

# 基于全卷积神经网络的焊缝特征提取的研究

张永帅, 杨国威\*, 王琦琦, 马雷, 王以忠

天津科技大学电子信息与自动化学院, 天津 300222

**摘要** 针对焊缝跟踪系统在复杂焊接环境中容易受噪声干扰, 产生定位不准确、焊接出现偏移等问题, 利用深层卷积神经网络的特征学习能力, 提出了一种基于全卷积神经网络的焊缝激光特征线提取方法。该方法利用全卷积神经网络对采集的焊缝区域图像进行训练, 将包含激光线特征信息的像素预测出来, 通过反卷积策略恢复输出图像大小。通过融合低层与高层特征信息, 补充边缘特征信息, 提高焊缝提取精度。实验结果表明, 本方法能够在强烈弧光和烟尘干扰下, 能够准确的提取焊缝位置, 具有抗干扰能力强, 识别准确的优点, 从而提高焊接质量。

**关键词** 卷积神经网络; 焊缝跟踪; 自动焊接系统; 图像处理; 深度学习

**中图分类号** TP242.2 **文献标识码** A

## The Research of Weld Feature Extraction Based on Fully Convolutional networks

Zhang Yongshuai, Yang Guowei\*, Wang Qiqi, Ma Lei, Wang Yizhong

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

**Abstract** To solve the problem that welding seam tracking system is sensitive to noise in complex welding environment, which produces inaccurate positioning and welding offset. A method of extracting the characteristic line of weld laser belt based on fully convolutional networks which combines the characteristic self-learning ability of depth convolution neural network is proposed. In this method, the fully convolutional networks is used to train the image of the weld area, predicts the pixels containing the characteristic information of the laser line, and restores the output image by the deconvolution layer. The edge feature information is supplemented by the fusion of low-level and high-level feature information to improve the accuracy of weld extraction. The experimental results show that the method can get the weld position accurately even though under the interference of strong arc and soot particles. So that the method has the advantages of strong anti-interference ability and accurate recognition, which can improve the welding quality.

**Key words** convolution neural network; seam tracking; automatic welding system; image processing; deep learning

**OCIS codes** 200.4260; 100.2650; 140.1135

收稿日期: 年-月-日; 修回日期: 年-月-日; 录用日期: 年-月-日

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目 (51805370)、天津科技大学青年教师创新基金 (2017LG08)

\*E-mail: [yangguowei@tust.edu.cn](mailto:yangguowei@tust.edu.cn);

# 1 引言

随着制造行业自动化进程的迅速发展,金属焊接成为生产过程中必不可少的环节。为满足自动化焊接生产的要求,需要实时获得焊接过程中焊缝的宽度、中心线等位置信息。基于激光视觉的焊缝跟踪,成为自动焊接领域的研究热点<sup>[1-3]</sup>。激光视觉传感是将激光投射在焊缝表面,形成包含焊缝轮廓信息的焊缝条纹图像并进行特征分析。在焊接过程中,因为受到强烈弧光、飞溅、烟尘等的干扰,采集到的图像受噪声污染比较严重,难以准确定位,直接影响到了焊接的质量。因此,在自动焊接过程中,能够准确的获得焊缝位置信息变得尤为重要。

传统应用于焊缝激光线特征提取的方法有很多,有按照目标和背景不同级灰度值分割的阈值法和灰度重心法,有提取目标边缘的边缘法,提取图像中心的几何中心法<sup>[4]</sup>以及利用 Steger 算法求光条纹像素位置等<sup>[5]</sup>。南方等<sup>[6]</sup>人利用自适应阈值法提取条纹区域,通过随机霍夫变换与法线计算出光条区域宽度,根据不同的宽度值分别设定参数进行 Steger 算法提取。霍平等<sup>[7]</sup>人对滤波后的焊缝图像进行阈值分割,去除图像噪声,用二值形态学边缘检测,对检测的边缘上下边界取平均值提取光条纹中心线。袁攀等<sup>[8]</sup>人针对 V 型焊接坡口的采集图片预处理,提出了一种两步式组合滤波方法进行去噪,对二值化后的图像进行卷积,再通过一种面积统计法去除剩余噪声。刘习文等<sup>[9]</sup>对图像进行 Radon 变换消除飞溅弧光噪声,对除噪后的激光条纹采用 OTSU 自适应阈值分割方法提取。雷正龙等<sup>[10]</sup>提出了一种基于自动阈值的自适应中值滤波方法,保护了条纹数据特征,减小了识别难度。受工业现场复杂焊接过程引起的焊缝图像特征变化以及弧光等噪声的影响,对焊缝特征提取算法提出了更高的要求。焊缝特征提取算法研究从传统的单一或特定的几何特征提取算法向具有广泛学习能力的多层次特征提取的智能学习算法发展,以提高焊缝特征提取的自适应性以及抗干扰能力。近年来,基于深度学习的目标提取方法开始应用于焊缝检测。邹焱彪等<sup>[11]</sup>利用深度卷积神经网络特征学习能力与表达能力,对含有焊缝信息的激光条纹进行提取,用相应的卷积核获得特征图,并采用非极大值抑制策略进行最终定位。该方法具有很强的畸变容忍能力,能够有效地提取焊缝位置。

本文提出了一种基于全卷积神经网络(fully convolutional networks, FCN)<sup>[12]</sup>的焊缝激光线特征提取方法。该方法采用通过视觉传感器采集的投射到焊缝上的线激光图像作为训练集,去训练一个能够达到像素级分类的全卷积神经网络模型。用训练好的模型去预测焊缝图片中每一个像素的所属类别,将焊缝特征提取出来,采用反卷积策略恢复图像尺寸,从而能

够实现在受噪声污染严重的图片中准确地得到焊缝位置信息。该方法大大提升了抗干扰能力，保证了焊接质量。

## 2 全卷积神经网络（FCN）

以传统卷积神经网络为基础提出的全卷积神经网络能够做到每一个像素与它对应位置的像素点端对端的训练，实现像素级分类。受其启发，将其引入于焊缝提取中，从大量样本中学习焊缝的激光线特征信息，实现焊缝像素级别的提取。

卷积神经网络的数据层一般是一个  $H \times W \times D$  三维数组，其中  $H$  为行， $W$  为列， $D$  为通道数。卷积神经网络具有平移不变的特性，输入图像在相应位置进行卷积、池化、激励等操作，记  $x^l \in \mathbf{R}^{H^l \times W^l \times D^l}$  表示卷积神经网络第  $l$  层的输入数据。 $x^l$  经过第  $l$  层操作处理后输出  $y$  计算公式如下：

$$y = f_{ks}(x^l), x^l \in \mathbf{R}^{H^l \times W^l \times D^l} \quad (1)$$

其中  $k$  为卷积核大小， $s$  为步长或降采样因子， $f_{ks}$  代表操作处理类型。全卷积神经网络只通过这样的操作层进行数据传递，与传统卷积神经网络最大的不同是没有全连接层。以本文所基于的 VGG-net<sup>[13]</sup> 为例，VGG-net 采用多个小卷积层堆叠的方式，能够提取更深层的特征信息。FCN 将 VGG-net 最后三个全连接层表示为卷积层，如图 1 中虚线框所示。这样的转化使网络可以接受任意尺寸的输入图像，不受全连接层的限制，同时保留空间信息，输出图像为二维分类图而不是一维标量，实现输出映射与原始图像端对端的训练。图像经过多次卷积池化以后，会降低像素大小，为将输出的特征映射维度还原为原始图像维度，对最后一层进行上采样操作。

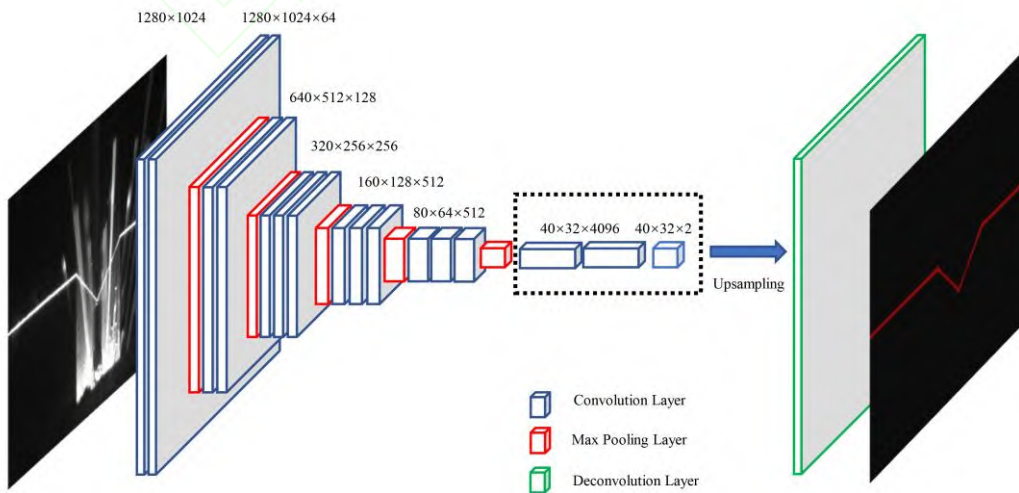


图 1 基于 VGG-net 的全卷积神经网络

Fig. 1 Fully convolutional networks based on VGG-net

上采样可通过插值的方法进行，如双线性插值法<sup>[14]</sup>，本文是通过反卷积层实现的。反卷积操作为卷积的逆过程，同样包括卷积核与步长等。图像经过 5 组卷积和池化以后，它的大小依次缩小为原来的 2, 4, 8, 16, 32 倍。对于最后一层的输出图像，需要进行 32 倍上采样的反卷积操作恢复回原来大小，由此得到的图像称为 FCN-32s。在不断的卷积池化过程中，图像的特征信息会丢失很多，如边缘信息，目标位置等。焊缝特征提取要求能够提供准确的位置信息以及激光线的边缘特征，FCN-32s 的图像精度不能够满足需要。为得到更加精细的结果，利用卷积神经网络低层的感知野能够提供目标更多具体细节，结合低层与高层输出进行了相加的特征融合。于是，在池化层 Pool4 添加卷积核为  $1 \times 1$  的卷积层来产生额外预测（为了使低层输出与高层特征映射维度保持一致），与卷积层 Conv8 的特征映射图 2 倍上采样后进行特征融合，之后对特征融合图进行 16 倍上采样的反卷积操作得到 FCN-16s。同理，将池化层 Pool3 后添加卷积核为  $1 \times 1$  的卷积层进行上述类似操作，得到 FCN-8s。通过进行特征融合补充局部细节特征，得到最终的焊缝提取效果图。由于进行更深的提取效果提升十分有限，所以不再进行下去。上采样与特征融合过程如图 2 所示：

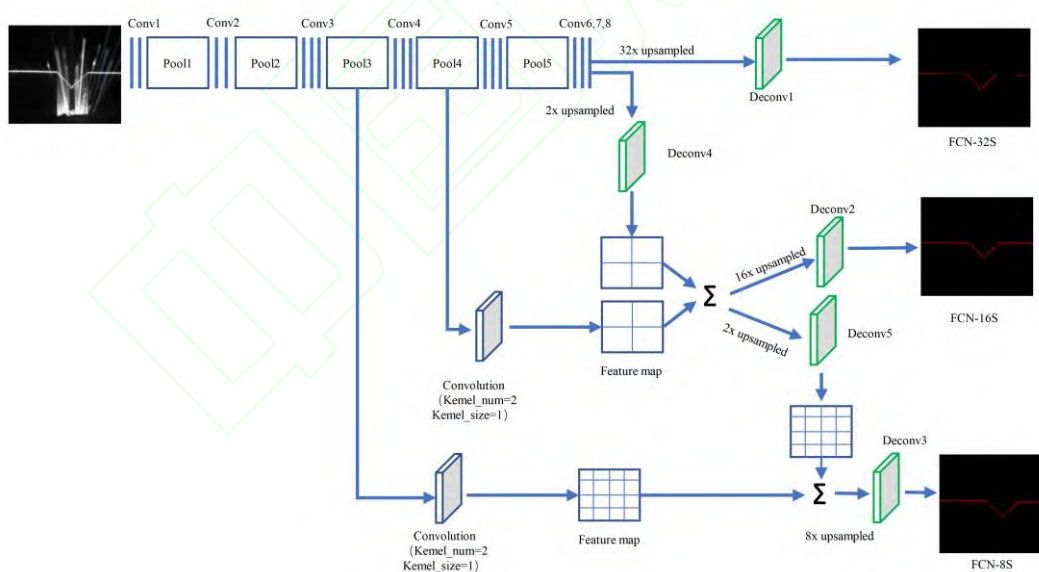


图 2 上采样与特征融合过程

Fig. 2 The process of upsampling and feature fusion

### 3 基于全卷积神经网络的焊缝提取

#### 3.1 数据集准备

全卷积神经网络和传统卷积神经网络一样，是一个监督学习的过程，需要大量的训练样

本，使用视觉传感器采集的原图与人工进行标注的分割图片，对模型进行训练。数据集的获取是进行网络训练的前提。在大量的采集图像中，选择具有代表性的图片进行训练，网络能够学习不同的特征，使模型具有更好的泛化能力。单一类型的图像训练出来的网络模型不能够准确的从复杂图像中分割出焊缝位置。本文焊接所针对的是 V 型坡口钢材，坡口顶端最宽 25mm，深度 15mm。焊接工艺为气体保护焊，传感器内置 650nm 线激光器，采集相机为 Basler 公司的 acA1280-60gm 相机，采集了 200 张 1280×1024 的焊缝图片，并在保证不影响原图焊缝特征的情况下，通过对图像翻转变换、平移变换等增强方法将数据扩充到了 1000 张，涵盖了提取过程中焊缝的基本特征。其所采集的部分图像数据集如图 3 所示。

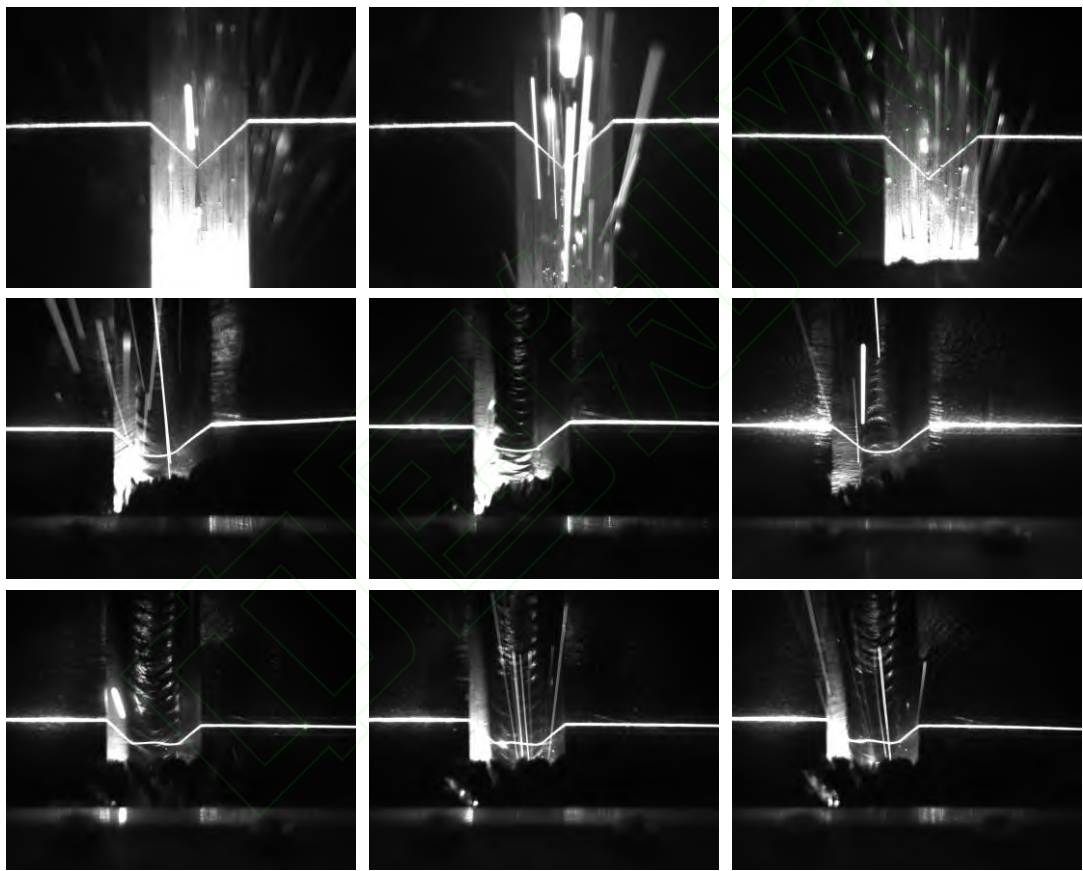


图 3 部分图像数据集  
Fig. 3 Partial image datasets

采集好图片后，另一个重要的环节是对采集的图片进行人工标注。这些图片本身是没有标签，必须进行人工标注，才能用于与监督训练。在获取的图片中，需要标注的类别只有两类，焊缝对应的颜色为红色，背景对应的为黑色。原图与对应的标注图如图 4 所示。



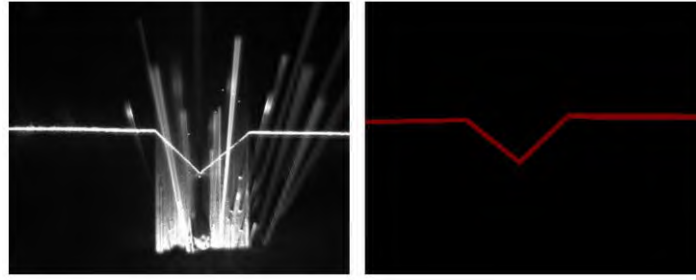


图 4 标注图像

Fig.4 Ground truth image

### 3.2 FCN 网络模型参数

本文所使用的全卷积神经网络如上文图 2 所示，全卷积神经网络主要包含卷积层（Conv1~8），最大池化层（Pool1~5），以及 5 个反卷积层（Deconv1~5）。均采用具有稀疏激活性的修正线性单元（Relu）作为激活函数。Conv1~5 用堆叠的卷积方式，每个卷积层后设置一到两个完全相同的卷积层堆叠。为防止过拟合，提高模型的鲁棒性，在 Conv6 和 Conv7，这两层后加入了 Dropout 层，使一部分神经元输出为 0，不参与网络传播，提高泛化能力。各层详细参数如表 1 所示。

表 1 网络结构参数

Table 1 Parameters of network structure

Layer	Kernel (Width×Height×Channels)	Stride	Pad
Conv1	3×3×64, 3×3×64	1, 1	1, 1
Pool1	2×2	2	0
Conv2	3×3×128, 3×3×128	1, 1	1, 1
Pool2	2×2	2	0
Conv3	3×3×256, 3×3×256, 3×3×256	1, 1, 1	1, 1, 1
Pool3	2×2	2	0
Conv4	3×3×512, 3×3×512, 3×3×512	1, 1, 1	1, 1, 1
Pool4	2×2	2	0
Conv5	3×3×512, 3×3×512, 3×3×512	1, 1, 1	1, 1, 1
Pool5	2×2	2	0
Conv6~8	1×1×4096, 1×1×4096, 1×1×2	1, 1, 1	0, 0, 0
Deconv1~3	32×32×2, 16×16×2, 8×8×2	32, 16, 8	0, 0, 0
Deconv4~5	4×4×2, 4×4×2	2, 2	0, 0

### 3.3 FCN 网络模型的训练

本文基于 FCN 的焊缝特征提取是在 Caffe<sup>[15]</sup> 深度学习框架上实现的。Caffe 深度学习框架提供了 python 接口，本文算法通过 Python 编程实现。本文所使用的环境配置为 Ubuntu 16.04 操作系统，内存 32GB DDR4，显卡 GPU TITAN XP,CPU E5-2640V4。

训练时,采集的原图和对应的人工分割的图片采用有监督的学习方式进行全卷积神经网络模型的训练。本次实验将 1000 张数据集分为训练数据集 750 张和测试数据集 250 张。为加快模型收敛速度,采用了预训练的策略进行参数微调。以在大规模含标签数据集 ImageNet<sup>[16]</sup>训练好的 VGG16 网络模型作为预训练模型,结合焊缝图像训练数据集训练好 FCN-32s 模型,保存模型参数。用该参数作为 FCN-16s 的预训练模型和焊缝图像训练数据集再次训练 FCN-16s 模型,依次递进,得到 FCN-8s 模型。以此加快收敛速度,减少训练时间,得到最终效果较好,精度比较高的模型。本实验所有训练过程所置训练参数:训练次数:10000 次,权重衰减系数为:0.0005,确定的权值参数的学习率为  $10^{-12}$ ,使用随机梯度下降法更新权值。训练结束后,将训练好的权值参数保存在 caffemodel 文件中。为更好的衡量分割结果,本文采用的是文献<sup>[12]</sup>中的评价标准,像素准确率 (pixel accuracy, PACC),平均准确率 (mean accuracy, MACC),和平均重叠率 (mean intersection union, MIU) 三个指标来判定模型分割精度。记  $n_{ij}$  表示属于  $i$  类而被判为  $j$  类像素点个数,  $n_{cl}$  表示类别总数,本文只有 2 类,焊缝与背景,  $t_i = \sum_i n_{ij}$  为属于  $i$  类像素点的总个数。定义像素准确率公式如 (2) 所示

$$\sum_i n_{ii} / \sum_i t_i \quad (2)$$

定义平均准确率公式如 (3) 所示

$$(1/n_{cl}) \sum_i n_{ii} / t_i \quad (3)$$

定义平均重叠率公式如 (4) 所示

$$(1/n_{cl}) \sum_i n_{ii} / (t_i + \sum_j n_{ji} - n_{ii}) \quad (4)$$

在前面的模型介绍中,有三种不同的上采样方式,分别是 FCN-32s、FCN-16s、FCN-8s。三种不同上采样结构的训练结果如表 2 所示:

表 2 三种上采样结构训练结果

Table 2 Training results of three upsampling structures

	PACC (%)	MACC (%)	MIU (%)
FCN-32s	99.2	89.9	81.3
FCN-16s	99.4	94.3	86.8
FCN-8s	99.5	97.4	87.7

从表中可知, FCN-8s 在这三个指标上都是最高的, 具有非常好的分割效果, 能够对焊缝图片准确分割。图 5 是 FCN 网络进行单次前向传播分割出来的效果图, FCN-32s, FCN-

16s, FCN-8s 与标注图对比结果表明, FCN-16s 与 FCN-8s 较为接近人工标注图, FCN-32s 提取的效果比较粗糙, 并且部分焊缝信息丢失, 而 FCN-8s 通过特征融合补充边缘信息使提取结果连续、精细。

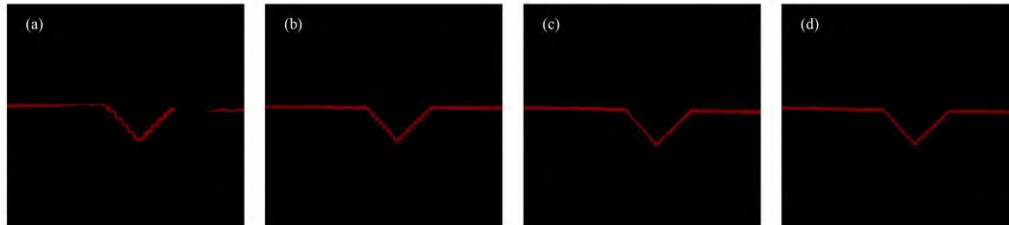


图 5 三种上采样结构得到的结果图。(a) FCN-32s; (b) FCN-16s; (c) FCN-8s; (d) 标注图

Fig.5 The results of the three upsampling structures. (a) FCN-32s; (b) FCN-16s; (c) FCN-8s; (d) Ground truth

## 4 实验与分析

本次实验所用 FCN-8s 网络作为模型功能测试, 读取采取的焊缝图像, 输入到已经训练好的 FCN 网络, 只通过前向传递方式, 输出提取结果。为了能更好的体现出卷积神经网络进行焊缝提取具有更好的切割效果, 本次实验同时做了与传统提取光条中心的方法——灰度重心法<sup>[4]</sup>和 Steger 算法提取效果对比。不同的焊缝提取方法定性比较结果如图 6 所示。图 6 (a1)~(a4) 为受噪声污染程度不同的焊缝原图, 其中 (a4) 为不同类型的焊缝图像, (b1)~(b4) 为用灰度重心法提取的焊缝结果, (c1)~(c4) 为 Steger 算法提取结果, (d1)~(d4) 为本文全卷积神经网络提取的效果图。

提取结果显示 FCN-8s 能更好地从受弧光干扰图像中提取焊缝特征。对于不受噪声干扰图像如图 (a1), 三种方法都能够分割出焊缝的位置, 但是对于受弧光干扰比较严重的图像如图 (a2)、(a3)、(a4), 灰度重心法和 Steger 算法受弧光干扰, 提取的焊缝激光位置有噪声偏差。而全卷积神经网络具有深层学习能力, 通过不断训练学习激光线特征信息, 融合了焊缝图像多层次的特征, 既能准确获取整体焊缝特征, 细节方面 also 具有很好的噪声抑制能力, 提取效果和提取精度更好。对于效果图 (d3) 中, 全卷积神经网络左侧边缘存在部分像素没有预测出来, 出现断点, 但不影响 V 型焊缝拐点的提取, 后续研究中将从数据集和网络结构继续优化模型以进一步提高提取效果。图 (a4) 为与图 (a1)、(a2)、(a3) 不同类型的焊缝图像, 全卷积神经网络提取的结果图 (d4) 验证了该方法的有效, 避免训练时引起过拟合。

为了准确对比各个算法提取效果, 以人工标注图作为标准图, 计算各算法提取的焊缝位置与标注图焊缝位置之间的均方根误差 (root mean square error, RMSE), 来定量分析提取



的效果，结果如表 3 所示。

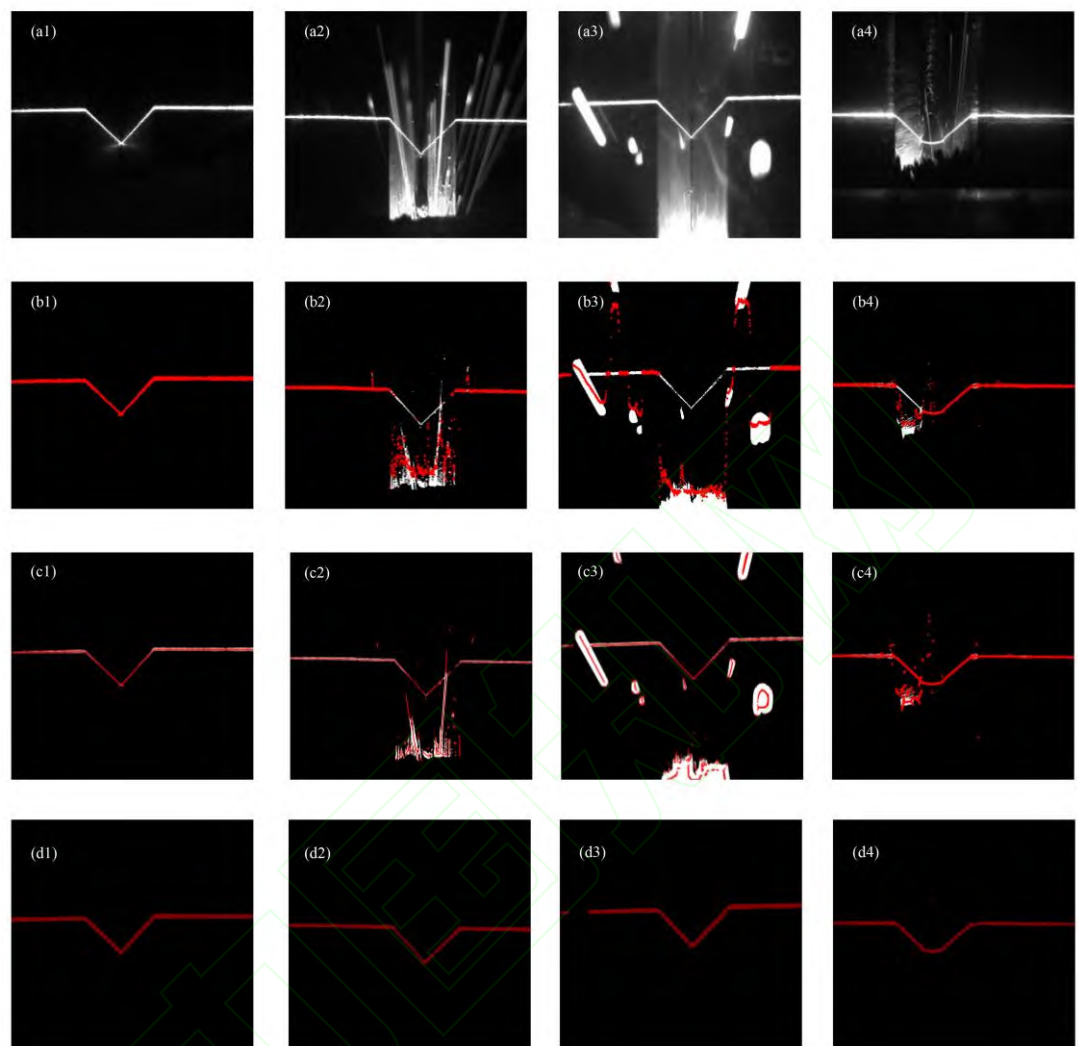


图 6 三种算法提取效果图。(a1) ~ (a4) 焊缝原图；(b1) ~ (b4) 灰度重心法；(c1) ~ (c4) Steger 算法；(d1) ~ (d4) FCN-8s

Fig.6 The results of three different algorithms. (a1) ~ (a4) Weld original images; (b1) ~ (b4) Gray gravity algorithm; (c1) ~ (c4) Steger algorithm; (d1) ~ (d4) FCN-8s

表 3 提取焊缝位置的 RMSE (单位: 像素)

Table 3 The RMSE between the results and Ground truths (Pixels)

	a1	a2	a3	a4
FCN-8s	4.15	4.78	5.85	3.87
Steger algorithm	13.78	30.56	56.61	44.42
Gray gravity algorithm	13.53	35.01	60.18	47.96

从表 3 可以看出 FCN-8s 提取效果的总体均方根误差远小于灰度重心法和 Steger 算法所提取效果图的误差，为了更好的体现每列像素之间的差异性，本文以图 (a2) 为例，计算每

一系列提取位置 and 标准标注图焊缝位置的误差值曲线，如图 7 所示。

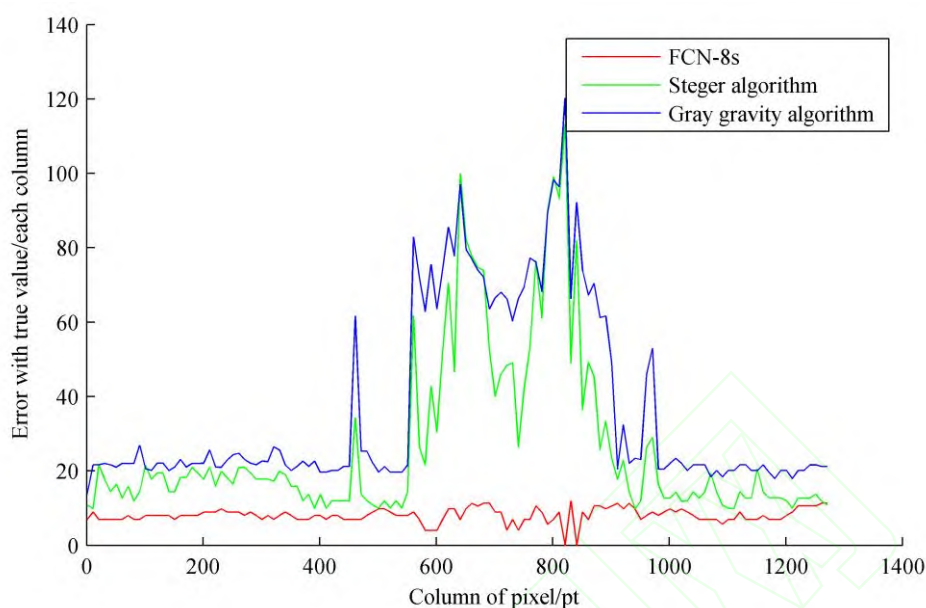


图 7 提取焊缝位置的误差曲线

Fig.7 The error of each column pixel

从表 3 和图 7 的结果可以看出，相比灰度重心方法与 Steger 算法，FCN-8s 的提取效果图相对于标准图，误差比较小，更接近真值。全卷积神经网络具有深层学习能力，融合了焊缝图像多层次的特征，能准确获取整体焊缝特征，具有很好的噪声抑制能力，在视觉具有弧光干扰的实际的现场焊接中有很好的应用前景。

## 5 结论

本文针对现阶段自动焊接系统易受环境因素干扰，焊接出现偏移的问题，结合深度学习技术，将深度卷积神经网络应用于焊缝提取过程，研究了基于全卷积神经网络的焊缝特征提取方法，该方法解决了在复杂的噪声的环境中定位不准确的问题，能够在强烈弧光、飞溅和烟尘等噪声情况下，准确找到焊缝位置，能提高自动焊接系统的自适应能力。

另外，通过与传统激光线特征提取方法对比，可以看到全卷积神经网络具有很好的抗干扰能力，焊缝提取精度较高，未来的研究工作将从数据集和网络结构方面继续优化模型以进一步提高提取效果。

## 参考文献

- [1] Ping J, Zeng Y. Real Time Image Processing for Seam Tracking Based on Laser Stripe-sensor[J]. Applied Laser,2010,30(3):232-235.  
平津,曾毅. 一种快速有效的基于激光视觉的焊缝跟踪实时图像处理方式[J].应用激光,2010,30(3) : 232-235.

- [2] Guo J M, 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.  
郭吉明,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.
- [3] Zhao J, Zhao J, Zhang L. Image Processing and Feature Extraction for Structured Light Images of Welded Seam[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,2013,47(1):114-119.  
赵军,赵继,张雷. 焊缝结构光图像处理与特征提取方法[J].西安交通大学学报,2013,47(1):114-119.
- [4] Li J X. Weld Tracking and Inspection System Based on Structured Light Imaging[D].Taiyuan:North University of China,2017:31-37.  
李佳璇.基于结构光成像的焊缝跟踪与检测系统[D]:太原:中北大学,2017:31-37.
- [5] Hu K, Zhou F Q, Zhang G J. Fast extrication method for sub pixel center of structured light stripe[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2006,27(10):1326-1329.  
胡坤,周富强,张广军. 一种快速结构光条纹中心亚像素精度提取方法[J].仪器仪表学报,2006,27(10):1326-1329.
- [6] Nan F, Li D H, Gao Q, *et al.* Implementation of adaptive light stripe center extraction of improved Steger algorithm [J]. Laser Journal, 2018,39(1):85-88.  
南方,李大华,高强,等. 改进 Steger 算法的自适应光条纹中心提取[J].激光杂志,2018,39(1):85-88.
- [7] Huo P, Li J M, Zeng H L, *et al.* The real-time image processing V-shaped seam method based on a structure light[J]. Electric Welding Machine,2014,44(12):144-148.  
霍平,李军萌,曾翰林,等. 一种基于结构光的 V 型焊缝实时图像处理方法[J].电焊机,2014,44(12):144-148.
- [8] Yuan P, Kong J Y, Ze S C, *et al.* The Research on Image Processing Method of V-Shaped Welding Groove[J]. Machinery Design & Manufacture,2017,6:64-66.  
袁攀,孔建益,灰士春,等. V 型焊接坡口图像处理方法的研究[J]. 机械设计与制造,2017,6:64-66.
- [9] Liu X W, Hong B, Dai T F. Image processing and groove recognition in weld seam tracking based on laser vision[J]. Laser & Infrared,2011,41(7):804-807.  
刘习文,洪波,戴铁峰. 激光视觉焊缝跟踪图像处理与坡口识别[J].激光与红外,2011,41(7):804-807.
- [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] 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.  
邹焱飏,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.
- [12] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015:3431-3440.

- [13] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. Computer Science,2014.
- [14] Hariharan B,Arbelaez P,Girshick R,*et al.* Hypercolumns for object segmentation and fine-grained localization[C]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015:447-456.
- [15] Jia Y Q, Shelhamer E, Donahue J, *et al.* Caffe: convolutional architecture for fast feature embedding[C]//Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia,2014:675-678.
- [16] Deng J, Dong W, Socher R, *et al.* ImageNet: A large-scale hierarchical image database [C]. 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2009:248-255.



## 网络首发:

**标题:** 基于全卷积神经网络的焊缝特征提取的研究

**作者:** 张永帅, 杨国威, 王琦琦, 马雷, 王以忠

**收稿日期:** 2018-07-30

**录用日期:** 2018-11-22

**DOI:** 10.3788/cjl201946.0302002

## 引用格式:

张永帅, 杨国威, 王琦琦, 马雷, 王以忠. 基于全卷积神经网络的焊缝特征提取的研究[J]. 中国激光, 2019, 46(03): 0302002.

网络首发文章内容与正式出版的有细微差别, 请以正式出版文件为准!

---

## 您感兴趣的其他相关论文:

**基于Lanczos双对角化的快速光声成像重建方法**

张娜 冯金超 李哲 贾克斌

北京工业大学信息学部, 北京 100124

中国激光, 2018, 45(3): 0307018