

基于深度分层特征的激光视觉焊缝检测 与跟踪系统研究

邹焱飏, 周卫林*, 陈向志

华南理工大学机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640

摘要 针对自适应性低的焊缝跟踪系统在实际焊接环境中易受噪声干扰的问题, 结合深度卷积神经网络强大的特征表达能力和自学习功能, 研究了基于深度分层特征的焊缝检测和跟踪系统, 该系统可精确地从噪声污染的时序图像中确定焊缝位置。为彻底解决焊枪依循计算轨迹运动所出现的抖振问题, 设计了模糊免疫自适应的智能跟踪控制算法。实验结果显示, 在强烈弧光和飞溅的干扰下, 传感器测量频率达 20 Hz, 焊缝跟踪精度约为 0.2060 mm, 且焊接过程中焊枪末端运行平稳。该系统能实现焊缝平滑的实时跟踪, 抗干扰能力强, 焊缝轨迹跟踪准确, 能满足焊接应用要求。

关键词 激光技术; 焊缝跟踪; 深度分层特征; 相关滤波器; 非极大值抑制; 智能控制

中图分类号 TP242.2

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201744.0402009

Research of Laser Vision Seam Detection and Tracking System Based on Depth Hierarchical Feature

Zou Yanbiao, Zhou Weilin, Chen Xiangzhi

*School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology,
Guangzhou, Guangdong 510640, China*

Abstract Aimed at the problem that the seam tracking system with low adaptability is sensitive to noise in the actual welding environment, and combined with the strong feature expression ability and self-learning function of the depth convolution neural network, a welding seam detection and tracking system based on depth hierarchical feature is studied. The location of seam from noise-contaminated serial images is accurately determined by this system. A fuzzy immune self-adaptive intelligent tracking control algorithm is designed to completely solve the chattering problem of welding torch following the calculated trajectory. The experimental results show that, under the interference of strong arc and splash, the metrical frequency of sensor can be up to 20 Hz, the tracking accuracy of the welding seam is about 0.2060 mm, and the end of the welding torch runs smoothly during the process of welding. The system can realize real-time tracking of the welding seam, has strong anti-interference ability, and can accurately track the trajectory of the welding seam, which can meet the requirements of welding application.

Key words laser technique; seam tracking; depth hierarchical feature; correlation filter; non-maximum suppression; intelligent control

OCIS codes 140.3390; 150.5758; 140.5960; 280.3420

1 引言

为适应现代化焊接生产的需求, 智能获取及分析现场信息以实现焊接自动化、柔性化已成为未来发展的

收稿日期: 2016-11-09; **收到修改稿日期:** 2016-12-17

基金项目: 国家科技重大专项(2015ZX04005006-03)、广东省科技重大专项(2014B090921004)、广东省战略性新兴产业核心技术攻关项目(2011A091101001)、广州市科技重大项目(2014Y2-00014)

作者简介: 邹焱飏(1971—), 男, 博士, 副教授, 主要从事机器人理论及工程应用方面的研究。E-mail: ybzou@scut.edu.cn

* **通信联系人.** E-mail: mezhouweilin@mail.scut.edu.cn

必然趋势,精确的焊缝检测和跟踪是实现自动焊接的关键技术之一。其中,基于激光视觉的焊缝跟踪结合了计算机视觉与激光三维视觉测量技术,具有非接触、主动受控、高精度及获取信息丰富等特点而备受青睐^[1-2]。激光视觉传感器平行安装于焊炬正前方一定距离,利用主动发射激光束照射焊缝表面形成特征条纹,利用相机对成像进行分析,得到的特征信息可用于位置跟踪。为避免超前检测引起的跟踪滞后及控制困难问题,理论上前视距离值越小越好,但此时自动焊接更易受飞溅、弧光及振动等的干扰,导致特征图像耦合了大量噪声而制约了系统处理速度及跟踪精度^[3]。因此,从含有强烈噪声污染的图像中稳健、快速检测出焊缝并在激光视觉引导焊缝跟踪系统中实现精确定位一直是国内外学者的研究热点。

黄石生等^[4]提出一种基于自适应共振理论神经网络的焊缝检测算法,根据灰度空间模式分布情况确定出焊缝位置,能够在强烈的噪声环境中正确地检测出焊缝位置以实时跟踪。龚焯飞等^[5]根据连续帧间的相关性,在基于可信度的递推滤波方法中引入预测—匹配—估计的闭环递推机制来完成起弧状况下焊缝特征点的跟踪,对粗值误入或弧光遮挡均具有较强的抗性。陈海永等^[6]提出基于阈值变换的行像素点统计算法和自适应形态学收缩算法对激光条纹进行分割,并采用距离搜索算法获取焊缝的特征点,有效地消除了激光焊缝图像中的噪声干扰并检测出激光条纹位置,具有较强的抗干扰能力和稳健性。Lee等^[7]利用中值滤波滤除噪声后采用最大类间方差法(Otsu)进行二值化分割,提出改进的霍夫变换提取焊缝特征方法,取得了良好的效果。Ding等^[8]提出基于堆栈式更新策略的模板匹配焊缝跟踪方法,利用皮尔森相关系数进行统计识别及定位,有效抑制了噪声干扰并解决了跟踪滞后问题,精度达 ± 0.5 mm。He等^[9]基于显著性分析的视觉注意模型并融合阈值分割及聚类的轮廓检测方法,对焊缝结构光的特征点进行提取,该方法具有较高的抗噪性及定位精度。然而,只考虑图像中焊缝与噪声的像素级结构特征差异并不能绝对界定两者关系,且单一的几何特征识别算法或统计决策方法无法适应携带焊缝信息的结构光形变所引起的特征改变,自适应性以及抗干扰能力较低,甚至会出现误识别。

本文利用深度卷积神经网络强大的特征表达能力和自学习功能,研究了基于深度分层特征的焊缝检测和跟踪系统。系统中所提算法采用从大规模含标签数据集 ImagNet^[10]训练而来的典型深度卷积网络结构模型 VGG-Net^[11],通过融合其多重深度分层特征对焊缝外观编码;同时联合各层自适应相关滤波器所获取的特征响应图,采用由粗到细的渐进式非极大值抑制策略进行最终定位,精确地从含有噪声污染的时序图像中获取焊缝位置以计算焊缝与焊枪的实际偏差。为彻底解决焊枪按照计算轨迹运动时所出现的周期性抖振问题,本文在模糊免疫控制算法的基础上引入自适应机制,赋予系统论域自适应伸缩且模糊规则自调整的特性,以实现平滑的高精度焊缝智能跟踪控制。在实际焊接环境中进行相关实验,焊接精度达 ± 0.2060 mm,且每帧处理速度小于等于 45 ms,证明所提算法能准确可靠地从含有不同程度噪声污染的图像中检测到焊缝位置并实现平滑跟踪,从而验证了算法优异的性能。

2 激光视觉焊缝跟踪系统及相关原理

焊缝跟踪系统由激光视觉传感器、六自由度焊接机器人及图像处理模块构成,如图 1(a)所示。作为焊缝跟踪系统的信息捕获器,激光视觉传感器主要由三线激光发生器及相机构成,安装于机器人末端焊枪上用于实时获取现场信息,具体结构如图 1(b)所示。焊接时,激光发生器发射的激光投射到焊接工件表面后,经相机被调制特征条纹,利用相机获取携带焊缝轮廓信息的图像,经千兆以太网高速实时传输给装有图形处理器(GPU)的图像处理模块;图像处理模块在利用检测及跟踪算法对焊缝准确定位的同时,将计算得到的位置偏差传输给机器人控制器,并利用控制算法得到控制信号以实时纠正焊枪位置,从而准确跟踪焊缝轨迹,实现精确的自动焊接。

系统采用基于位置的伺服控制,即根据焊缝特征点的像素坐标,由几何测量模型计算出目标的空间位置,进而得到机器人末端焊枪的当前位姿与计算的目标位姿之间的误差,最后通过控制器进行位姿调节。因此,建立精确的几何测量模型,从二维图像信息重构其三维空间信息关系到跟踪的准确度。激光条纹的透视成像过程如图 2 所示,其中平面 Π_1 和 Π_2 分别表示测量平面和成像平面。建立世界坐标系 $O_w X_w Y_w Z_w$ 、相机坐标系 $O_c X_c Y_c Z_c$ 、成像坐标系 $O_i X_i Y_i$ 、机器人工具坐标系 $O_m X_m Y_m$ 及像素坐标系 $O_p X_p Y_p$,且原点 O_m 在焊枪喷嘴末端, $O_c X_1$ 所在直线为相机光轴。激光平面与测量平面相交形成截面曲线,设 P 为激光线上的

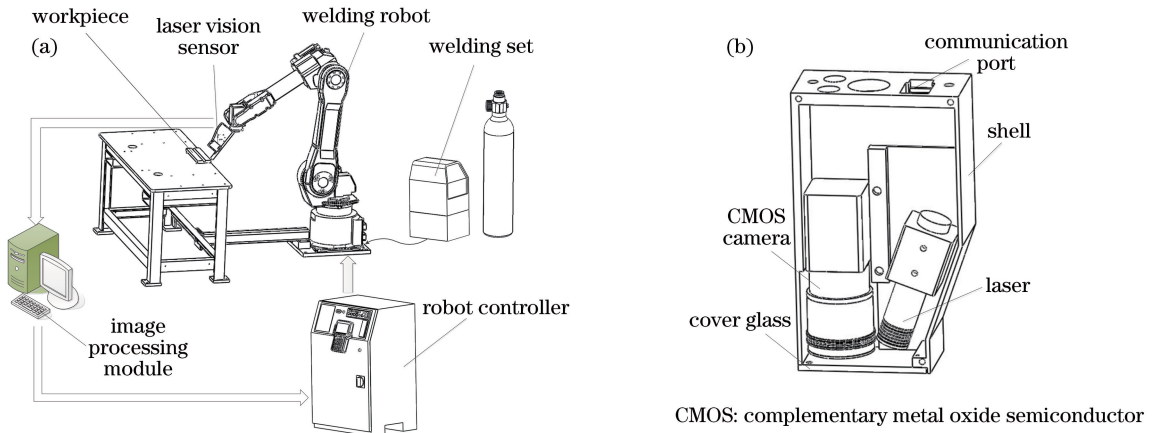


图 1 (a)激光视觉焊缝跟踪系统结构图;(b)传感器结构图

Fig. 1 (a) Structure diagram of laser vision seam tracking system; (b) structure diagram of sensor

特征点, 根据结构光三角测量原理^[12]及坐标变换关系^[13], 激光光平面方程为

$$Ax + By + Cz - D = 0. \tag{1}$$

世界坐标系下特征点的坐标 (x_w, y_w, z_w) 与二维像素坐标 (c_1, r) 的映射关系为

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{P}_6 \mathbf{P}_1 \begin{bmatrix} (S_x c_1 - C_x S_x) \Xi \\ (S_y r - C_y S_y) \Xi \\ f \xi \Xi \\ 1 \end{bmatrix}, \tag{2}$$

式中 $\Xi = D/[A(S_x c_1 - C_x S_x) + B(S_y r - C_y S_y) + C f \xi]$, $\xi = S_x^2(KC_x^2 - 2KC_x c_1 + Kc_1^2) + S_y^2(KC_y^2 - 2KC_y r + Kr^2) + 1$, \mathbf{P}_1 、 \mathbf{P}_6 为对机器人手眼系统和机器人坐标系标定后得到的变换矩阵, $(S_x, S_y, f, K, C_x, C_y)$ 为相机内部参数, (A, B, C, D) 为激光平面参数。本文通过基于 Halcon 视觉库的标定方法完成相机内参数的标定; 基于 m 条不重合的激光光条, 采用几何距离的正交回归对激光平面进行拟合, 获取激光平面参数。通过对相机拍摄到的图像进行处理, 计算得到目标点的像素坐标, 利用(2)式可以获得目标对象在世界坐标系下的位姿。

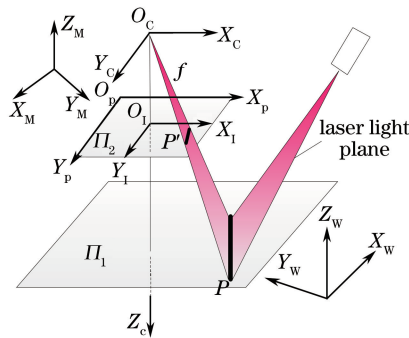


图 2 测量原理图

Fig. 2 Schematic diagram of measurement

3 基于深度分层特征的焊缝检测算法

3.1 深度分层特征

在实际焊接环境下, 当特征信号被严重干扰甚至淹没时, 像素级结构特征对噪声及激光条纹的区分度十分有限。利用传统的形态学方法, 如中值滤波、阈值分割以及各种边缘提取算法, 对独立的一幅图像尚可处理, 而对连续采集且噪声分布各异的现场图像, 在无人工干预条件下往往难以自动分析处理。因此, 挖掘目标在各情形中具有的稳定特征对目标的检测和定位极具价值。

随着大规模带标签训练集及高性能计算资源的出现,同时凭借渐优的模型调优策略,卷积神经网络突破了训练时间长、局部收敛等限制,已被应用于各种视觉领域,如手写字体识别、行人检测、车牌定位和人脸关键点定位^[14-15]。作为深度学习中一个逐步抽象分层的完全监督模型,其结构由多层级组成,每相邻前一层级通过一组卷积滤波器映射产生后一特征提取层,而每层由多个(即滤波器个数)内部神经元权值共享的二维特征映射层组成。当层数等于或超过 3 时,称之为深度分层结构,可作为一种有效的框架挖掘出数据的多层表征,用于对高维结构数据间复杂表示关系的建模^[16]。对于焊缝的实时检测和跟踪而言,获取大量含标签的目标样本来训练卷积神经网络是基本不可能的。因此,利用已在大规模含标签数据集上训练好的网络中的特征提取层来编码目标外观无疑是最佳选择。Andrew 等^[11]在 2014 年 ImageNet 图像识别大赛中架构的 VGG-Net,采用小的卷积滤波器及更深层的结构,在目标定位及分类竞赛中都表现优异,因而本文将其在 ImageNet^[10]上训练好的网络结构引入焊缝检测和跟踪问题中,用于焊缝抽象的高层次特征表达。

3.2 算法

对于深度分层结构,低层特征具有高的空间分辨率,利于目标准确定位,但缺乏稳健的特征表达能力;相反地,随着卷积神经网络的前向传播,空间分辨率因池化操作逐层降低而使定位功能渐失,但高层次的深度抽象特征因编码语义信息而具有强的畸变容忍能力。同时采用多重深度分层特征对目标进行特征表达,权衡了空间信息量与抗噪能力两者的关系,既保证了对目标的精确定位,又提高了目标对位移、扭曲及噪声干扰的稳健性。针对焊缝检测的实际应用,利用海量数据离线训练好 VGG-Net,焊缝在线检测和定位阶段选择网络的 Conv3、Conv4、Conv5 三个深度特征提取层,对隐含焊缝信息的激光条纹进行特征表示。在各层引入自适应相关滤波器获得特征响应图,并采用由粗到细的渐进式非极大值抑制策略进行最终定位,算法流程如图 3 所示。

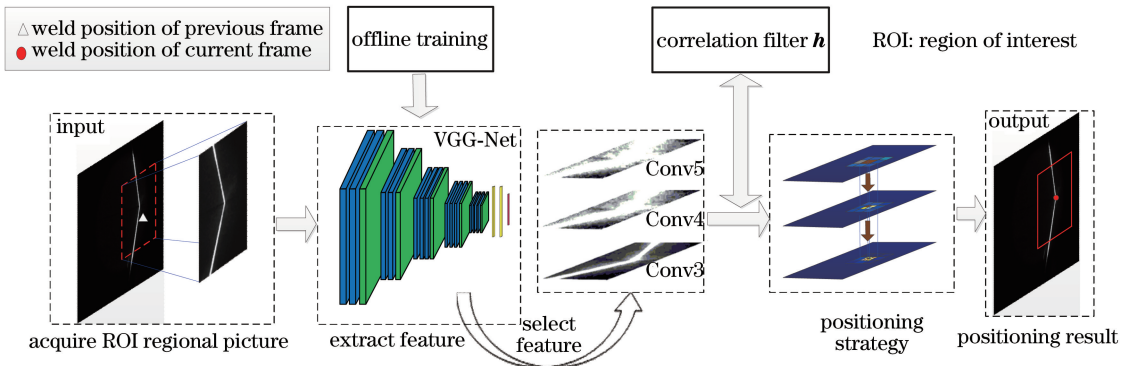


图 3 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of proposed algorithm

3.2.1 离线训练

本文使用的深度卷积神经网络包含 13 个卷积层(Conv1~13)和 3 个全连接层(Fc14~16),采用具有稀疏激活性的修正线性单元(ReLU)作为激活函数,其结构及每层参数设置为:各卷积层的卷积核大小均为 3×3 ,卷积步长均为 1,且空间填充大小都为 1;Conv1~2 各包括 64 个二维特征映射层,进行最大池化后与各包括 128 个二维特征映射层的 Conv3~4 相连;再次池化后与均包括 256 个二维特征映射层的 Conv5~7 连接,而后连接的 Conv8~13 都设置为 512 个二维特征映射层,且相隔每 3 层池化一次;扁平化后得到三个全连接层 Fc14~16;Fc14~15 均包括 4096 个通道,两层都通过使用 dropout 策略来抑制某些隐层节点,增加了模型稀疏性的约束以防止过拟合,最后一层 Fc16 为 1000 类的 soft-max 分类器。

焊接前,在 ImageNet 数据集^[10]上使用批量梯度下降法进行网络离线训练,使网络对图像特征具备一定的表达力,用于后续实时的视觉检测和定位。数据集中训练集由分成 1000 类的 120 万幅彩色图像构成,并包含 5 万幅验证图像及 15 万幅测试图像。训练时,网络各层权重由均值为 0 和方差为 0.01 的高斯分布来初始化,使用的超参数为批量尺寸、动量、权重衰减惩罚系数、丢弃率和初始学习率,分别设置为 256、0.9、0.0005、0.5 和 0.01,而学习率在验证准确率停止增加时减小为原来值的 1/10。结合样本的真实标签,利用

反向传播法则等对网络拟合训练进行模型参数调整,最终求出各隐藏层的卷积滤波器。

3.2.2 焊缝在线检测与定位

焊接开始后,考虑到相邻两帧图像的激光条纹外观高度一致且移动间距小,因此在当前图像中以上一帧的焊缝位置为中心点截取一定大小的矩状感兴趣区域(ROI)作为位置搜索区域。以该区域图像作为深度网络结构的输入,提取焊缝激光条纹的分层抽象特征用于检测定位。空间分辨率随着池化操作而逐层降低,使得特征提取层尺寸越来越小,导致定位区域越来越模糊。为避免该问题,采用双线性插值^[17]进行图像升采样,将特征提取层调整至固定尺寸,以 \mathbf{X} 和 \mathbf{f} 分别表示变换前后的特征提取层,而特征提取层包括多个特征映射层,组合像素点的各通道特征作为该像素点的特征向量,则有

$$\mathbf{f}_i = \sum_j \alpha_{ik} \mathbf{X}_k, \quad (3)$$

式中加权系数 α_{ik} 的大小取决于像素点 i 和 k 的位置。

为建立输入图像样本与定位结果的映射关系,引入适宜于精确定位且本质为分类器的自适应相关滤波器,其形式为一个空间域的矩阵,可通过手工标定好期望位置的图像样本集训练得到^[18]。然而,在实际焊缝跟踪过程中,无法获取该大规模样本集,因此可在已经获取上一帧焊缝位置的基础上,在特征提取阶段完成后,将各层输出的 C 维特征向量 $\mathbf{f}^{(l)} \in \mathbb{R}^{(M \times N) \times C}$ 组成多通道特征集,其中 l 为层索引。进而通过循环移位得到大量样本 $\mathbf{f}_{m,n}$ 来训练滤波器,并且建立对应的期望输出 \mathbf{g} ,它的每个元素 $g(m,n)$ 用中心在 $(M/2, N/2)$ 的二维高斯函数定义为

$$g(m,n) = \exp[-(m - M/2)^2 + (n - N/2)^2] / 2\sigma^2, \quad (4)$$

式中 σ 为分布参数。图像样本经滤波后输出的特征响应图谱在目标位置呈尖峰,而在其他位置的值受抑制, σ 用以控制输出的尖锐程度。

对于一个输入的图像样本来说,训练滤波器的目的就是求解一个滤波器 \mathbf{h} ,使得输入训练样本的实际输出与期望输出之差的平方和最小,即求解以下 l_2 约束最小化问题:

$$\mathbf{h}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{h}} \sum_{m,n} \|\mathbf{h} \otimes \mathbf{f}_{m,n} - g(m,n)\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{h}\|_2^2, \quad (5)$$

式中 $\mathbf{h} \otimes \mathbf{f}_{m,n} = \sum_{c=1}^C (\mathbf{h}^c_{m,n})^T \mathbf{f}^c_{m,n}$, $\lambda \geq 0$ 为正则化参数, c 为特征提取层的层索引。利用 Parseval 定理将(5)式变换至频域后加以简化,得到无约束极小化问题:

$$\mathbf{H}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{H}} \mathbf{H}^\dagger (\mathbf{D} + \lambda \mathbf{I}) \mathbf{H} - 2\mathbf{H}^\dagger \mathbf{U}, \quad (6)$$

式中 \mathbf{I} 为单位矩阵, \mathbf{H}^\dagger 为 \mathbf{H} 的广义逆矩阵,且 $\mathbf{D} = \sum_{i=1}^C \mathbf{F}^i \odot \bar{\mathbf{F}}^i$, $\mathbf{U} = \mathbf{G} \odot \bar{\mathbf{F}}$,其中 \mathbf{F} 、 \mathbf{G} 、 \mathbf{H} 分别表示 \mathbf{f} 、 \mathbf{g} 、 \mathbf{h} 的傅里叶变换,且上划线表示复共轭运算, \odot 为 Hadamard 乘积。求解(6)式可得相关滤波器组为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}^1 \\ \vdots \\ \mathbf{H}^C \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{i=1}^C \mathbf{F}^i \odot \bar{\mathbf{F}}^i + \lambda \mathbf{I}} \begin{bmatrix} \mathbf{G} \odot \bar{\mathbf{F}}^1 \\ \vdots \\ \mathbf{G} \odot \bar{\mathbf{F}}^C \end{bmatrix}, \quad (7)$$

故频域下第 c 通道的相关滤波器为

$$\mathbf{H}^c = \frac{\mathbf{G} \odot \bar{\mathbf{F}}^c}{\sum_{i=1}^C \mathbf{F}^i \odot \bar{\mathbf{F}}^i + \lambda \mathbf{I}}. \quad (8)$$

截取的待检图像经深度卷积神经网络提取具有辨别性的特征后,通过自适应相关滤波器分层进行滤波获取特征响应图,即置信度分布图,以在当前帧中确定焊缝的位置^[19]。若以 $\mathbf{w}^{(l)} \in \mathbb{R}^{(M \times N) \times C}$ 表示当前帧图像特征提取后第 l 层输出的特征向量,则该层的特征响应图为

$$f_l = \mathcal{F}^{-1} \left(\sum_{c=1}^C \mathbf{H}^c \odot \bar{\mathbf{W}}^c \right), \quad (9)$$

式中 \mathcal{F}^{-1} 表示快速傅里叶逆变换。所有选择层进行滤波后得到特征响应图集 $\{f_l\}$,可根据目标点位置输出呈尖峰值的特点进行目标定位。

然而空间分辨率从 Conv3 层到 Conv5 层逐层降低, 仅仅通过特征响应图集 $\{f_l\}$ 中任意单独层的最大响应来定位往往是不准确的, 因此本文提出由粗到细的渐进式非极大值抑制定位策略。对于层索引最高的第 l 层, 将提取的特征图通过训练好的相关滤波器后, 得到其置信分布图, 如图 4(a) 所示, 显然响应区域较大, 只能进行粗定位, 设此时最大响应位置坐标 $(\tilde{m}, \tilde{n}) = \operatorname{argmax}_{(m,n)} f_l(m, n)$; 进一步将定位区域反向映射到第 $(l-1)$ 层, 在该特征提取层中确定了以某像素点为中心的邻域范围, 在该范围内结合本层生成的置信图, 结果如图 4(b) 所示, 用上层的滤波响应结果作为惩罚项, 进行非极大值抑制, 有

$$\begin{cases} (\tilde{m}, \tilde{n}) = \operatorname{argmax}_{(m,n)} f_{l-1}(m, n) + \rho f_l(m, n) \\ \text{s.t. } |m - \tilde{m}| + |n - \tilde{n}| \leq v \end{cases}, \quad (10)$$

式中 ρ 为正则化系数, 约束条件限定局部搜索范围在 $v \times v$ 区域内以排除域外虚警点。继续利用(10)式逐层递推以缩小搜索区域, 至最低层时可获得尽可能小的定位区域, 图 4(c) 所示为包含目标的响应三维视图。为确定焊缝的最终位置, 避免背景杂波对定位的干扰, 对该局部区域获取的置信图进行阈值后处理操作, 即设定阈值 φ , 令 M 为置信图 f 中的峰值点, 且满足 $\varphi M \leq f(m_{\text{opt}}, n_{\text{opt}})$, 则 $(m_{\text{opt}}, n_{\text{opt}})$ 为目标点的最终坐标。

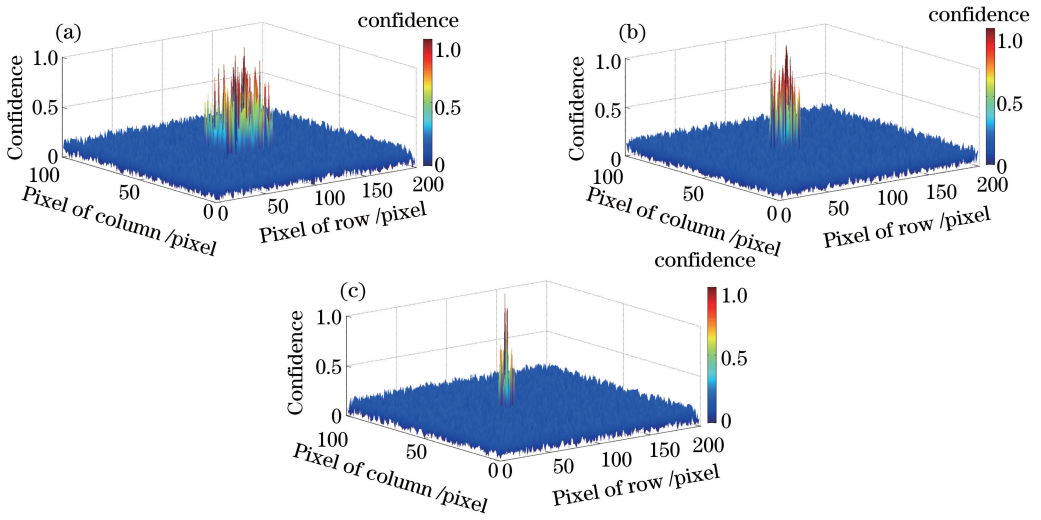


图 4 定位策略。(a)最高层的置信图;(b)中间层搜索区域缩小后的置信图;(c)最底层搜索区域最小时的置信图
Fig. 4 Positioning strategy. (a) Confidence map of highest layer; (b) confidence map of reduced search area in middle layer; (c) confidence map of smallest search area in lowest layer

当前帧中对焊缝检测和定位之后, 为克服误差的叠加对下一时刻的跟踪产生影响, 避免模型退化导致跟踪精度下降, 必须动态更新相关滤波器, 以对下一帧中的焊缝进行稳健跟踪, 适应焊缝特征状态的变化。因此引入学习率 μ 并应用滑动均值滤波方法对(8)式的分子 \mathbf{A}^c 和分母 \mathbf{B}^c 分别进行更新, 有

$$\begin{cases} \mathbf{A}_t^c = (1 - \mu)\mathbf{A}_t^c + \mu\mathbf{G} \odot \bar{\mathbf{F}}_t^d \\ \mathbf{B}_t^c = (1 - \mu)\mathbf{B}_{t-1}^c + \mu \sum_{i=c}^C \mathbf{F}_t^i \odot \bar{\mathbf{F}}_t^i \end{cases}, \quad (11)$$

从而滤波器更新为

$$\mathbf{H}_t^c = \frac{\mathbf{A}_t^c}{\mathbf{B}_t^c + \lambda}, \quad (12)$$

式中 t 为当前图像的帧索引。

4 焊缝智能跟踪控制

根据相机获取的激光特征条纹图像进行焊缝位置检测后, 若直接按计算轨迹控制焊枪运动难免会出现抖振问题, 因此需要进行跟踪控制。对于焊缝跟踪控制系统, 理想的控制效果是根据跟踪偏差完全消除焊缝实际空间位置相对于参考位置的偏移, 而实际系统具有很强的非线性和不确定性。目前大多数采用传统的

比例积分微分(PID)控制算法或经典的模糊控制算法,缺乏自适应机制,难以实现稳健自适应的精确跟踪^[20]。本文利用模糊控制的稳健性及免疫反馈算法的全局自寻优能力,同时引入变论域策略,实时优化控制参数,设计具有论域自适应伸缩的智能跟踪控制器,主要包括免疫反馈部分及变论域模糊控制器部分,如图5所示,其中 s 为期望输入, u_c 为控制量 u 的变化率, r 为被控量, α, β 为变伸缩因子。通过在控制过程中不断学习受控对象及环境的非预知信息,及时调整控制器参数,保证焊接机器人在视觉跟踪过程中运动的平滑性,从而在图像处理对焊缝精确定位的基础上,提高轨迹跟踪稳定性和精度。

对整个智能跟踪控制器而言,将由实时反馈图像中特征点坐标 (m_{opt}, n_{opt}) 所计算出的实际空间位置与由参考图像中特征点坐标 (m_{ref}, n_{ref}) 所确定的理论空间位置之差定义为焊缝跟踪的偏差 e , 连同其变化率 $e_c = de/dt$ 作为输入量,根据 e 和 e_c 用变论域模糊控制算法实时调整微分系数 K_D , 同时引入免疫反馈控制以根据输出量实时调节比例系数 K_P , 最后输出 $u = K_P e + K_D (de/dt)$ 用于控制机器人及焊枪运动。

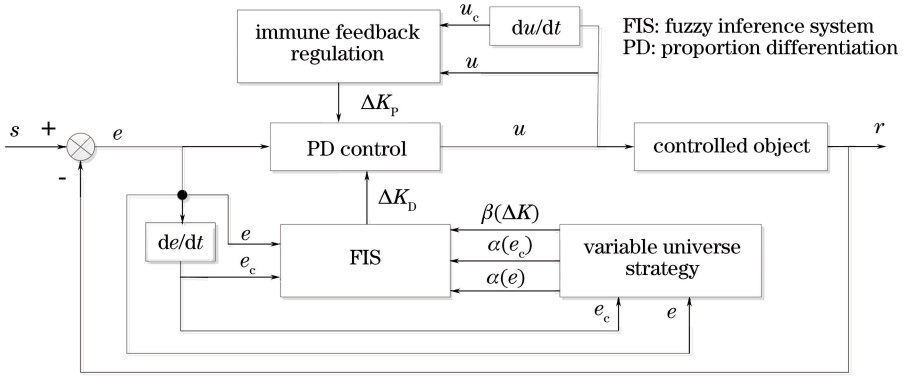


图5 智能跟踪控制系统

Fig. 5 Intelligent tracking control system

4.1 免疫反馈控制器

生物机体受抗原入侵时,免疫系统中 T 细胞(包括辅助细胞 T_H 和抑制细胞 T_S)和 B 细胞以免疫应答方式对抗原产生反应。 T_H 细胞产生多种细胞因子传递抗原信息,刺激 B 细胞分化增殖并产生抗体,有效地消除抗原;当抗原减少到一定程度后, T_S 细胞数量增加,抑制 B 细胞增殖以削弱免疫作用,使系统恢复动态平衡。假设第 k 代入侵抗原数为 $h(k)$, B 细胞所接受 T 细胞的总刺激为^[21]

$$S(k) = \{ \lambda_1 - \lambda_2 f [S(k-1), \Delta S(k-1)] \} h(k), \quad (13)$$

式中 $\Delta S = S(k) - S(k-1)$ 为相邻两代的刺激增量, λ_1, λ_2 分别为活化因子及抑制因子,非线性函数 $f(\cdot)$ 表征抑制能力的强弱。

将免疫机理中形如(13)式的反馈机制引入控制中,将采样时刻 k 类比于代数 k ,该时刻期望值的偏差 $e(k)$ 类比于抗原数 $h(k)$,控制器输出 $u(k)$ 类比于 B 细胞总刺激量 $S(k)$,控制规律可表示为

$$u(k) = K \{ 1 - \eta f [u(k-1), \Delta u(k-1)] \} e(k) = K_{P1} e(k), \quad (14)$$

式中 $K = \lambda_1$ 表征控制的反应速度, K_{P1} 为比例控制系数, $\eta = \lambda_2 / \lambda_1$ 影响控制稳定效果,其值正比于超调量,通过合理整定 λ_1, λ_2 可权衡响应速度与超调量的关系。

刺激抑制能力表征函数 $f(\cdot)$ 关系到反馈性能,通过建立准确数学模型表示比较困难,可利用模糊系统的泛逼近性设计逼近器来表达非线性函数^[22]。模糊逼近器输入变量为 u 和 du/dt , 均由包含“正(P)”和“负(N)”的模糊集模糊化,输出量为 $f(\cdot)$, 由包含“正(P)”“零正(O)”和“负(N)”的模糊集得到,所对应模糊变量 U, U_c, F 论域均取为 $[-1, 0, 1]$, 并构造相应的隶属函数。考虑到 U 时刻变化,故需在线调整其对抑制量 $f[u(k-1), \Delta u(k-1)]$ 的作用,设计模糊规则为

$$\begin{cases} F = - [\alpha U + (1 - \alpha) U_c] \\ \alpha = (\alpha_s - \alpha_0) |U| + \alpha_0 \end{cases}, \quad (15)$$

式中 α 为自调整因子,算子 $[\cdot] = \text{sgn}(\cdot) \times \text{int}(|\cdot| + 1/2)$ 表示正向或负向取整,且 $0 \leq \alpha_0 \leq \alpha_s \leq 1$, $\alpha \in [\alpha_0, \alpha_s]$,经模糊推理及反模糊化可得到 $f(\cdot)$ 的精确输出量。本设计中免疫反馈控制器的参数 K, η 采

用试凑法^[21]获得,使控制系统的输出响应快速、调整时间短以及超调量尽量小,此时得到 $K = 0.52$, $\eta = 0.85$ 。然而,仅靠实质为变比例控制器的免疫反馈算法并不能补偿所有偏差,需要根据 e 和 e_c 设计变论域模糊控制算法以实时调整微分系数 K_D 。

4.2 变论域模糊控制器

4.2.1 模糊控制

二维模糊控制器以控制误差 e 及误差变化率 e_c 作为输入量,选取控制器的微分系数增量 ΔK_D 作为输出量。设系统输入量的基本论域分别为 $X = [-x_1, x_1]$ 、 $X_c = [-x_2, x_2]$,输出基本论域 $Y = [-l, l]$ 。为将输入的实际论域范围量化到对应的模糊集的论域范围 $E = [-m, m]$ 、 $E_c = [-n, n]$ 上,以及将模糊控制器输出论域折算成受控对象实际所能接受的作用范围 $Z_D = [-y, y]$,以实现物理论域和模糊论域的双向变换,采用 k_e 、 k_c 作为模糊化的量化因子以及 k_D 作为判决时的比例因子,其值分别为

$$k_e = \frac{m}{x_1}, k_c = \frac{n}{x_2}, k_D = \frac{y}{l} \quad (16)$$

设定所有输入输出变量的模糊论域对应的模糊子集描述均为 $\{NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB\}$,本文组合 Sigmoid 函数及高斯分布函数确定各个模糊子集的隶属度函数 $\mu(x)$ 。以偏差 e 为例,所对应的各个模糊子集的隶属度函数在论域 E 上的分布如图 6 所示。同理对偏差变化率及控制输出可构造类似的隶属度函数。

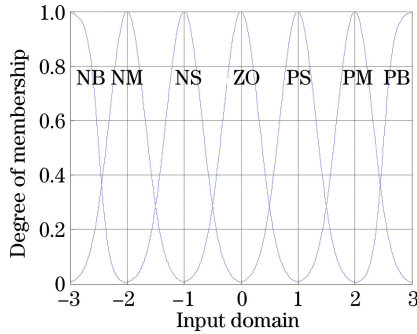


图 6 隶属度函数

Fig. 6 Membership degree function

在选定模糊子集的基础上,建立一组模糊控制规则:如果 $E = A_i$, $E_c = B_j$,那么 $Y(k) = C_{ij}$,其中 A_i 、 B_j 、 C_{ij} 为输入输出论域的模糊子集。根据对激光视觉自动焊接实际控制经验的总结,设计了对参数 K_D 模糊调节量 ΔK_D 的控制规则,见表 1,其中 E 、 E_c 分别表示偏差及其变化率的模糊论域。

表 1 K_D 模糊调节量控制规则

Table 1 Control rules of K_D fuzzy adjustment

E	E_c						
	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PS	NS	NB	NB	NB	NM	PS
NM	PS	NS	NB	NM	NM	NS	ZO
NS	ZO	NS	NM	NS	NS	NS	ZO
ZO	ZO	NS	NS	NS	NS	NS	ZO
PS	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO
PM	PM	NS	PS	PS	PS	PS	PB
PB	PB	PM	PM	PM	PS	PS	PB

进而采用 Mamdani 模糊推理方法,遵循极大极小模糊逻辑推理合成规则,并通过重心法解模糊化,有

$$\Delta K_D = \frac{\sum_{i=1}^z \omega_v \mu_i(E_j, E_{c_k}, Y_v, e, e_c)}{\sum_{i=1}^l \mu_i(E_j, E_{c_k}, Y_v, e, e_c)} \quad (17)$$

式中 ΔK_D 为去模糊化后控制器输出的清晰量; z 为规则库的规则总数; ω_v 为规则后件 Y_v 的核,即所对应隶

属度函数的中心坐标; $\mu_i(E_j, E_{C_k}, Y_v, e, e_c)$ 为第 i 条规则对应的隶属度值, 其值为

$$\mu_i(E_j, E_{C_k}, Y_v, e, e_c) = \mu_{E_j}(e) \wedge \mu_{E_{C_k}}(e_c) \wedge \mu_{Y_v}(u), \quad (18)$$

式中 \wedge 表示对两边的值作取小运算。则控制规律为

$$K_D = K'_D + \Delta K_D. \quad (19)$$

4.2.2 自适应策略

通常量化因子和比例因子初始化后在整个控制过程中固定不变, 然而当被控对象运行状况变化而引起对象特性发生大幅度变化时, 这种参数固定化往往会产生不理想的控制效果, 因此需要利用自适应策略进行动态调整。本文引入变伸缩因子 α_i 及 β_i 对模糊控制器的输入和输出论域自适应调整, 即 $X = [-\alpha_1 x_1, \alpha_1 x_1]$ 、 $X_c = [-\alpha_2 x_2, \alpha_2 x_2]$ 且 $Z_D = [-\beta y, \beta y]$ 。这种变论域思想等效于将量化因子分别除以相应的变伸缩因子, 而比例因子乘以对应的变伸缩因子。为在各时刻实现论域自由伸缩的同时满足相容性及避零性, 采用以下基于函数模型的变伸缩因子

$$\begin{cases} \alpha_1 = (|e|/E)^{\zeta_1} + \varepsilon_1 \\ \alpha_2 = (|e_c|/E_c)^{\zeta_2} + \varepsilon_2 \\ \beta = \frac{1}{2} [(|e|/E)^{\tau_1} + (|e_c|/E_c)^{\tau_2}] \end{cases}, \quad (20)$$

式中 $\zeta_i, \tau_i \in (0, 1)$, 且 ε_i 为充分小的正数 ($i=1, 2$)。(20) 式根据系统状态对控制器作出自适应智能调节, 通过改变变伸缩因子对论域膨胀或收缩, 相当于模糊控制规则的调整。若输出论域不变, 输入论域缩小相当于输入值被放大, 系统对输入值的变化更加敏感, 虽然控制规则从形式和数量上前并未变化, 但输出量发生了变化, 这相当于调整了模糊控制规则; 相反地, 对输出论域而言, 输入变量值相同, 输出论域压缩相当于控制量的绝对值减小, 故对输入变量变化的敏感性也减弱^[23]。

5 实验及分析

为验证所研究系统在焊接应用中的实际效果, 搭建了激光视觉焊缝跟踪实验平台, 并进行了跟踪实验。实验条件如下: 传感器内激光发生器发射波长为 650 nm, 功率为 30 mW; 相机采用 Basler 公司的 acA1280-60gm 型 CMOS 相机, 分辨率达 1.3×10^6 pixel, 采样频率可达到 60 Hz 以上; 焊接机器人为安川公司 MOTOMAN-MA1440 型弧焊机器人, 单点重复定位精度为 ± 0.08 mm; 焊接设备为配套 MOTOWELD-RD350 型焊接系统; 最大焊接电流为 350 A, 焊接工件为常见的 T 型连接角焊缝, 焊接速度为 5 mm/s, 焊丝直径为 1.2 mm; 图像处理模块为研华 IPC-510 嵌入式工控机, 配置主频为 3.4 GHz 的 Intel i7-3770 四核处理器及 NVIDIA GeForce GTX980 型 GPU。实验平台实物图如图 7 所示。

机器人控制平台基于安川 DX100 控制器中通用传感器的当前轨迹修正功能构建, 通过德国倍福公司的 EK1100 耦合器将工控机与机器人控制柜的通用传感器模块桥接起来, 实现控制算法实时输出的控制量转

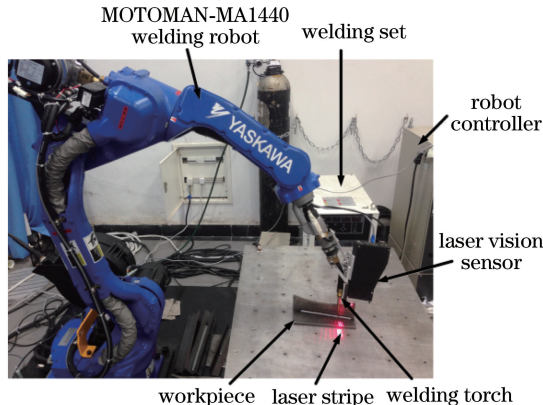


图 7 实验平台实物图

Fig. 7 Physical map of experimental platform

换成模拟信号(即电压)并驱动机器人运动以纠偏。在无跟踪及控制算法介入时,机器人会按照示教轨迹进行动作;应用跟踪算法后,所设计的智能控制器以激光视觉传感器测量出的位置偏差作为输入,实时输出控制量并经倍福模块转换为一定区间内的电压信号,而机器人根据输入电压的变化来进行轨迹修正。

实验前建立示教轨迹,使机器人在无跟踪介入的情况下按该路径运动,而后将工件手动偏移一定角度用以测验跟踪算法效果,并记录该轨迹以作为标准位置数据,即理论轨迹。实验时,调整好焊枪位置后,首先在相机视场中确定焊接初始位置,选定以激光条纹的转折点位置为中心的跟踪区域,如图 8(a)所示,焊缝位置以“×”标识;而后启动本文算法进行焊缝跟踪,实时调整焊枪位置,保证其在焊接过程中对准焊缝中心,图 8(b)~(d)为自动跟踪时所采集图像和跟踪所得的焊缝位置。

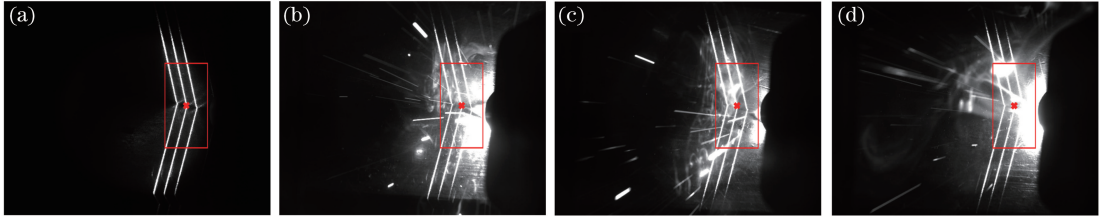


图 8 采集到的图像及其跟踪位置(“×”)。(a)初始位置;(b)~(d)自动跟踪焊接过程

Fig. 8 Captured images and corresponding tracking positions ("×"). (a) Initial position; (b)-(d) welding process with automatic tracking

实验结果如图 9 所示,其中 x 、 y 方向分别表示世界坐标系 $O_w X_w Y_w Z_w$ 中的 $O_w X_w$ 、 $O_w Y_w$ 方向,图 9(a)、(b)分别为 y 方向焊枪末端实际运动轨迹和工件焊缝理论轨迹、示教轨迹的对比图,以及 y 方向焊枪实际运动轨迹与理论轨迹的偏差变化图。曲线显示,焊接初始阶段受起弧的延时效应影响,跟踪算法并不作用,焊枪瞬间沿示教轨迹运动,偏差较大;而后在跟踪算法作用下,实时计算偏差纠正焊枪轨迹以靠近焊缝真实位置,并逐渐达到稳定,采用智能控制算法使得焊缝跟踪效果得到极大的改善,解决了焊枪末端在焊缝跟踪过程的抖振问题。经计算得最大偏差 $\Delta_{\max} = 0.8029 \text{ mm}$,平均绝对偏差 $\bar{\Delta} = 0.2060 \text{ mm}$,均方根误差 $s_{\Delta}^2 = 0.0347 \text{ mm}^2$ 。实验中实时采集到的图像规模为 $1280 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel}$,传感器测量频率达 20 Hz ,每帧图像的处理速度小于等于 45 ms ,足以满足焊缝跟踪过程中的实时性要求;且焊接过程中激光条纹转折点与熔池间距小于等于 20 mm ,从图 6 可知,虽然受大量强烈噪声的干扰,但系统依然能够持续有效地跟踪到焊缝位置并对焊枪实时纠偏,算法具有很强的稳健性,且焊缝均匀牢固,焊接实物如图 9(c)所示。

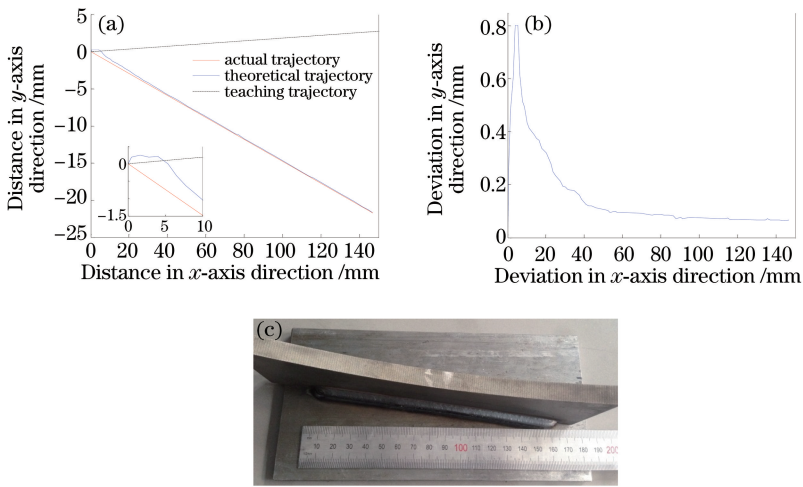


图 9 实验结果。(a)实际轨迹与示教轨迹、理论轨迹对比;(b)跟踪偏差;(c)焊接实物

Fig. 9 Experimental results. (a) Comparison among actual trajectory, teaching trajectory and theoretical trajectory; (b) tracking error; (c) welding object

为进一步说明本文焊缝检测算法的性能,将近年来效果较好的显著性分析视觉注意模型(MSBVA)^[9]焊缝检测算法作为实验对比算法。图 10 为两种算法利用三组噪声分布各异的图像进行焊缝

检测和定位的实验结果图,测试图片均来自焊接实验。可以看出,图 10(a1)~(c1)只受反射光的影响,激光条纹与背景对比度较高,两种算法均能实现较好的检测与定位。图 10(a2)~(c2)受较小弧光及飞溅等噪声干扰,目标的原始形状和轮廓信息大部分得到了保留,两种算法同样都可以进行有效定位,相比而言,MSBVA 算法效果略好;图 10(a3)~(c3)受光源问题及环境噪声等因素的影响,信噪比较小,激光条纹几乎被噪声覆盖,从结果可以看出,MSBVA 算法已经失效,而由于激光的相干性及激光条纹的空间一致性,目标仍具有可辨识性,本文算法仍能达到理想的效果。综上所述,本文方法利用隐藏在数据中的拓扑结构特征进行检测和定位,具有强大的抗噪能力,与其他算法相比,能够获得更稳定和更高精度的结果。

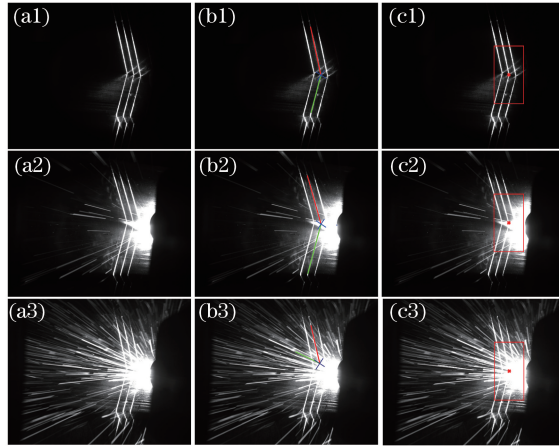


图 10 两种算法实验结果。(a1)(a2)(a3)三组噪声分布程度不同的代表图像;(b1)(b2)(b3) MSBVA 算法;(c1)(c2)(c3)本文算法
Fig. 10 Experimental results of two different algorithms. (a1)(a2)(a3) Three groups of representative images with different degrees of noise distribution; (b1)(b2)(b3) MSBVA algorithm; (c1)(c2)(c3) proposed algorithm

6 结 论

对激光视觉焊缝跟踪的研究现状及相关不足进行了论述和分析,针对目前焊缝系统自适应性及抗干扰能力差的问题,研究了基于深度分层特征的焊缝检测和跟踪系统。焊缝检测算法通过深度卷积神经网络结构提取目标高层次的深度抽象特征,克服了传统像素级特征分析以及单一几何特征识别或统计决策方法的局限,减小了特征的歧义性;解决了激光条纹和焊接熔池之间距离过大影响控制精度的问题,能够在距离较小导致图像信息中存在强烈弧光、飞溅和尘烟等噪声的情况下准确自动检测到焊缝特征点。

设计的智能跟踪控制器具有稳健性及全局自寻优能力,能够实时优化控制参数,可赋予系统论域自适应伸缩且模糊规则自调整的特性,解决了跟踪滞后引起焊枪依循计算轨迹运动所出现的周期性抖振问题,能够实现平滑的轨迹跟踪。

搭建了焊缝跟踪实验平台,在实际焊接环境中应用所提算法进行了焊缝自动跟踪实验。实验结果表明,在强烈弧光和飞溅的干扰下,传感器测量频率达到 20 Hz,焊接精度达 ± 0.2060 mm,且每帧处理速度小于等于 45 ms,焊接过程中焊枪末端运行平稳。从而证明该系统能实现焊缝的实时跟踪,可准确可靠地从不同程度噪声污染图像中检测到焊缝位置并实现平滑焊接,验证了所提算法优异的性能,能够满足高质量的焊接要求。

参 考 文 献

- [1] Li Lin, Lin Bingqiang, Zou Yanbiao. Study on seam tracking system based on stripe type laser sensor and welding robot [J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(5): 0502005.
李 琳, 林炳强, 邹彦彪. 基于条纹式激光传感器的机器人焊缝跟踪系统研究[J]. 中国激光, 2015, 42(5): 0502005.
- [2] Yang Guowei, Sun Changku, Wang Peng. Real-time stroboscopic laser fringe-pattern projection system[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(11): 1112002.
杨国威, 孙长库, 王 鹏. 频闪激光光栅条纹实时投射系统[J]. 光学学报, 2014, 34(11): 1112002.
- [3] Zhang Jie. Research on seam tracking system of special welding machine based on structured-light vision sensor[D].

- Nanjing: Southeast University, 2011.
- 张捷. 基于结构光视觉的焊接专机焊缝跟踪系统的研究[D]. 南京: 东南大学, 2011.
- [4] Huang Shisheng, Qian Yingxue. Welding seam detecting algorithm based on the ART artificial neural network[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 1994, 30(2): 93-98.
黄石生, 钱迎雪. 基于 ART 人工神经网络的焊缝跟踪检测算法[J]. 机械工程学报, 1994, 30(2): 93-98.
- [5] Gong Yefei, Dai Xianzhong, Li Xinde, *et al.* Robust joint tracking with structured-light vision sensing[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2010, 31(12): 61-64.
龚烨飞, 戴先中, 李新德, 等. 结构光视觉稳健焊接接头跟踪[J]. 焊接学报, 2010, 31(12): 61-64.
- [6] Chen Haiyong, Sun Hexu, Xu De. An image feature extraction method for a certain of narrowgap weld seam[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2012, 33(1): 61-64.
陈海永, 孙鹤旭, 徐德. 一类窄焊缝的结构光图像特征提取方法[J]. 焊接学报, 2012, 33(1): 61-64.
- [7] Lee J P, Wu Q Q, Park M H, *et al.* A study on modified Hough algorithm for image processing in weld seam tracking system[J]. Advanced Materials Research, 2015, 1088(11): 824-828.
- [8] Ding Y, Huang W, Kovacevic R. An on-line shape-matching weld seam tracking system[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2016, 42: 103-112.
- [9] He Y, Chen Y, Xu Y, *et al.* Autonomous detection of weld seam profiles via a model of saliency-based visual attention for robotic arc welding[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2016, 81(3-4): 395-406.
- [10] Deng J, Dong W, Socher R, *et al.* Imagenet: A large-scale hierarchical image databas[C]. 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 248-255.
- [11] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. Computer Science, 2014.
- [12] Shen R, Gou G, Cheng I, *et al.* Active calibration[M]. New York: Springer, 2014.
- [13] Xie Zexiao, Chen Wenzhu, Chi Shukai, *et al.* Industrial robot positioning system based on the guidance of the structured-light vision[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 1015001.
解则晓, 陈文柱, 迟书凯, 等. 基于结构光视觉引导的工业机器人定位系统[J]. 光学学报, 2016, 36(10): 1015001.
- [14] Wu C, Fan W, He Y, *et al.* Handwritten character recognition by alternately trained relaxation convolutional neural network[C]. 2014 14th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition, 2014: 291-296.
- [15] Schlosser J, Chow C K, Kira Z. Fusing LIDAR and images for pedestrian detection using convolutional neural networks [C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016: 2198-2205.
- [16] Sun Rui, Zhang Guanghai, Gao Jun. Pedestrian recognition method based on depth hierarchical feature representation [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38(6): 1528-1535.
孙锐, 张广海, 高隽. 基于深度分层特征表示的行人识别方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(6): 1528-1535.
- [17] 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.
- [18] Movshovitz-Attias Y, Boddeti V N, Wei Z, *et al.* 3d poseby-detection of vehicles via discriminatively reduced ensembles of correlation filters[C]. British Machine Vision Conference, 2014.
- [19] He Yujie, Li Min, Zhang Jinli, *et al.* Infrared small target detection method based on correlation filter[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(5): 0512001.
何玉杰, 李敏, 张金利, 等. 基于相关滤波器的红外弱小目标检测算法[J]. 光学学报, 2016, 36(5): 0512001.
- [20] Gao Fengxin. Vision-based curve tracking system using fuzzy controller[J]. Control Engineering of China, 2016, 23(1): 149-152.
高风昕. 基于模糊控制器的曲线焊缝视觉跟踪系统[J]. 控制工程, 2016, 23(1): 149-152.
- [21] Xiong Zhonggang, Ye Zhenhuan, He Juan, *et al.* Small agricultural machinery path intelligent tracking control based on fuzzy immune PID[J]. Robot, 2015, 37(2): 212-223.
熊中刚, 叶振环, 贺娟, 等. 基于免疫模糊 PID 的小型农业机械路径智能跟踪控制[J]. 机器人, 2015, 37(2): 212-223.
- [22] Zhang H, Hu J, Bu W. Research on fuzzy immune self-adaptive PID algorithm based on new Smith predictor for networked control system[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 2015: 1-6.
- [23] Zhang Weiwei, Wang Jing, Wang Hui, *et al.* Research on the variable universe fuzzy algorithm of chaotic systems[J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(1): 111-119.
张巍巍, 王京, 王慧, 等. 混沌系统的变论域模糊控制算法研究[J]. 物理学报, 2011, 60(1): 111-119.