

DOI: 10.7512/j.issn.1001-2303.2026.05.03

护帮板自动组焊的质量控制策略研究

张鹏贤, 吴 剑

兰州理工大学 有色金属先进加工与再利用省部共建国家重点实验室, 甘肃 兰州 730050

摘 要: 焊口工况状态信息是焊接机器人实现自主焊接和质量保证基础, 为此本文以护帮板焊接过程为研究对象, 提出了一种基于多线激光视觉与深度学习获取焊口状态信息、实现组焊质量保证的方法。搭建了集自动组焊与视觉在线评判于一体的质量保证系统, 采用多线结构光采集焊口图像, 验证了激光条纹断开间距与装配间隙量、条纹分布形态与倾斜状态的对应关系, 确认激光条纹图像可作为装配质量分类的有效输入; 以分割提取的激光条纹图像为数据集, 对比训练 MobileNetV2、ResNet-50、VGG16 和 VIT 四种分类模型, MobileNetV2 准确率(95.68%)、模型容量(8.9 M), 响应时间(1.41 s), 综合性最好, 且条纹分割策略较原始图像分类准确率提升 6.9 个百分点。视觉评判结果与人工测量基本一致, 该方法可为护帮板机器人自主焊接提供焊前质量保证依据。

关键词: 护帮板; 自动组焊; 激光视觉; 深度学习; 组焊质量检测

中图分类号: TG115.28 文献标识码: A 文章编号: 1001-2303(2026)05-0025-09

Research on Quality Control Strategy of Automatic Assembly Welding of Guard Board

ZHANG Pengxian, WU Jian

State Key Laboratory of Advanced Processing and Recycling of Nonferrous Metals, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

Abstract: The condition information of the weld joint serves as the foundation for welding robots to achieve autonomous welding and ensure quality assurance. Therefore, focusing on the welding process of protective plates, this paper proposes a method based on multi-line laser vision and deep learning to acquire weld joint status information and guarantee the quality of assembly and welding. A quality assurance system integrating automatic assembly-welding and online visual evaluation was established. Multi-line structured light was employed to capture weld joint images, verifying the correlation between the disconnection spacing of laser stripes and the assembly gap, as well as between the distribution pattern of stripes and the inclination state. It was confirmed that laser stripe images can serve as an effective input for classifying assembly quality. Using the segmented and extracted laser stripe images as the dataset, four classification models—MobileNetV2, ResNet-50, VGG16, and VIT—were trained and compared. MobileNetV2 demonstrated the best comprehensive performance, with an accuracy of 95.68%, a model size of 8.9 M, and a response time of 1.41 s. Moreover, the stripe segmentation strategy improved the classification accuracy by 6.9 percentage points compared to that of the original image classification. The visual evaluation results are largely consistent with manual measurements, indicating that this method can provide a basis for pre-welding quality assurance for the autonomous welding of protective plates by robots.

Keywords: protective plate; automatic assembly and welding; laser vision; deep learning; assembly and welding quality inspection

引用格式: 张鹏贤, 吴剑. 护帮板自动组焊的质量控制策略研究[J]. 电焊机, 2026, 56(5): 25-33.

Citation: ZHANG Pengxian, WU Jian. Research on Quality Control Strategy of Automatic Assembly Welding of Guard Board[J]. Electric Welding Machine, 2026, 56(5): 25-33.

收稿日期: 2025-03-24 修回日期: 2025-04-28

作者简介: 张鹏贤(1970—), 博士, 教授, 主要从事焊接过程及其自动化、焊接质量控制等方面的研究。E-mail: 13993195279@139.com。

0 引言

液压支架是煤矿开采不可或缺的机械化装备,护帮板作为液压支架的重要零部件,是一种全焊结构,市场需求量大。在整个焊接过程中焊前装配质量的好坏决定了焊接质量的好坏。但目前护帮板定位装配和装配检验仍主要靠人工完成,不仅效率低,装配质量还难以保证,也给机器人后续施焊增加了难度。

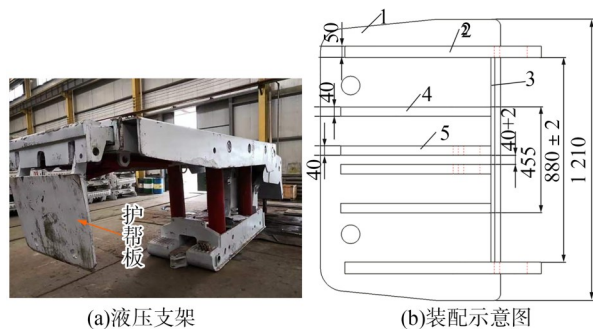
近年来,视觉传感技术为焊接自动化提供了重要的信息获取手段,但在工业现场复杂光照条件下,被动视觉传感技术因对背景光源和工件表面状态依赖性强^[1],其应用受到限制。结构光视觉传感技术通过主动投射已知光模式获取工件三维轮廓信息,抗干扰能力强、不受背景光源影响,已成为焊接视觉感知的主流技术路线^[2,16]。在结构光方案中,单线结构光适用于焊缝跟踪等单一特征提取任务^[3],而多线激光结构光传感器覆盖面积更大、信息量更丰富,检测效率更高^[4],更适合焊口多特征、多位置的装配状态检测需求。在焊口装配信息提取方面,传统方法通过对激光条纹图像进行分割、细化和特征点提取来建立条纹几何特征与装配参数的映射关系^[5-6],但该方法依赖人工设计特征提取规则,对不同焊口类型和装配状态需分别建立求取算法,泛化能力有限。对于护帮板焊口涉及顶部和底部两类、零部件多达5种、装配状态14种的情形,逐一设计特征提取规则工作量剧增,且规则间可能存在冲突。

随着深度学习的发展,计算机视觉在图像分类、目标检测等方面表现突出,为焊接质量检测提供了新的技术途径^[7-9]。在焊接缺陷识别领域,基于卷积神经网络的分类方法已取得显著进展,准确率普遍超过90%^[17-18]。Huang^[10]等使用MaskR-CNN模型对图像进行分割并构建SVW分类模型来识别装配缺陷,准确率86.5%。陈凯^[11]等采用MobileNetV3对3种焊缝图像分类,准确率达99.39%。徐东辉^[12]基于深度学习算法实现了GMAW焊接缺陷种类在线识别,准确率99.0%。然而,上述研究主要针对焊后缺陷检测,针对焊前装配质量的在线评判研究尚不充分。

本文采用多线激光作为主动光源,以护帮板自动组焊过程为研究对象,探索一种基于多线激光视觉与深度学习获取焊口状态信息、实现组焊质量保证的方法。

1 护帮板装配需求分析

护帮板是由底板、大耳板、筋板、加强筋板和小耳板等8个零部件拼焊而成的全焊结构,共形成40道焊口,如图1所示。图1b标注了护帮板零部件的位置装配要求,零部件装配间距误差不超过2 mm。间隙量是护帮板焊口装配质量的主要评价指标,根据生产要求,允许装配间隙量 b 为0~3 mm, $b>3$ mm则判定为装配不合格。



1—底板;2—大耳板;3—筋板;4—加强筋板;5—小耳板

图1 某型号护帮板配件

Fig. 1 Accessory for a specific model of guard board

护帮板焊口分为顶部和底部两类,装配情况如图2所示。顶部焊口(图2b)的间隙两侧对称($b_3=b_4$),当 $b_3, b_4 \leq 3 \text{ mm}$ 时装配合格, $b_3, b_4 > 3 \text{ mm}$ 时装配不合格;当 $b_3 \neq b_4$ 时表示装配倾斜,亦属不合格。底部焊口(图2c)存在变间隙情况($b_1 \neq b_2$),当 b_1 和 b_2 均 $\leq 3 \text{ mm}$ 时装配合格,任一间隙 $> 3 \text{ mm}$ 则不合格。据此分类,顶部焊口可出现6种装配状态,底部焊口可出现8种装配状态,共计14种。

2 护帮板质量保证系统搭建

护帮板质量保证系统由自动组焊子系统和视觉在线评判子系统组成,工作流程如图3所示。人机界面发送指令给PLC1500系统,系统依次完成以下工序:自动夹持定位并组装护帮板零部件→搬运

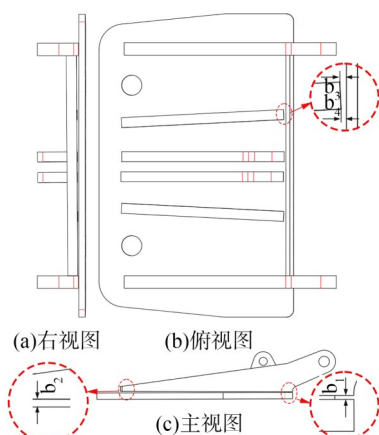


图2 护帮板焊口装配情况示意

Fig. 2 Schematic diagram of guard plate welding joint assembly

至焊接平台→焊接机器人完成定位焊→搬运至视觉检测工位→激光视觉系统采集焊口图像并提取条纹特征→评判算法判定装配质量→合格品进入施焊环节,不合格品返回重新装配。

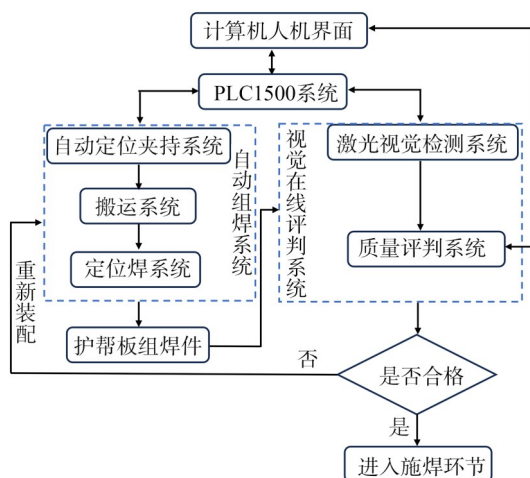
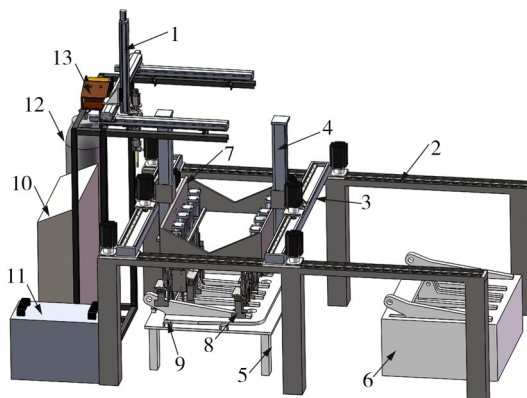


图3 质量保证系统工作流程

Fig. 3 Quality assurance system workflow diagram

2.1 自动组焊系统

自动组焊系统主要由焊接机器人、桁架运动机构、夹持机构、工作台及控制柜等部分组成,如图4所示。工作流程为:底板通过定位块放置于指定位置,夹持机构从来料区抓取护帮板零部件并运至底板上的装配位置,保持夹持状态,由定位焊装置按设定程序完成定位焊。其中,激光测距仪用于检测大耳板是否就位,若位置偏差超出允许范围则反馈至人机界面,由人工介入调整。整套系统通过更换夹持定位模块即可适应不同型号护帮板的组焊



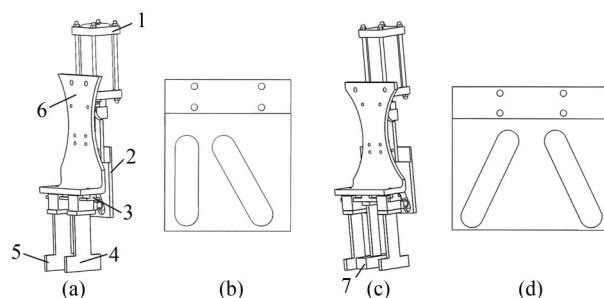
1—焊接机器人;2—X轴;3—Y轴;4—Z轴;5—工作台;6—来料区;7—夹持安装构件;8—定位夹持机构;9—激光测距仪;10—控制柜;11—数字焊机;12—气瓶;13—送丝机

图4 自动组焊系统

Fig. 4 Automatic assembly welding system

需求。

夹持机构如图5所示。大耳板、加强筋板和筋板共用一套夹持机构(见图5a),小耳板使用独立夹持机构(见图5c)。由于两个小耳板之间的装配间距仅40 mm,在滑轨中间固定一个40 mm的定位块,使一套夹持机构可同时完成两个小耳板的定位夹持,简化了其整体安装。大耳板是护帮板质量最大的零部件(23.5 kg),选用气缸1作为夹持动力源,通过推动开槽板实现定位夹持(见图5b、5d),通过调整两个槽的位置能实现对不同规格护帮板零部件的定位夹持。



1—气缸;2—开槽板;3—滑轨;4—运动夹持块;5—定位夹持块;6—固定安装板;7—定位块

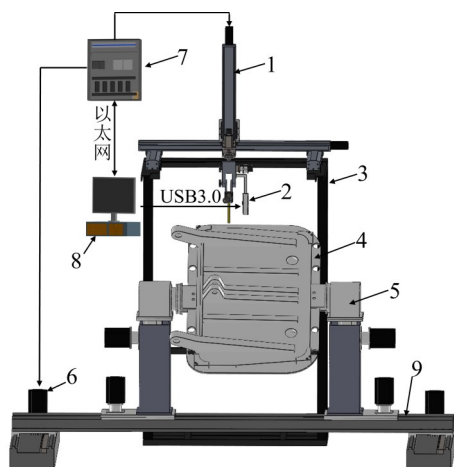
图5 夹持机构

Fig. 5 Clamping mechanism

2.2 激光视觉检测系统

激光视觉检测系统主要由视觉传感器(CMOS工业摄像机+多线激光器)、摄像机运动机构、变位机翻转机构、变位机运动机构、控制柜以及计算机

等组成,如图6所示。摄像机采用焦距为12 mm的MER-503-36U3C黑白面阵CMOS工业摄像机;激光器为25条平行线红外激光镭射模组(深圳市红外线激光科技有限公司,HW65025PXX100-16GD);计算机CPU主频为2.20 GHz。



1—摄像机运动机构;2—视觉传感器;3—固定支架;4—翻转台面;5—变位机翻转机构;6—电机;7—控制柜;8—计算机;9—变位机运动机构

图6 视觉评判系统

Fig. 6 Visual inspection system

视觉系统对底部和顶部焊口分别采用直射斜收方式采集图像,采集示意图分别见图7、图8。其中, H 为相机高度, h 为激光器高度, W 为相机与激光器间距, α 为激光器投射角, β 为变位机翻转角。通

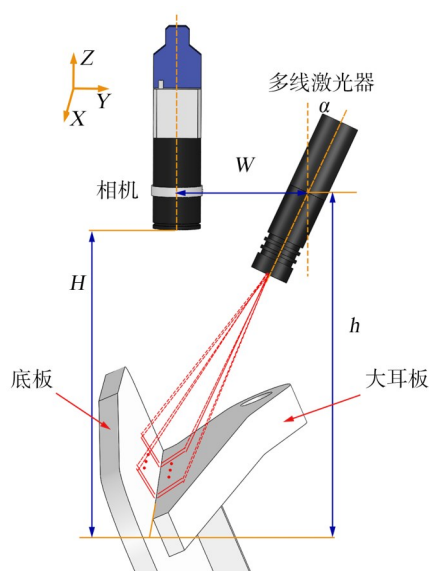


图7 底部视觉采集示意

Fig. 7 Schematic of bottom vision acquisition

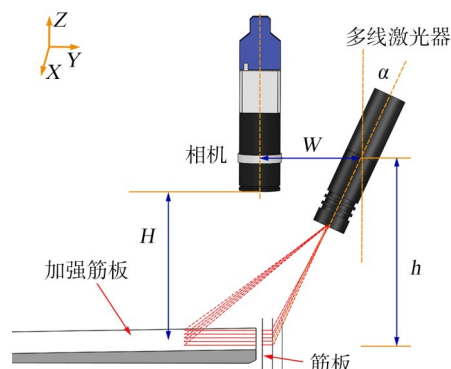


图8 顶部视觉采集示意

Fig. 8 Schematic of top visual acquisition

过实验确定最优采集参数: $H=150\text{ mm}$, $h=120\text{ mm}$, $W=96\text{ mm}$, $\alpha=25^\circ$, $\beta=55^\circ$ 。

与市售3D相机的连续扫描采集方式不同,本文系统采用定时拍照方式逐段获取焊口图像,每拍照一次获取一段焊口状况。如图9所示,每道焊口长度为675 mm, L 为视觉系统一次所能采集的焊口长度, d 为相邻两次采集之间的步进距离, N 为每道焊口需采集次数。在确定行走速度后,可根据式(1)、式(2)计算相机定时曝光的时间间隔和完成整道焊口采集的总时间

$$s = v \times t \quad (1)$$

$$N = \frac{D}{(L+d)} \quad (2)$$

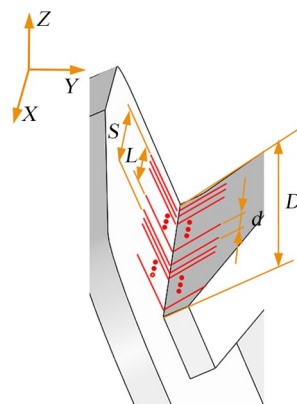


图9 采集原理示意

Fig. 9 Schematic diagram of acquisition principle

3 激光条纹图像与实际焊口装配情况的对应性

激光条纹图像能否有效表征焊口装配状态,是

后续基于图像分类评判装配质量的前提。本节通过对比实际焊口装配情况与视觉系统采集的激光条纹图像,验证二者的对应关系。图10、图11中,I图为实际焊口装配状态,II图为视觉系统采集的激光条纹图像。

3.1 顶部焊口

顶部焊口的四种典型装配状态及对应的激光视觉图像如图10所示。从四幅II图可以看出,激光条纹在留有装配间隙处出现了断开,并且断开间距能很好地跟随装配间隙量相对大小的变化而变化。图10a II为装配间隙合适时的条纹图像,断开距离较小;图10b II为装配间隙过大时的条纹图像,相比于间隙合适状态,条纹断开距离明显增大。图10c II、10d II为装配倾斜的两种情况,激光条纹断开区域呈梯形分布,断开间距由小到大渐变,因此条纹断开间距的变化特征可反映顶部装配是否倾斜。四幅I图与四幅II图一一对应,表明所搭建的视觉系统能够获取顶部焊口实际装配情况,激光条纹图像能够真实反映顶部焊口装配状态。

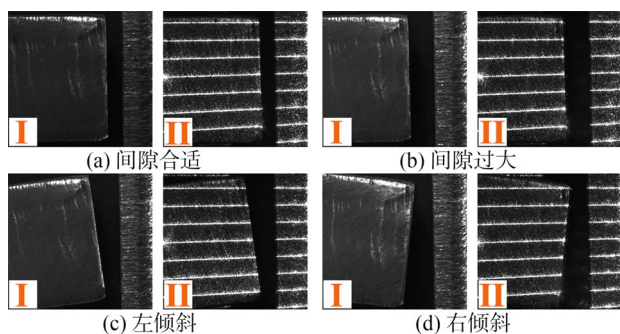


图10 顶部焊口实际采集的视觉图像

Fig. 10 Actual visual image of the top weld seam acquisition

3.2 底部焊口

底部焊口的两种典型装配状态及对应的激光视觉图像如图11所示。与顶部类似,图11a II、11b II中激光条纹断开距离随装配间隙增大而增大,两幅I图与两幅II图具有良好的对应性,表明激光条纹图像同样能够反映底部焊口的真实装配状态。

综合顶部和底部结果,激光条纹的断开间距能够定量反映装配间隙量的大小,断开间距的分布形态能够区分均匀间隙与倾斜装配,实际焊口装配质量信息已耦合至激光条纹图像中,可作为焊口装配质量分类评判的有效输入。

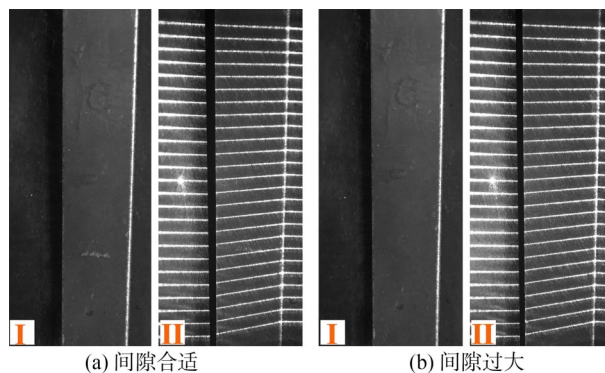


图11 底部焊口实际采集的视觉图像

Fig. 11 Actual visual image of the bottom weld seam acquisition

4 激光条纹图像数据集构建

采集的焊口视觉图像中,激光条纹已耦合了焊口装配质量信息。将激光条纹从原始图像中分割提取,实现了信息降维,可降低后续分类模型对算力的需求。本节介绍激光条纹图像的预处理流程及数据集的类别划分。

4.1 图像预处理

图像预处理在HALCON软件中完成,流程如图12所示。图12a为原始图像经gen_rectangle1和reduce_domain算子提取感兴趣区域后的结果;图12b为使用median_image算子进行中值滤波去噪后的结果;图12c为采用mult_image算子增强对比度后的结果,对比度增强有利于激光条纹的后续分割;图12d为使用binary_threshold算子进行自动全局阈值分割后的结果,提取完整的激光条纹二值图像。

4.2 感兴趣区域划分

护帮板顶部焊口包含有效信息的激光条纹约8条,底部焊口25条激光条纹均包含有效信息。据此,顶部感兴趣区域尺寸设为 280×270 px,底部设为 370×860 px。

4.3 类别划分

由于不同零部件的激光条纹形态具有可区分性,本文按零部件名称与装配状态的组合进行分类,共划分14类,如图13、图14所示。顶部焊口6类:小耳板间隙合格、小耳板间隙过大、小耳板装配倾斜,加强筋板间隙合格、加强筋板间隙过大、加强筋板装配倾斜(见图13)。底部焊口8类:小耳板间

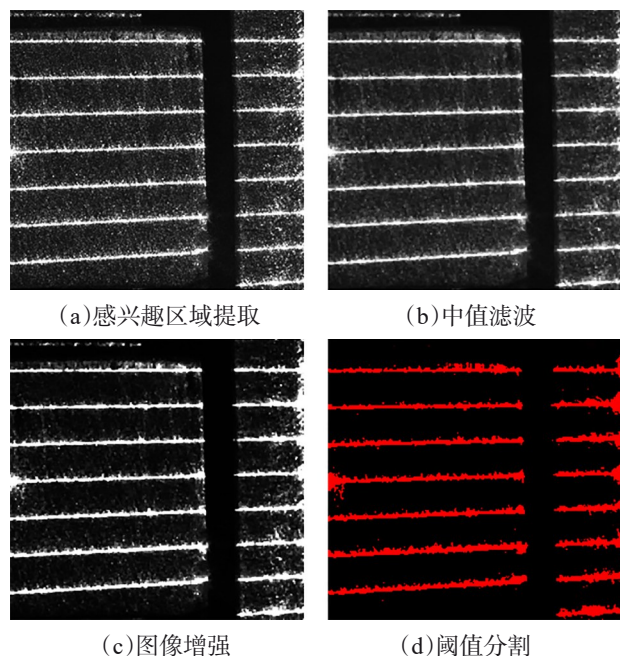


图 12 图像预处理

Fig. 12 Image preprocessing

隙合格与过大、筋板间隙合格与过大、加强筋板间隙合格与过大、大耳板间隙合格与过大(图 14 左边为不合格,右边为合格)。在训练时,14类按装配状态合并为合格与不合格两类作为分类目标。

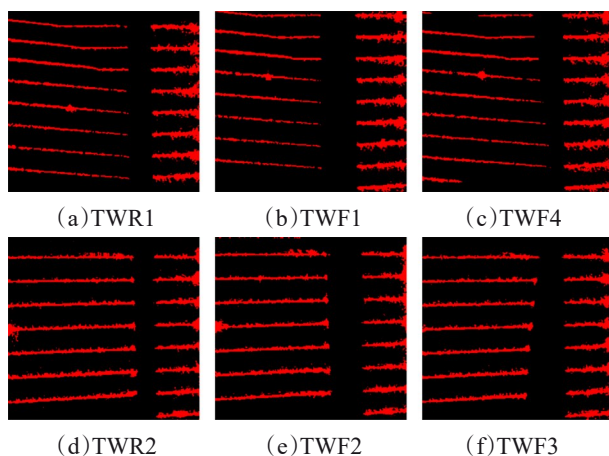


图 13 顶部分类

Fig. 13 Top classification

5 组焊质量评判算法

5.1 网络模型选择

分类网络在计算机视觉中的应用已经非常成熟,最具代表性的模型是 CNN 和 Transformer,主要

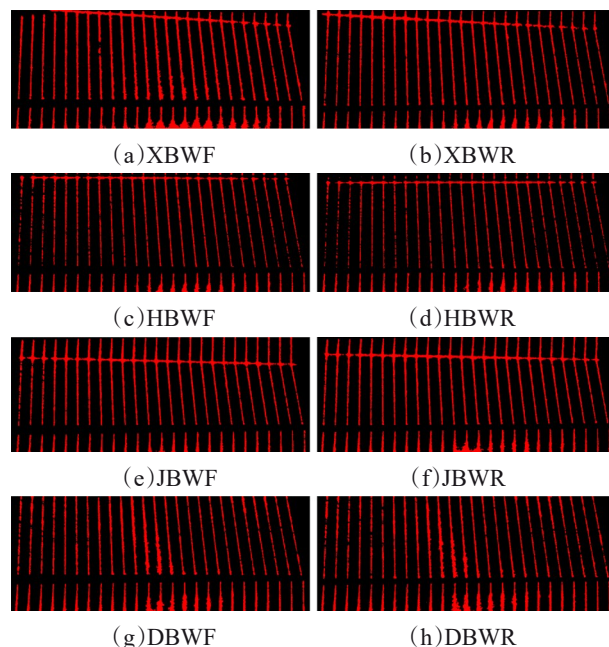


图 14 底部分类

Fig. 14 Bottom classification

应用在农作物、垃圾、汽车和医疗等领域^[13-15]。本文选取 CNN 架构的 MobileNetV2、ResNet-50、VGG16 和 Transformer 架构的 ViT 四种模型进行对比训练,以 PyTorch 为训练框架。选取依据:MobileNetV2 为轻量化网络,适合工业现场部署;ResNet-50 和 VGG16 为经典分类网络,作为准确率基准;ViT 用于检验 Transformer 架构在本任务上的适用性。

5.2 训练设置

数据集共 7 000 张激光条纹图像,按 9:1 划分为训练集(6 300 张)和测试集(700 张),分类标签为装配合格与不合格两类。四种模型统一设置:迭代次数 100, batch size 32, 学习率 $1e-3$ 。

采用损失函数值、准确率、top-1 准确率、每个 epoch 的平均时间和模型参数大小来评估所用分类网络模型的性能,见式(3)~式(6)。

$$Loss = - \sum_{i=1}^n y_i \log(p_i) \quad (3)$$

$$Accuracy = \frac{TP_i + TN_i}{TP_i + TN_i + FP_i + FN_i} \quad (4)$$

$$top1 = \frac{T_{\max}}{N} \quad (5)$$

$$mean_time = \frac{\sum_{i=1}^n t_i}{n} \quad (6)$$

式中 y 为样本属于某一类别的真实概率, P 为网络预测输出的概率分布。 TP_i 为第 i 类中被分类正确的数量, TN_i 为其他类别中未被错误分类为第 i 类的数量, FP_i 为其他类别中被错误分类为第 i 类的数量, FN_i 为第 i 类分类错误的数量。 $T_{\max}$ 为测试集中预测正确的数量, N 为测试集总数量。 T 为训练每一个 Epoch 所需要的时间, n 为总的训练 Epoch 量。

5.3 训练结果与分析

四种模型的训练损失和准确率曲线如图 15 所示,图 15a 为模型损失随训练轮次的变化,图 15b 为模型准确率随训练轮次的变化。经 100 轮训练后, MobileNetV2、ResNet-50 和 VGG16 的损失率趋近于 0、准确率趋近于 1,收敛良好; ViT 收敛速度明显慢于其余三种,损失值和准确率均未达到同等水平,可能与本任务数据量相对有限、ViT 对训练数据

量需求较大有关。

四种模型的评估指标对比如表 1 所示。四种网络的 top-1 准确率都在 90% 以上, ViT 网络在准确度上和平均训练时间上面明显劣于其他三种网络,其中 MobileNetV2 网络的平均训练时间为 136 s, top-1 准确率为 95.68%,虽准确率略低于 VGG16 (96.13%),但模型容量仅 8.9 M(VGG16 为 512.4 M),响应时间为 1.41 s,更适合工业现场部署。综合准确率、模型大小与响应速度,选择 MobileNetV2 网络建立评判算法,满足护帮板组焊质量的评判需求。

表 1 模型评估指标比较

Table 1 Comparison of model evaluation metrics			
Methods	Top1	Time	Model Parameters
MobileNet V2	95.68%	136s	8.9M
Resnet-50	95.43%	172s	90.1M
VGG16	96.13%	151s	512.4M
VIT	91.45%	412s	327.4M

此外,以未经预处理的原始视觉图像作为数据集,选取 MobileNetV2 模型及进行训练,得到的准确率为 88.78%,平均训练时间为 167 s;相比于以激光条纹图像作为数据集的方案,准确率降低了 6.9 个百分点,训练时间增加了 31 s。这表明通过处理后的激光条纹图像作为数据集进行训练的模型性能更优。

6 护帮板组焊质量的评判验证

6.1 评判方法

人工评判时,顶部焊口每隔 10 mm 取一个截面测量,底部焊口每隔 30 mm 取一个截面测量,使用游标卡尺完成测量,每个截面取 3 次测量平均值。评判指标按式(7)、式(8)计算。

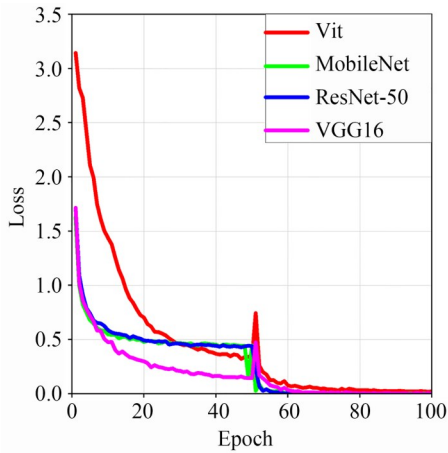
$$\begin{cases} G_{\max} - 3 \leq 0 \\ G_{\max} - G_{\min} \leq 0.5 \text{ mm} \end{cases} \quad (7)$$

$$G_{\max} - 3 \leq 0 \quad (8)$$

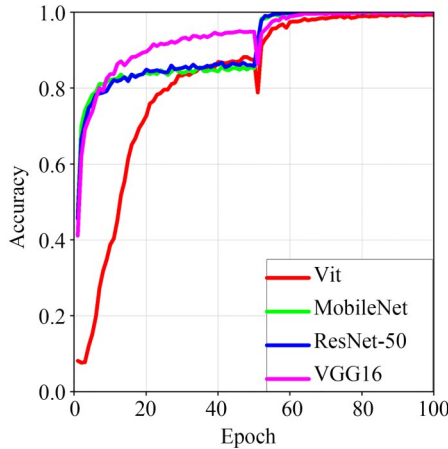
式中 $G_{\max}$ 为截面最大间隙; $G_{\min}$ 为截面最小间隙。顶部焊口评判要求最大间隙 $G_{\max} \leq 3$ mm,且最大间隙 $G_{\max}$ 与最小间隙 $G_{\min}$ 之差 $G_0 \leq 0.5$ mm,底部焊口仅要求 $G_{\max} \leq 3$ mm。

6.2 评判流程

如图 16 所示,一套护帮板装配好后顶部有 4 道



(a)模型损失



(b)模型准确率

图 15 模型评估结果

Fig. 15 Model evaluation results

焊口、底部有 17 道焊口需要检验。视觉系统单次采集焊口长度为 65 mm, 顶部每道焊口只需采集一次即可完成评判, 底部每道焊口需采集多次才能完成评判, 每道焊口都有设定标号。评判时先评判顶部焊口再评判底部焊口, 按图 16 标号沿 X、Y 方向依次进行。

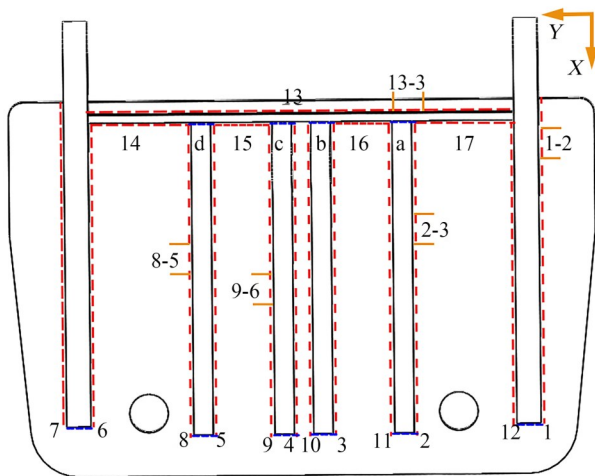


图 16 评判焊缝位置示意

Fig. 16 Weld Position Evaluation Schematic

6.3 评判结果

随机抽取几段焊口, 将人工测量值 ($G_{\max}$ 、 $G_{\min}$ 、 G_0) 与视觉评判系统的判定结果进行比对, 如表 2 和表 3 所示。

表 2 顶部组焊质量评价结果

Table 2 Top assembly quality evaluation results

位置	$G_{\min}$ /mm	$G_{\max}$ /mm	G_0 /mm	人工评判 结果	模型评 判结果	视觉评判 结果
a	2.31	2.35	0.04	合格	TWR2	合格
b	1.78	1.81	0.03	合格	TWR1	合格
c	2.92	1.61	1.31	不合格	TWF1	不合格
d	2.75	2.74	0.01	合格	TWR2	合格

表 3 底部组焊质量评价结果

Table 3 Bottom assembly quality evaluation results

位置	$G_{\max}$ /mm	人工评判结果	模型评判结果	视觉评判结果
1-2	3.96	不合格	DBWF	不合格
2-3	2.13	合格	JBWR	合格
8-5	2.96	合格	JBWF	不合格
9-6	2.24	合格	XBWR	合格
13-3	2.07	合格	HBWR	合格

结果表明, 视觉在线评判结果与人工评判基本一致。表 3 中 8-5 号位置人工测量 $G_{\max}=2.96$ mm 判定合格, 而视觉评判为不合格, 二者存在差异, 可能

与该位置 $G_{\max}$ 接近 3 mm 阈值边界有关, 后续可通过增加边界样本训练进一步降低误判率。总体而言, 所搭建的视觉在线评判系统可替代人工对护帮板装配质量进行检验, 为机器人自主焊接提供焊前质量保证依据。

7 结论

(1) 设计搭建了护帮板自动组焊系统, 通过夹持定位机构实现了 8 个零部件的自动装配与定位焊, 系统可通过更换夹持模块适配不同型号护帮板。

(2) 基于多线结构光的视觉采集系统能够有效获取焊口装配状态信息, 激光条纹的断开间距可定量反映装配间隙量大小, 断开间距的分布形态可区分均匀间隙与倾斜装配, 验证了激光条纹图像作为装配质量分类评判输入的可行性。

(3) 使用 MobileNetV2, Resnet-50, VGG16, VIT 四种分类网络对数据集进行了训练和评估, 结果表明, MobileNetV2 的 top1 准确率达到了 95.68%, 响应时间为 1.41 s, 更适合对护帮板真实装配情况进行评判。激光条纹分割提取的分类准确率较原始图像提升了 6.9%。

(4) 视觉评判结果与人工测量结果基本一致, 该方法可为护帮板机器人自主焊接提供焊前质量保证依据。后续需增加阈值边界样本以降低误判率, 并扩展至更多护帮板型号的工况验证

参考文献:

- [1] Jiang X, Wang S. Railway panorama: A fast inspection method for high-speed railway infrastructure monitoring[J]. IEEE Access, 2021, 9: 150889-150902.
- [2] 王秀平, 白瑞林. 基于线结构光视觉的焊缝类型识别与特征提取[J]. 电焊机, 2014, 44(11): 94-98.
WANG X P, BAI R L. Weld Type Recognition and Feature Extraction Based on Linear Structured Light Vision[J]. Electric Welding Machine, 2014, 44(11): 94-98.
- [3] 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): 7-16.
GUO J C, ZHU Z M, YU Y F, et al. Research and Application of Laser Structured Light Vision Sensing Tech-

- nology in Welding Field[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(12): 7-16.
- [4] 郭吉昌,朱志明,孙博文.基于组合激光结构光的多功能视觉传感器[J].焊接学报,2019,40(10):1-7.
GUO J C, ZHU Z M, SUN B W. Multifunctional Vision Sensor Based on Combined Laser Structured Light[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2019, 40(10): 1-7.
- [5] 任同群,桑永胜,曹润赓,等.悬丝摆式加速度计底座组件自动装配与焊接控制[J].光学精密工程,2023, 31(16): 2395-2405.
REN T Q, SANG Y S, CAO R G, et al. Automatic Assembly and Welding Control of Base Component of Suspended Wire Pendulous Accelerometer[J]. Optics and Precision Engineering, 2023, 31(16): 2395-2405.
- [6] 张鹏贤,刘昊,雷飏,等.防爆壳体焊口装配质量的激光视觉检测方法[J].电焊机,2021,51(11):60-66.
ZHANG P X, LIU H, LEI B, et al. Laser Vision Detection Method for Assembly Quality of Weld Joints of Explosion-proof Shell[J]. Electric Welding Machine, 2021, 51(11): 60-66.
- [7] 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(02): 154-160.
LI H X, HAN X L, FANG Z J. A Vision Model of Welding Robot Based on CNN Deep Learning[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2019, 40(2): 154-160.
- [8] 王锦凯,宋锡瑾.计算机视觉技术应用研究综述[J].计算机时代,2022,(10):1-4.
WANG J K, SONG X J. Review on Application Research of Computer Vision Technology[J]. Computer Era, 2022(10): 1-4.
- [9] 李玉洁,马子航,王艺甫,等.视觉Transformer(ViT)发展综述[J].计算机科学,2025,52(1):194-209.
LI Y J, MA Z H, WANG Y F, et al. Review on the Development of Vision Transformer (ViT)[J/OL]. Computer Science, 2025, 52(1): 194-209.
- [10] Huang H, Wei Z, Yao L. A novel approach to component assembly inspection based on mask R-CNN and support vector machines[J]. Information, 2019, 10(9): 282.
- [11] 陈凯,王海.基于深度学习的焊缝图像识别研究[J].安徽工程大学学报,2022,37(01):24-31.
CHEN K, WANG H. Research on Weld Seam Image Recognition Based on Deep Learning[J]. Journal of Anhui Polytechnic University, 2022, 37(1): 24-31.
- [12] 徐东辉,孟范鹏,孙鹏,等.基于深度学习的GMAW焊接缺陷在线监测[J].焊接学报,2024,45(03): 114-119.
XU D H, MENG F P, SUN P, et al. On-line Monitoring of GMAW Welding Defects Based on Deep Learning[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2024, 45(3): 114-119.
- [13] Sanchez Castro J J, Rodríguez-Quinonez J C, Ramírez-Hernández L R, et al. A Lean Convolutional Neural Network for Vehicle Classification[C]//2020 IEEE 29th International Symposium on Industrial Electronics. IEEE, 2020: 1365-1369.
- [14] LIU Wenting, LU Xinming. Research Progress of Transformer Based on Computer Vision[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(6): 1-16.
- [15] Zhuang F, Qi Z, Duan K, et al. A comprehensive survey on transfer learning[J]. Proceedings of the IEEE, 2020, 109(1): 43-76.
- [16] 程进,徐乃涛,郁伟俊.面向焊接机器人的视觉传感技术[J].电焊机,2023,53(9):61-69.
CHENG J, XU N T, YU W J. Vision sensing technology for welding robot[J]. Electric Welding Machine, 2023, 53(9): 61-69.
- [17] 王杰,张志芬,秦锐,等.基于机器学习的不锈钢薄板MIG焊焊穿缺陷识别[J].电焊机,2023,53(9): 70-77.
WANG J, ZHANG Z F, QIN R, et al. Identification of MIG welding burn-through defects in stainless steel sheet based on machine learning[J]. Electric Welding Machine, 2023, 53(9): 70-77.
- [18] 高振泽,李俊,李欢,等.机器视觉辅助机器人焊接全过程研究进展[J].电焊机,2025,55(9):1-18.
GAO Z Z, LI J, LI H, et al. Research Progress on the Application of Machine Vision in the Whole Process of Robot Welding[J]. Electric Welding Machine, 2025, 55(9): 1-18.