

基于生成式对抗网络的龙门式焊接机器人双目视觉方法

龚文华¹, 刘钊², 王兴东³

1. 襄阳职业技术学院汽车工程学院, 湖北 襄阳 441050;
2. 武汉科技大学计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430065;
3. 武汉科技大学机械自动化学院, 湖北 武汉 430081

基金项目: 国家自然科学基金项目(52375117)

通信作者: 刘钊, liuzhao@wust.edu.cn 收稿/录用/修回: 2023-09-22/2023-11-30/2023-12-20

摘要

为了克服电弧焊中焊接件热膨胀变形、烟雾干扰视觉导致难以获取准确的焊缝信息的问题, 实现对于非标大型工件的自动焊接功能, 本文设计了双目视觉焊缝空间位置信息采集系统, 配置了红色线型结构激光、窄带红色滤镜和双目视觉相机, 与焊枪一起固定在机器人的执行末端, 在焊接过程中对于焊缝进行实时图像采集和位置感知。本文设计了生成式对抗网络(GAN)架构的深度学习神经网络, 并采用了迁移学习进行跨域训练。实验表明, 所设计的双目视觉系统能有效利用双目图像数据, 实时输出在焊接区域里焊缝的位置和深度, 在无专门图像校正的条件下, 焊接过程中焊缝横向位置和焊缝高度二者的识别精度均可达1.0 mm。本文设计的双目视觉方法简明可行且成本低廉。

关键词

焊缝跟踪
双目视觉
深度学习
焊接机器人
中图分类号: TP23
文献标志码: A

Binocular Vision Method for Gantry Welding Robot Based on Generative Adversarial Networks

GONG Wenhua¹, LIU Zhao², WANG Xindong³

1. School of Automotive Engineering, Xiangyang Polytechnic, Xiangyang 441050, China;
2. School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China;
3. School of Mechanical Automation, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China

Abstract

To overcome issues such as thermal deformation of welded components and interference from smoke that make it difficult to obtain accurate weld seam information, this study designs binocular vision system based weld seam spatial position information acquisition for automatic welding of non-standard large workpieces. The system includes a red-line structured laser, narrow-band red filter, and binocular vision cameras fixed together with the welding gun at the robot's effector. During welding, real-time image capture and position sensing of the seam are performed. A deep learning neural network based on the generative adversarial network (GAN) architecture is designed, and transfer learning is employed for cross-domain training. Experimental results demonstrate that the designed binocular vision system can effectively process binocular data, providing real-time seam position and depth. Without specialized image calibration, the recognition accuracy of the lateral position and height of the weld seam during the welding process can reach 1.0 mm. The proposed binocular vision method for welding robots is concise, feasible, and cost-effective.

Keywords

seam tracking;
binocular vision;
deep learning;
welding robot

0 引言

电弧焊^[1]是目前最常见的焊接方法之一。用于自动焊接的焊接机器人在提高生产效率和质量、降低企业成本等方面具备巨大优势。克服电弧焊中热膨胀^[2]、烟雾和飞溅等困难,实时获取焊接过程中焊缝在3维空间中的相对与执行末端的位置信息,是自动焊接中的关键技术。

目前3维感知方法主要包括:激光测距、结构光测量法^[3]、TOF(time of flight)测量法、单目深度学习法^[4]、双目深度学习法^[5]等。激光测距法的测量范围有限,该方法常局限于点状和线状区域,且获取的信息类型一般局限于深度信息。结构光测量法对于环境光污染、烟雾等干扰敏感。TOF测量法测量范围有限,而且容易受烟雾等干扰。深度学习发展迅速,单目和双目的深度学习方法都有人研究,然而它们常局限于各自的应用场景,难以跨域使用困难且效果很差,其中单目深度学习对于场景的空间关联性要求很高,而双目深度学习方法依赖视差特定知识,对于硬件参数、训练数据敏感。

由于工作环境的恶劣,这些方法单独使用这些方法来解决焊缝感知问题常有各种问题:包括测量范围有限、烟雾电弧干扰引起的不稳定、获取的信息维度不足、训练数据获取困难等问题。

感知和焊接过程分离的方法^[6],也就是事先感知一段焊缝的位置后,再进行这段焊缝的焊接,是目前一些自动焊接场景首选的方法。然而,这种方法焊接效率不高,且焊接过程导致的热膨胀会改变焊缝的位置,影响焊接质量,特别是不适合于大型工件焊接。

由于焊接过程会有烟雾和弧光的发生,对于视觉感知造成严重影响,所以两者必须在时空上分开进行,在某区域同时进行视觉和焊接极其困难。

如果视觉和焊接两者在时空中相差过大,温度变化引起的形变及其传播和叠加会造成测量位置与实时位置的偏差,从而影响焊接质量。视觉与焊接相互分离的方法,也就是在视觉感知全局里焊缝位置后依次对于各个位置的焊缝进行焊接的方法,对于本文所述的焊接工况也存在很大问题。

焊缝特定区域的视觉与该区域焊接过程的实施,应该在时空里尽可能接近且稳定。实际工况和实验表明,空间差约在250 mm、且时间差约在100 s的条件下,不仅焊接过程具有可能性,焊接质量是满足焊接要求的。

本文为实现上述特定的感知和焊接过程相分离的焊接工艺,在龙门式焊接机器人上安装了激光、双目视觉相机、遮光罩等,对于现场焊缝进行实时图像采集,搭建了GAN架构的深度学习网络^[7],提出了跨域数据生成训练方法,先后利用KITTI生成数据集和现场图像生成数据集对于网络模型进行训练,用于双目视觉焊缝感知。

1 系统设计

1.1 总体设计

本文视觉系统服务于龙门式焊接机器人,如图1所示,主要实现焊缝的3维视觉功能,即实时获取3维空间中焊缝的位置以进行焊接。

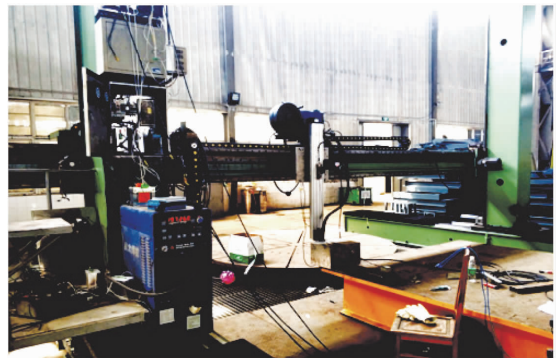


图1 龙门式焊接机器人

Fig.1 Gantry welding robot

双目视觉系统类似人类的双眼,可同时获取2张图片(左眼图像和右眼图像)来获取3维视觉信息,其硬件成本低而常被使用。

本文将双目视觉相机、线形激光器、焊枪等部件依次固定安装在龙门式机器人执行末端上,如图2所示。为屏蔽焊接烟雾和弧光,在相机和激光器之外设计有一个遮光罩,并在焊枪焊头与遮光罩安装有柔性致密栅栏,如图3所示。

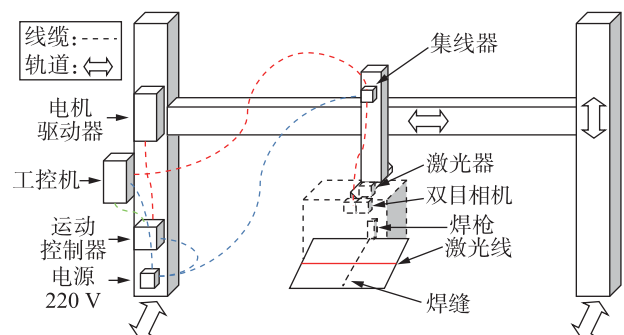


图2 龙门式焊接机器人系统组成示意图

Fig.2 Diagram of the gantry welding robot system



图5 生成器输入图像合并

Fig.5 Generator input images merge

随后采用了7次下采样和7次上采样处理块。下采样处理块主要包括卷积层、批量归一化处理层、随机失活处理及激活层 Leaky ReLU; 上采样处理块包括反卷积层、批量归一化处理层、随机失活处理及激活层 ReLU; 最后得到尺寸为 $(128 \times 256 \times 3)$ 的输出图像。

生成器 G 损失评价由2部分组成, 如式(1)所示:

$$L_G = L_{adv} + \lambda L_{pix} \quad (1)$$

其中, L_{adv} 部分评估生成器输出真实性的对抗损失, 如式(2)所示:

$$L_{adv} = E_{x_L, x_R}(\text{lb}D(x_L, x_R, G(x_L, x_R))) \quad (2)$$

而 L_{pix} 部分, 衡量生成器的输出与目标图像之间的像素损失, 如式(3)所示:

$$L_{pix} = E_{x_L, y}(\|y - G(x_L, x_R)\|) \quad (3)$$

式(1)~式(3)中, L 表示损失, G 表示生成器, D 表示判别器, x (包括 x_L 和 x_R) 表示输入的图像、左眼图像、右眼图像。而 y 表示期望输出图像或目标图像, 由于本文规定了左眼图像、右眼图像的特定顺序 (也就是左眼优先规则), 目标图像各像素的空间位置对应于输入合并函数中的第一个参数表示的图像所对应的像素。对于超参数 λ , 本文采用了80。

2.2 判别器

判别器用于评估生成器输出真实性的对抗损失, 即区分这个图像到底是源于何处: 源于目标图像还是源于生成图像。判别器不断地最小化判别器

损失函数, 以提高其性能, 其数学表达为

$$L_D = L_{D1} + L_{D2} \quad (4)$$

其中, L_{D1} 项是输入图像和目标图像的判别得分, L_{D2} 项是输入图像和生成图像的判别得分, 计算公式分别为

$$L_{D1} = E_{x_L, x_R}(\text{lb}D(x_L, x_R, y)) \quad (5)$$

$$L_{D2} = E_x[\text{lb}(1 - D(x_L, x_R, G(x_L, x_R)))] \quad (6)$$

在评判过程中用到了 PatchGAN 网络, 它的主要思想是将整个图像划分为多个小的图像块 (或补丁), 然后只对每个小块进行判断是否真实, 而不考虑整个图像的整体结构。由于 PatchGAN 只关注局部特征, 因此它比传统的全局判别器更容易训练, 并且能够更好地捕捉图像中的高频细节特征。

判别器接收2种输入, 每种输入由3部分组成。如果输入左眼图像、右眼图像目标图像, 则该判别器应将其分类为真; 反之, 如果输入左眼图像、右眼图像、和生成图像, 则该判别器应将其分类为假。

在判别过程中, 通过3次下采样将输入的3副图像进行了区域化, 使用卷积操作对零填充后的图像进行处理, 提取图像的特征。判别器的结构如图6所示。

判别器中最后一层之后的输出维度为 $(\text{batch_size } 14 \times 62 \times 1)$ 。输出的每个 14×62 图像分块会对输入图像的 128×512 部分进行分类。图6展示了焊接双目图像的生成图像及判别输出的实例。

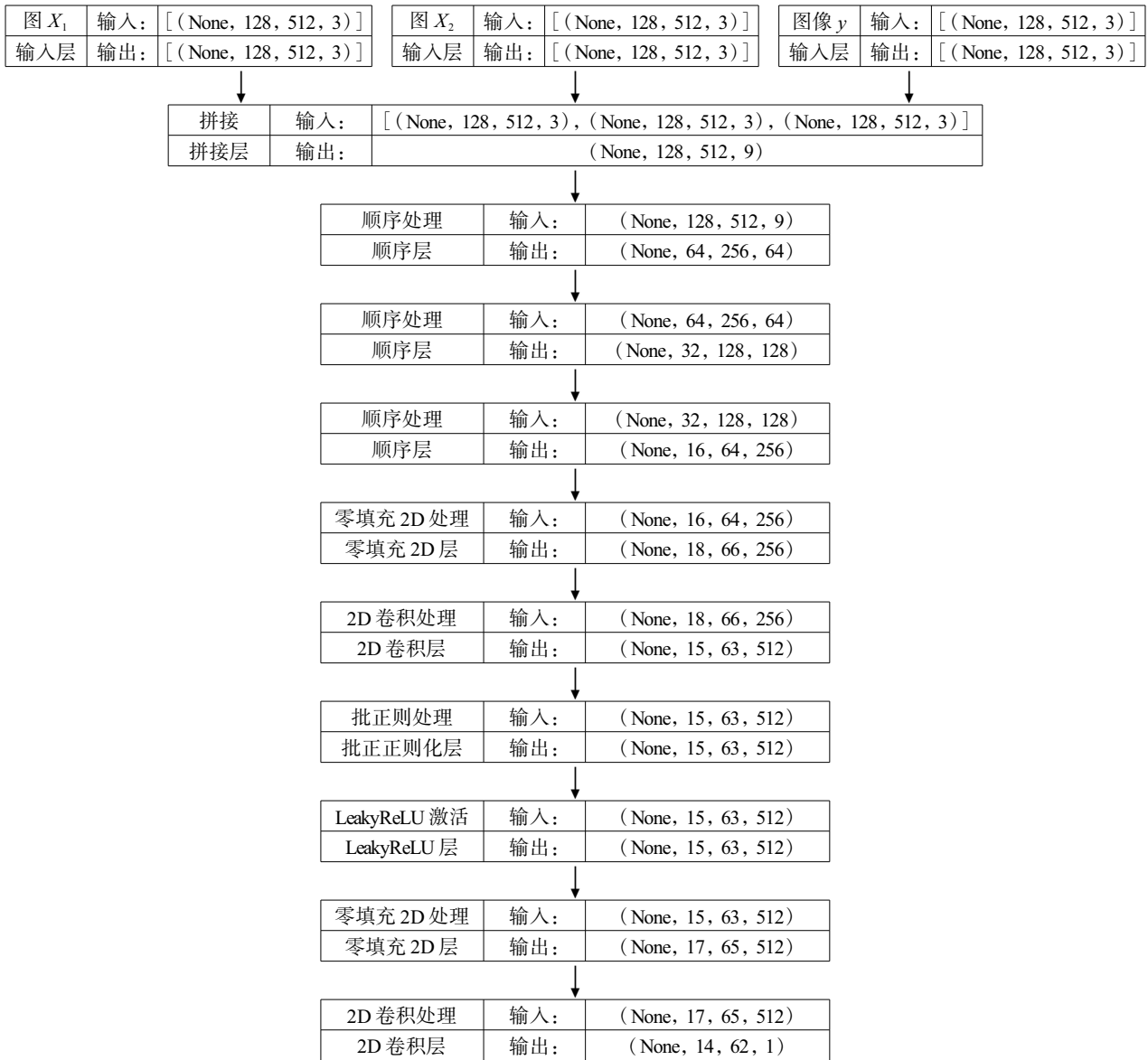


图 6 判别器结构

Fig.6 Structure of the discriminator

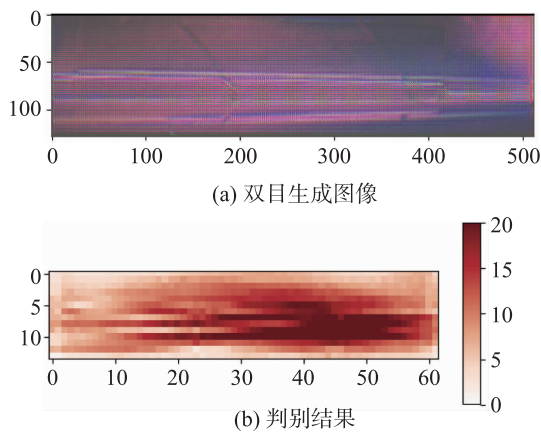


图 7 双目生成图像及判别结果

Fig.7 Binocularly generated image and discrimination result

3 跨域训练

利用大量优质数据是深度学习方法关键。然而对于焊接进行充分地训练而言, 目前没有大量的真实视觉数据和相应的深度数据, 双目的焊接数据更是无人提及。本文采用了下面方法克服该问题: 首先, 利用自动驾驶行业中的数据, 生成预训练双目数据集, 并对本文深度学习网络进行训练。在此基础上, 对于焊接现场采集的图像进行分析, 合成相应的深度图像, 形成焊接双目数据集, 并对于深度网络进行再次训练, 用于训练网络, 达到最终目的。

3.1 预训练双目数据集及训练

KITTI 数据集是一个知名的计算机视觉和自动驾驶领域基准,包含了大量关于道路场景的图像、激光雷达点云、GPS 定位信息以及车辆姿态信息,这些数据可用于研究和开发自动驾驶系统和计算机视觉算法。

根据本文对于最终网络模型的期望,对于“左眼优先-右眼辅助”,或者“右眼优先-左眼辅助”的输入,输出的深度图要分别与左眼或右眼对齐。这样,由于激光雷达点云、GPS 定位信息中的深度数据与双目视觉的图像并未对齐,这样难以直接使用该类数据。而本文之所以要利用该类数据,目的是获取双目融合的粗框架,在模型中实现双目优于单目的框架优势及相关的表达。因此,本文采用了如下方式进行 KITTI 双目数据集生成及训练。

1) KITTI 数据。

2) 利用已有单目深度网络及模型,对于双目图像进行深度计算,得到对应的深度图像。

3) 利用双目数据和深度图像,组成输入和输出对,形成训练数据集。

本文生成了 4 000 个数据,每个数据包括 4 部分:左眼图像、右眼图像、左眼深度图像、右眼深度图像,如图 7 所示,形成了预训练数据集。

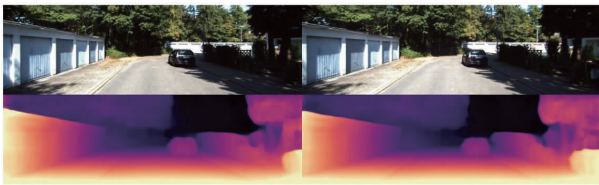


图 8 KITTI 双目数据

Fig.8 Binocular data from KITTI

在训练过程中,每个数据对应 2 种使用方法:左眼优先和右眼优先,它们分别会用到这个数据中的 3 副图像:对于左眼优先,输入的是左眼图像、右眼图像,输出的是左眼深度图像;而对于右眼优先则稍复杂些,输入的是右眼图像水平翻转图、左眼图像水平翻转图,输出的是右眼深度图像水平翻转图。

3.2 焊接双目数据集及训练

用于网络训练的数据的真实性对于最后视觉信息获取至关重要。因为本文最终目的是获取焊缝水平位置信息和焊缝深度信息,所以,获取焊接过程中的双目图像数据,计算并将上述信息“标注”到

目标图像上是问题的关键。焊接双目数据集的搭建步骤包括:

1) 在实际工况下利用双目系统采集焊接过程中的双目图像,并记录了相关的实际拍摄的深度数据。

2) 利用目前立体匹配算法(BM 算法,一种基本的双目立体匹配算法),对于每组双目图像进行双目匹配,获取视差图。

3) 根据所记录的相关的实际拍摄的深度数据,计算相应的颜色值($R = \text{深度值}/\text{最大深度} \times 255$, $G = \text{深度值}/\text{最大深度} \times 255$, $B = 0$),对于视差图中的焊缝位置进行标注。

4) 将采集的双目图像和对应的标注图像组成焊接双目数据,如图 9 所示,形成焊接双目数据集。

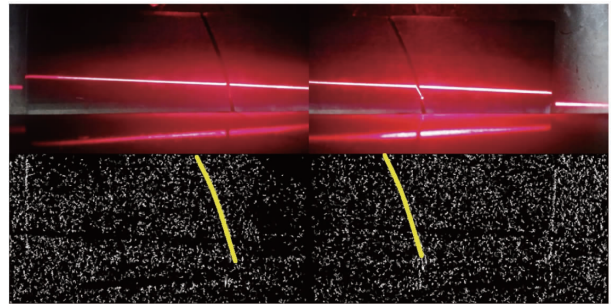


图 9 焊接双目数据

Fig.9 Welding binocular data

本文生成了 300 个焊接双目数据,同样,在训练过程中,每个数据对应 2 种使用方法:左眼优先和右眼优先。

4 实验及分析

为验证深度网络模型性能和迁移学习效果,设计并进行了相关实验。

4.1 网络模型对照实验

与双目 GAN 模型对应,本文设计了对照 GAN 模型^[10-11],该模型直接将双目图像进行并排拼接作为输入,将左右深度图像进行并排拼接作为输出。

实验表明,在训练过程中迭代 1 000 次,本文方法和对照方法分别耗时 2 947 s 和 5 45 5s。在推理测试过程中迭代 1 000 次,本文方法和对照方法分别平均每次感知推理耗时 0.205 s 和 1.025 s。前者耗时将近是后者的 1/5,从资源分配上可以看出,前者数据量和参数量都小:数据量分别是 41 857

807 (159.67 M) 和 54425859 (207.62 M), 而两数据量之比接近 1:2。从实验效果可知, 本文方法学习效果优于对比方法, 在图 9 和图 10 可以看出, 对于中间树干部分的深度信息表达清晰, 本文方法超越

了训练使用的期望深度数据的表达, 而对照方法出现一些较大偏差, 且在中间合并区域出现相互干扰。双目 GAN 模型与对照 GAN 模型训练过程的截图如图 10 和图 11 所示。

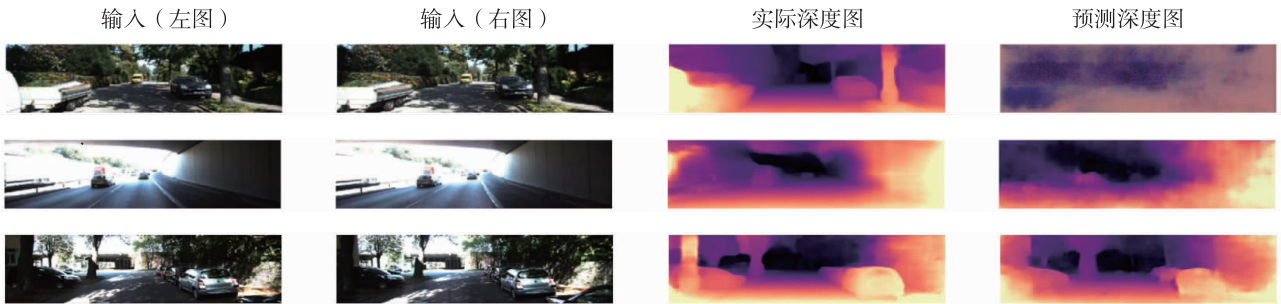


图 10 本文方法迭代 1 000 次、5 000 次、20 000 次结果
Fig.10 Results after 1 000, 5 000, 20 000 iterations by the proposed method

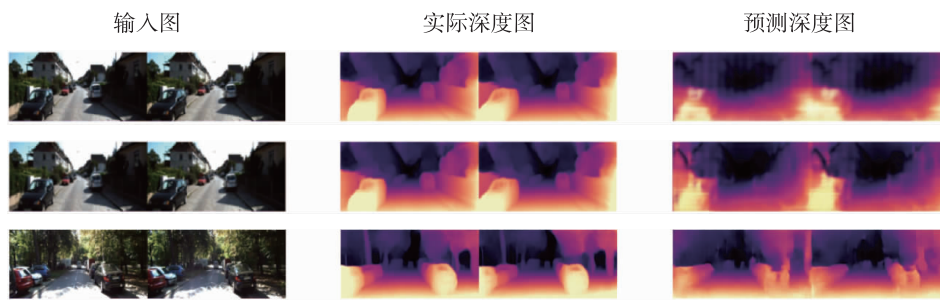


图 11 对照方法迭代 1 000 次、5 000 次、20 000 次结果
Fig.11 Results after 1 000, 5 000, 20 000 iterations by the compared method

本文在网络模型跳跃连接方面进行了对照实验。使用文[11]的短跳跃连接的 ResNet 网络取代长短跳跃连接的 U-Net 网络而形成的对照实验表明, 虽然 ResNet 增加了模型表达的容量, 但是在执行效率方面不如 U-Net, 也就是说, 对于关键信息在图像空间里面相对集中的焊接图像而言, U-Net 结构要比 ResNet 结构在执行效率方面更好, 且效果相差不大。

4.2 迁移学习对照实验

为了验证跨域检测效果, 本文进行了直接跨域

检测实验, 将已在 KITTI 数据集上训练好的模型, 直接用于焊接视觉系统, 结果发现, 尽管在自动导航数据上表现良好, 在自动焊接数据上表现非常差。如图 12 所示, 所得焊缝位置和深度的信息基本无法利用。

而经过跨域数据训练, 焊缝位置和深度的信息明确可用, 如图 13 所示。

实验结果表明, 本文 GAN 模型具有很强的学习能力, 合适用于焊接任务中的端到端数据处理; 而迁移学习则可以弥补焊接数据短缺问题。



图 12 跨域检测结果
Fig.12 Result of the cross-domain detection

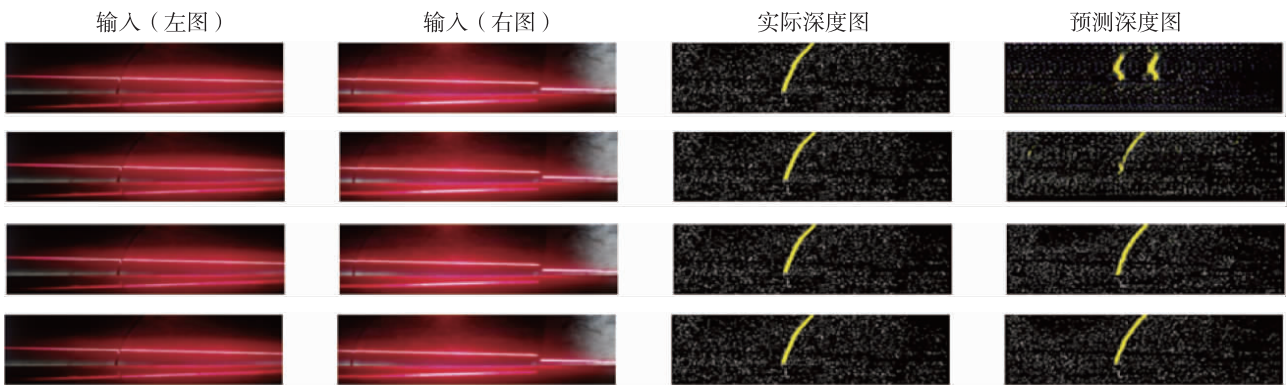


图 13 跨域训练 1 000 次、5 000 次、10 000、20 000 次结果

Fig.13 Results of cross-domain training after 1 000, 5 000, 10 000 and 20 000 iterations

4.3 双目视觉服务算法与系统集成

双目视觉服务算法：

Step 1 采集数据，计算左眼优先深度图像。

Step 2 从结果分析焊缝位置和焊缝高度，并计算结果满意度，如果结果满意度合适，返回焊缝位置和焊缝高度。

Step 3 计算右眼优先深度图像。

Step 4 从结果分析焊缝位置和焊缝高度，并计算结果满意度，如果结果满意度合适，就输出焊缝位置和焊缝高度。

Step 5 返回错误。

其中，结果满意度的判定主要考虑前 5 个检测周期中平均焊缝位置和宽度，如果与本次结果差异在一定范围之内，则结果满意。否则结果不满意。

本文实现了上述视觉系统到龙门式焊接机器人的集成，视觉输出的结果需要与当时执行末端的实际位置进行叠加，修正后的结果再经过平滑处理后进入动作规划队列，而运动控制系统则选择队列的头部数据进行位置控制。

图 14 是实际的龙门式机器人应用双目感知系

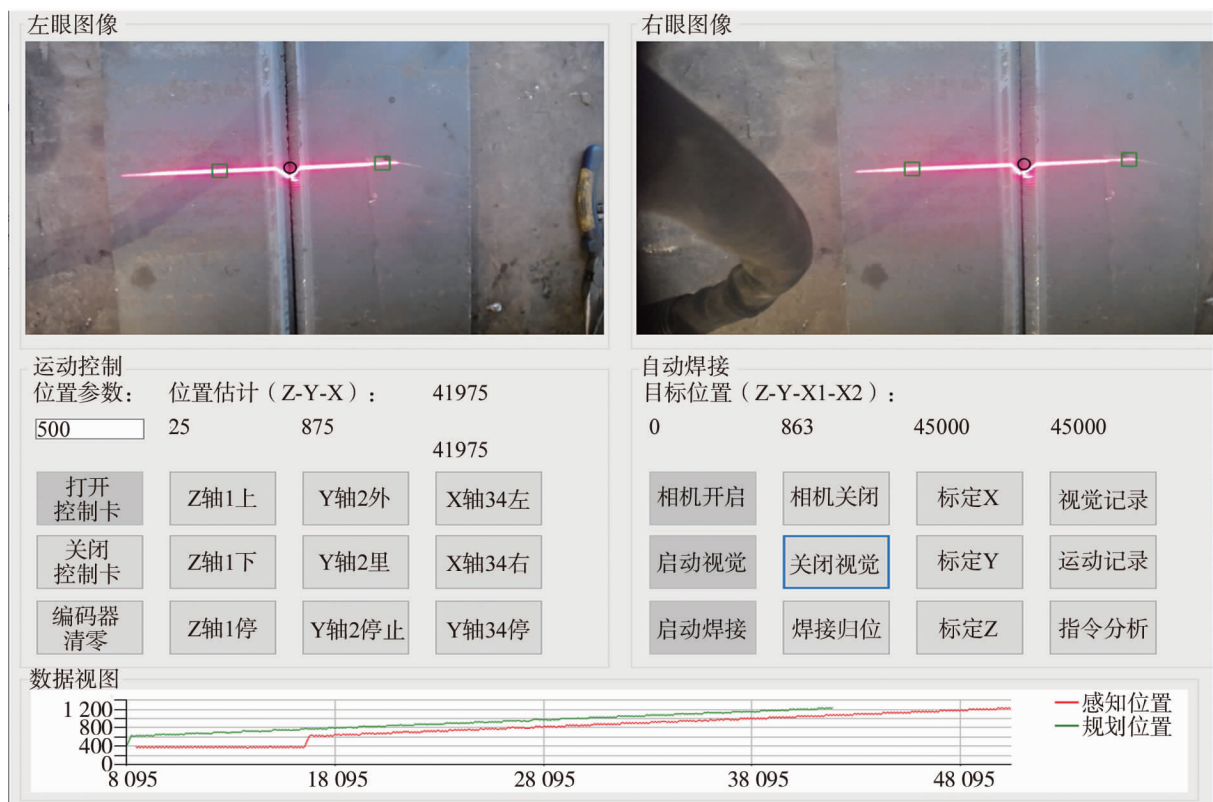


图 14 视觉结果用于控制焊接

Fig.14 The visual results are used to control the welding

统进行感知并进行跟踪的实验截图, 由图可见, 感知位置和规划位置具有很好的相关性, 根据视觉位置的记录数据和实际焊缝的空间位置测量结果, 可计算得到, 在本文实验环境中, 视觉系统的焊缝横向位置和焊缝高度的识别精度分别可达到 1.0 mm。

实际的焊接效果如图 15 所示, 焊缝的位置和高度正确, 视觉系统对于焊接进行了实时的运动控制, 整个的焊接过程平稳。

5 结论

本文设计了固定在焊接机器人执行末端的双目视觉系统, 实现了焊接过程中焊缝位置和高度在线实时测量, 精度均可达到 1.0 mm。本文提出的基于 GAN 的双目视觉深度学习模型及迁移学习方法可行、有效, 单次推理速度约 0.2 帧/s, 满足一般焊接

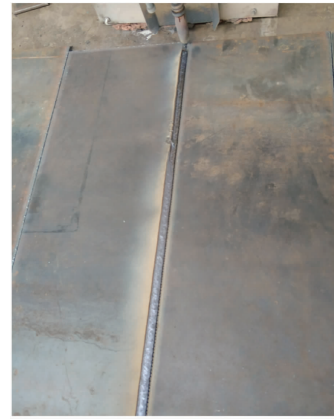


图 15 自动焊接实例

Fig.15 Example of automatic welding

工艺速度、识别精度、成本代价等方面的要求, 可用于大型非标工件的自动焊接。

参考文献

- [1] 高佳篷, 洪波, 贾爱亭, 等. 集装箱大梁熔化极气体保护电弧焊的焊缝跟踪系统[J]. 中国机械工程, 2023, 34(2): 238-244, 251.
GAO J P, HONG B, JIA A T, et al. Weld seam tracking system for MIG/MAG arc welding of container girder[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(2): 238-244, 251.
- [2] 田锦华, 张振, 王立忠, 等. 高温焊接变形视觉测量方法与实验研究[J]. 机械设计与制造, 2023(6): 148-151.
TIAN J H, ZHANG Z, WANG L Z, et al. Visual measurement method and experimental study of high temperature welding deformation[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2023(6): 148-151.
- [3] 王浩, 赵小辉, 徐龙哲, 等. 结构光视觉辅助焊接的轨迹识别与控制技术[J]. 焊接学报, 2023, 44(6): 50-57.
WANG H, ZHAO X H, XU L Z, et al. Trajectory recognition and control technology of structured light vision-assisted welding [J]. Transactions of the Chinese Society of Welding, 2023, 44(6): 50-57.
- [4] 李鹤喜, 韩新乐, 方灶军. 一种基于 CNN 深度学习的焊接机器人视觉模型[J]. 焊接学报, 2019, 40(2): 154-160, 167-168.
LI H X, HAN X L, FANG Z J. A vision model of welding robot based on CNN deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Welding, 2019, 40(2): 154-160, 167-168.
- [5] 刘岩, 刘丽霞, 黄宁, 等. 三维模型驱动的双目视觉机器人焊接技术[J]. 机械制造与自动化, 2021, 50(6): 41-43
LIU Y, LIU L X, HUANG N, et al. 3D model-driven binocular vision robot welding technology[J]. Machinery Manufacturing and Automation, 2021, 50(6): 41-43.
- [6] 周方明, 蒋尊宇, 陈琪昊, 等. 基于激光视觉的焊接机器人离线自动编程技术[J]. 江苏科技大学学报: 自然科学版, 2021, 35(3): 37-41.
ZHOU F M, JIANG Z Y, CHEN Q H, et al. Offline automatic programming technology of welding robot based on laser vision [J]. Journal of Jiangsu University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2021, 35(3): 37-41.
- [7] 肖思哲, 刘振国, 闫志鸿, 等. 基于生成对抗网络的小样本激光焊接缺陷数据集生成[J]. 焊接学报, 2022, 43(10): 43-48.
XIAO S Z, LIU Z G, YAN Z H, et al. Generation of small-sample laser welding defect dataset based on generative adversarial network[J]. Transactions of the Chinese Society of Welding, 2022, 43(10): 43-48.
- [8] PHILLIP I, ZHU J Y, ZHOU T H, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 5967-5976.
- [9] 刘建伟, 谢浩杰, 罗雄麟. 生成对抗网络在各领域应用研究进展[J]. 自动化学报, 2020, 46(12): 2500-2536.
LIU J W, XIE H J, LUO X L. Research progress on the application of generative adversarial networks in various fields[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(12): 2500-2536.
- [10] PRANJAL J, MAYUREE S, ANUSHKA Z et al. Pix2Pix generative adversarial network with ResNet for document image denoising[C]//2022 4th International Conference on Inventive Research in Computing Applications. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 1489-1494.

- [11] Li Z, Yu L, Pan Z H. A monocular SLAM system based on ResNet depth estimation[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(13): 15106 – 15114.
- [12] 何倩玉, 张爱华, 常东东, 等. 基于视觉的超窄间隙焊接坡口宽度测量方法[J]. *传感器与微系统*, 2022, 41(11): 117 – 121.
HE Q Y, ZHANG A H, CHANG D D, et al. Measurement method of ultra-narrow gap welding groove width based on vision[J]. *Transducer and Microsystem*, 2022, 41(11): 117 – 121.
- [13] 秦浩, 陈纪昉, 连智杰, 等. 基于激光视觉的机器人中厚板焊接规划[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2022, (2): 128 – 132.
QIN H, CHEN J Y, LIAN Z J, et al. Laser vision based on robot medium and thick plate welding planning[J]. *Combined Machine Tool and Automatic Processing Technology*, 2022(2): 128 – 132.
- [14] 黄世暄, 梁世民, 屠锋, 等. 机器视觉技术在新能源电池线路板焊接中的应用方法[J]. *制造业自动化*, 2022, 44(3): 171 – 175.
HUANG S Y, LIANG S M, TU F, et al. Application method of machine vision technology in new energy battery circuit board welding[J]. *Manufacturing Automation*, 2022, 44(3): 171 – 175.
- [15] 王小刚, 王中任, 刘海生. 熔滴—焊缝同步视觉焊接偏差测定方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(5): 1352 – 1360.
WANG X G, WANG Z R, LIU H S. Measurement method of droplet-weld synchronous visual welding deviation[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2022, 28(5): 1352 – 1360.
- [16] Wang J H, Geng K K, Yin G D, et al. Binocular infrared depth estimation based on generative adversarial network[C]//2022 6th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 1 – 6.
- [17] YILDIZ E, ARSLAN A T, YILDIZ T A S A, et al. Generative adversarial network based automatic segmentation of corneal sub basal nerves on in vivo confocal microscopy images[J]. *Translational Vision Science & Technology*, 2021, 10(6), 33: 1 – 13.
- [18] LI X, LI X, GE S S, et al. Automatic welding seam tracking and identification[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(9): 7261 – 7271.
- [19] XIA, R, XU Y, HOU Z, et al. A feature extraction algorithm based on improved snake model for multi-pass seam tracking in robotic arc welding[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2021, 72: 48 – 60.
- [20] XU F, ZHANG H, XIAO R, et al. Autonomous weld seam tracking under strong noise based on feature-supervised tracker driven generative adversarial network[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2022, 74: 151 – 167.

作者简介

龚文华(1966 –), 男, 学士, 副教授。研究领域为机电一体化, 计算机视觉。

刘 钊(1969 –), 男, 博士, 教授。研究领域为机器人, 计算机视觉, 人工智能。

王兴东(1970 –), 男, 博士, 教授。研究领域为机械工程。

(上接第 782 页)

- [32] WANG N, LIU X, LIU C, et al. Weak disturbance decoupling of high-order fully actuated nonlinear systems[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2024, 34(3): 1971 – 2012.
- [33] WANG N, LIU X, LIU C, et al. Adaptive control and almost disturbance decoupling for uncertain HOFA nonlinear systems[J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2023, 37(8): 2133 – 2161.
- [34] LIU C, LIU X, WANG H, et al. Adaptive control for unknown HOFA nonlinear systems without overparametrization[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2023, 33(6): 3640 – 3660.
- [35] ZHANG T, GE S S, HANG C C. Adaptive neural network control for strict-feedback nonlinear systems using backstepping design[J]. *Automatica*, 2000, 36(12): 1835 – 1846.
- [36] LI Y, TONG S. Adaptive backstepping control for uncertain nonlinear strict-feedback systems with full state triggering[J/OL]. *Automatica*, 2024, 163 [2024 – 03 – 11]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0005109824000669>. DOI: 10.1016/j.automatica.2024.111574.
- [37] LI H, WANG L, DU H, et al. Adaptive fuzzy backstepping tracking control for strict-feedback systems with input delay[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2016, 25(3): 642 – 652.
- [38] DAWSON D M, CARROLL J J, SCHNEIDER M. Integrator backstepping control of a brush DC motor turning a robotic load[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1994, 2(3): 233 – 244.

作者简介

陈 洋(1998 –), 男, 硕士生。研究领域为全驱系统理论, 预设性能控制。

张丹丹(1986 –), 女, 博士, 讲师。研究领域为全驱系统理论, 多智能体分布式协调控制等。

章智凯(1987 –), 男, 博士, 讲师。研究领域为非线性系统控制。