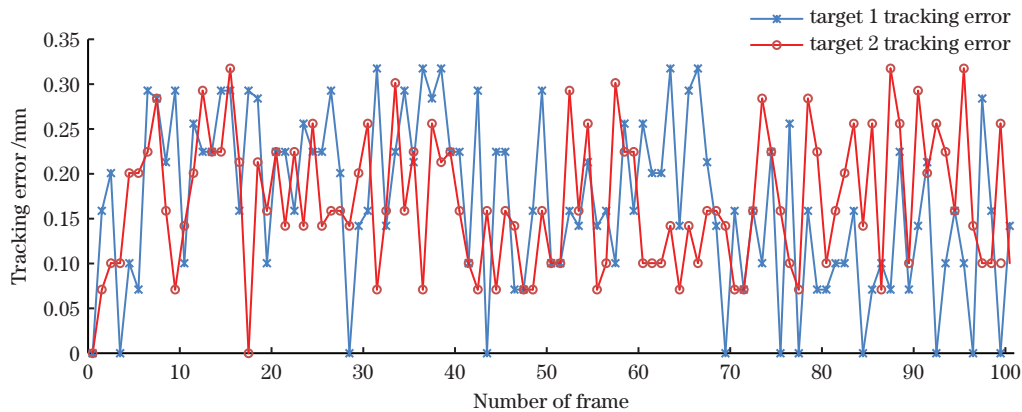


图 10 焊缝特征点跟踪误差曲线图

Fig. 10 Weld feature points tracking error graph

对焊缝特征点跟踪结果进行统计,特征点数量与误差大小之间关系的统计结果如图 11 所示。由图 11 可知:绝大部分焊缝特征点的跟踪误差小于 0.3 mm,满足焊接需求。

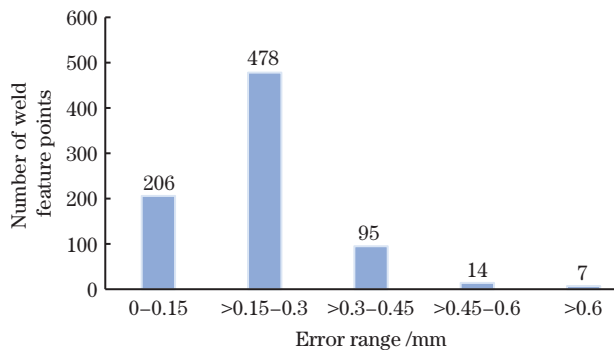


图 11 误差分析结果图

Fig. 11 Error analysis diagram

综上,本文所提方法能克服复杂焊接环境中的噪声干扰,避免特征点误判,保证了焊接精度;同时,该方法能够适应实际焊接场景中的多坡口焊缝类型,具有较强的泛化能力和普适性。

## 5 结 论

本文所提的焊缝关键位置自动跟踪方法将卷积网络和相关滤波结合起来,利用卷积和池化操作提取焊缝的特征信息,并生成尺寸各异特征图。在先验框生成阶段,在焊缝图像中生成若干先验区域,充分利用焊缝特征点区域的特征信息,在先验区域内定位特征点,提高了定位精度。在识别定位阶段,将焊缝特征点的位置和特征点存在的置信度结合起来完成特征点的提取,有效抑制了干扰,进一步提升了网络的抗干扰能力。在实际焊接过程中,焊缝图像中焊缝激光条纹的位置和形状不会发生大的突变,具有连续性和可预测性。为提高焊接效

率,不对每幅图像均使用卷积网络定位特征点,而是将本文设计的网络定位到焊缝特征点区域,结合相关滤波算法实现后续帧特征点区域的自动跟踪。核相关滤波使用快速傅里叶变换降低了算法的复杂度,提高了跟踪速度;引入循环矩阵循环移位样本,对滤波器进行充分训练,保证了跟踪精度。实验结果表明:本文所提方法的定位精度较高,抗干扰能力和适应性强,可以满足焊缝自动跟踪系统的要求。

## 参 考 文 献

- [1] Wu X, Zhang P L, Tang M, et al. Formation and microstructure characteristics in spot welding of dissimilar Cu-Al foil by nanosecond laser scanning [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46 (4): 0402006.  
吴希, 张培磊, 唐满, 等. 铜-铝异种箔片纳秒激光扫描点焊成形及组织特征 [J]. 中国激光, 2019, 46 (4): 0402006.
- [2] Ye J H, Liu Y, Xu G C, et al. Evaluation of surface quality of lap laser weld joints based on noncontact measurement [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(10): 1002008.  
叶结和, 刘勇, 徐国成, 等. 基于非接触测量的搭接激光焊缝表面质量评估 [J]. 中国激光, 2019, 46 (10): 1002008.
- [3] Zhang S K, Wu Q X, Lin Z Y. Detection and segmentation of structured light stripe in weld image [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(5): 0515002.  
张世宽, 吴清潇, 林智远. 焊缝图像中结构光条纹的检测与分割 [J]. 光学学报, 2021, 41(5): 0515002.
- [4] Zhang B, Chang S, Wang J, et al. Feature points extraction of laser vision weld seam based on genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46 (1): 0102001.



- 张斌, 常森, 王桔, 等. 基于遗传算法的激光视觉焊缝特征点提取 [J]. 中国激光, 2019, 46 (1): 0102001.
- [5] Guo J C, Zhu Z M, Yu Y F, et al. Research and application of visual sensing technology based on laser structured light in welding industry [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(12): 1200001.  
郭吉昌, 朱志明, 于英飞, 等. 焊接领域激光结构光视觉传感技术的研究及应用 [J]. 中国激光, 2017, 44(12): 1200001.
- [6] Yu Z H, Zhou Q X, Chen T. Effective extraction of V-shaped weld contour feature points [J]. Welding Technology, 2016, 45(12): 17-20.  
余卓骅, 周启兴, 陈涛. V 形焊缝轮廓特征点的有效提取 [J]. 焊接技术, 2016, 45(12): 17-20.
- [7] Yang X J, Xu Y L, Huang S J, et al. A recognition algorithm for feature points of V-groove welds based on structured light [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2016, 50(10): 1573-1577.  
杨雪君, 许燕玲, 黄色吉, 等. 一种基于结构光的 V 型坡口焊缝特征点识别算法 [J]. 上海交通大学学报, 2016, 50(10): 1573-1577.
- [8] Mao Z W, Zhao B, Zhou S L. Image processing of line structured light vision sensing seam tracking [J]. Hot Working Technology, 2016, 45(15): 233-235, 238.  
毛志伟, 赵滨, 周少玲. 线结构光视觉传感焊缝跟踪图像处理 [J]. 热加工工艺, 2016, 45(15): 233-235, 238.
- [9] Hong L, Yang X L, Zhong D P. Feature extraction and analysis of weld seam stripe line on slope analysis method [J]. Transactions of the China Welding Institution, 2017, 38(8): 91-94, 133.  
洪磊, 杨小兰, 钟冬平. 基于斜率分析法的焊缝条纹直线特征提取分析 [J]. 焊接学报, 2017, 38(8): 91-94, 133.
- [10] Lei Z L, Shen J X, Li B W, et al. Recognition of narrow-gap edge welding seam based on autonomous threshold value [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38 (8): 0815011.  
雷正龙, 沈健雄, 黎炳蔚, 等. 基于自动阈值的窄间隙端接焊缝识别技术 [J]. 光学学报, 2018, 38(8): 0815011.
- [11] Hu J, Zhao H, Jiang L. A weld edge detection method based on gradient histogram [J]. Electric Welding Machine, 2015, 45(4): 50-53.  
胡金, 赵慧, 蒋林. 一种基于梯度直方图的焊缝边缘检测方法 [J]. 电焊机, 2015, 45(4): 50-53.
- [12] Kiddee P, Fang Z J, Tan M. A geometry based feature detection method of V-groove weld seams for thick plate welding robots [C]//2017 2nd International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE), April 1-3, 2017, Bangkok, Thailand. New York: IEEE Press, 2017: 43-48.
- [13] Wu T, Yang J C, Liao R Y, et al. Weld defect inspection of battery pack based on deep learning of linear array image [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 221502.  
吴桐, 杨金成, 廖瑞颖, 等. 基于线阵图像深度学习的电池组焊缝瑕疵检测 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 221502.
- [14] Liu M J, Yun B. Application of deep convolution network compression algorithm in weld recognition [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56 (5): 051004.  
刘美菊, 运勃. 深度卷积网络压缩算法在焊缝识别中的应用 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(5): 051004.
- [15] Hou W H, Wei Y, Jin Y, et al. Deep features based on a DCNN model for classifying imbalanced weld flaw types [J]. Measurement, 2019, 131: 482-489.
- [16] Zou Y B, Zhou W L, Chen X Z. Research of laser vision seam detection and tracking system based on depth hierarchical feature [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(4): 0402009.  
邹焱燧, 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): 0402009.
- [17] Xiao R Q, Xu Y L, Hou Z, et al. An adaptive feature extraction algorithm for multiple typical seam tracking based on vision sensor in robotic arc welding [J]. Sensors and Actuators A, 2019, 297: 111533.
- [18] Zhang Y S, Yang G W, Wang Q Q, et al. Weld feature extraction based on fully convolutional networks [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46 (3): 0302002.  
张永帅, 杨国威, 王琦琦, 等. 基于全卷积神经网络的焊缝特征提取 [J]. 中国激光, 2019, 46(3): 0302002.
- [19] Xu N, Wang J J, Guo X Y, et al. Survey of visual tracking based on discriminative correlation filters [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2020, 41 (12): 2484-2493.  
徐宁, 王娟娟, 郭晓雨, 等. 判别式相关滤波器的目标跟踪综述 [J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41 (12): 2484-2493.
- [20] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector [M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016: 21-37.
- [21] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. (2018-05-08) [2021-05-02].

<https://arxiv.org/abs/1804.02767>.

- [22] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(1): 142-158.
- [23] Haque M F, Kang D S. Multi scale object detection based on single shot multibox detector with feature fusion and inception network[J]. The Journal of Korean Institute of Information Technology, 2018, 16(10): 93-100.
- [24] Jia S M, Diao C T, Zhang G L, et al. Object detection based on the improved single shot MultiBox detector[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1187(4): 042041.
- [25] Cao G M, Xie X M, Yang W Z, et al. Feature-fused SSD: fast detection for small objects[J]. Proceedings of SPIE, 2018, 10615: 106151E.

## Automatic Weld Tracking Based on Convolution Neural Network and Correlation Filter

Yang Guowei, Zhou Nan, Yang Min, Zhang Yongshuai, Wang Yizhong\*

*College of Electronic Information and Automation, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China*

### Abstract

**Objective** Weld tracking based on laser vision is widely used in automatic welding due to its noncontact, high precision, and other advantages. It is critical to obtain precise key position information such as the weld's centerline, width, and groove edge. However, in the field, there will be welds with different groove forms, and the weld images will be disturbed to varying degrees by noise such as arc light, splash, and smoke. The traditional image processing methods cannot fully adapt to weld tracking in various complex environments. To overcome the noise interference in a complex welding environment and improve the accuracy and adaptability of weld tracking, a feature point extraction network based on a convolution neural network to locate weld feature points is proposed. To ensure accuracy and robustness, the network makes full use of its strong learning ability. It is not necessary to use the proposed convolution neural network to extract weld feature points in each weld image to improve welding efficiency in actual welding. The stable and predictable change of weld position can be used for weld tracking. Therefore, a reliable and fast automatic weld tracking can be realized by using the network to locate the feature point and fusing a kernel correlation filter (KCF) algorithm.

**Methods** To overcome noise interferences and accurately locate the groove edge of the weld, a weld feature point extraction network with the powerful feature extraction ability and learning ability of the convolution network is proposed. The network's convolution and pooling operations can extract the position and edge contour of the laser line in the weld image. A prior region generation module is used in the network to divide the input weld image into several prior regions. It transfers the key position detection of the weld from the entire welding image to the prior regions, reducing the difficulty of extracting the weld's key positions and improving positioning accuracy. The recognition and location module in the network can combine the prediction of the position with the prediction of the confidence of the feature point, which effectively suppresses the interference of noise and improves the anti-interference ability of the network. The training weld data set is expanded to include multiple groove weld types, which improves the network's generalization ability and adaptability to different groove weld types. To track the weld feature points and improve welding efficiency in actual welding, the proposed network and a KCF are fused. Because the shape and position of the laser line of the weld image of adjacent frames change little, which is stable and predictable, the cyclic shift method is used in the KCF to obtain enough training samples to ensure weld tracking accuracy. Simultaneously, the fast Fourier transform is used to reduce the time complexity of the algorithm, ensuring weld tracking speed.

**Results and Discussions** The location results of feature points that were interfered by noises such as smoke and splash demonstrate that the weld feature point extraction network has a strong anti-interference ability (Fig. 4). The weld feature points are located more accurately because the network combines the predictions of the position and confidence, which can suppress the noise interference. The location results of feature points lying in various groove types demonstrate that the network has strong adaptability and generalization ability in actual welding scenes (Fig. 5).

The training data set contains a variety of weld groove types, which improves the network's robustness and generalization. Therefore, the network learns the welding characteristics of different groove types to improve adaptability. The tracking results under various noise interferences demonstrate that the proposed method can improve weld tracking accuracy (Fig. 6). Furthermore, tracking results for various groove types show that the proposed method in this paper is widely applicable to multigroove welds with good generalization (Fig. 8).

**Conclusions** In this paper, an automatic weld tracking method that combines a convolutional neural network and a correlation filter are proposed. Various degrees of noise interference during welding pose significant challenges to the accurate positioning of weld feature points. The prior region generation module in the network transfers the feature point location to the prior region, which ensures the accuracy of the feature point location. The network's identification and location module combine position prediction and confidence prediction to suppress noise interference and improve the network's anti-interference ability. The proposed method overcomes noise interference in complex welding environments and avoids feature point misjudgment. The fusion of a correlation filter and a network enables the automatic tracking of weld feature points. Furthermore, the correlation filter employs a fast Fourier transform to reduce the time complexity of the algorithm, ensuring welding speed. In addition, for different groove types of welds, this method which has strong adaptability can locate feature points more accurately. To summarize, the proposed method has a certain anti-interference and generalization ability that meets the actual welding requirements.

**Key words** image processing; deep learning; weld inspection; weld tracking; correlation filtering

**OCIS codes** 200.4260; 100.4999; 100.2650