

DOI: 10.7512/j.issn.1001-2303.2024.04.05

基于 3D 视觉与深度学习的焊接钢管端部 引熄弧板切割点空间定位方法

石 玮, 周 坤, 刘福海, 张 焱, 杨战利

中国机械总院集团哈尔滨焊接研究所有限公司, 黑龙江 哈尔滨 150023

摘 要: 针对目前焊接钢管端部引熄弧板切割点空间定位精度低、速度慢和环境适应性差的问题, 提出了一种基于 3D 视觉技术和深度学习的高效、高精度的切割点空间定位方法。首先, 利用 3D 视觉技术获取钢管端部的点云数据, 通过三维点云处理方法提取有效点云和过滤点云中的离群点, 并采用二维图像处理方法将其投影为二维图像; 然后通过深度学习中目标检测方法确定二维图像中钢管端部与引熄弧板连接边缘区域; 最后计算分析钢管端部与引熄弧板在二维图像中的交点信息并将交点信息映射至原始三维点云, 完成钢管端部引熄弧板切割点的空间定位。实验测试了 896 个不同的钢管端部带有引、熄弧板点云数据 (正样本) 和 104 个不带有引熄弧板数据 (负样本), 统计测试结果: 正样本管端和引熄弧板连接边缘定位准确率达到 99.56%、误检率为 0.15%, 负样本检出率为 0.29%。使用本文方法测试 294 次钢管端部引熄弧板切割点空间位置, 统计测试结果与实际切割点位综合误差, 结果均在 ± 2 mm 以内, 钢管端部引熄弧板切割点空间定位平均耗时为 5.8 s。测试结果表明, 该方法可以有效解决上述问题。

关键词: 引熄弧板; 点云处理; 图像处理; 深度学习; 空间定位

中图分类号: TG409 文献标识码: A 文章编号: 1001-2303(2024)04-0036-07

Spatial Positioning Method for Cutting Points of Tab Plate at the End of Welded Steel Pipes based on 3D Vision and Deep Learning

SHI Wei, ZHOU Kun, LIU Fuhai, ZHANG Yan, YANG Zhanli

Harbin Welding Institute Limited Company, CAM, Harbin 150023, China

Abstract: A new cutting point spatial positioning method is proposed to address the current issues of low accuracy, slow speed, and poor environmental adaptability of the cutting point space positioning of the end quenching arc plate of welded steel pipes. This method first extracts effective point clouds and filters outliers from point clouds using a three-dimensional point cloud processing method, and projects them into a two-dimensional image using a two-dimensional image processing method; Then, the object detection method in deep learning is used to determine the edge area of the connection between the end of the steel pipe and the arc extinguishing plate in the two-dimensional image; Finally, calculate and analyze the intersection information of the steel pipe end and the run on/off tab in the two-dimensional image and map the intersection information mapping to the original three-dimensional point cloud to complete the spatial positioning of the cut point of the run on/off tab at the steel pipe end. Experimental tests were conducted on 896 different steel pipe ends with point cloud data (positive samples) and 104 data without arcing plates (negative samples). The statistical test results showed that the accuracy of edge positioning between the positive sample tube end and the arcing plate connection reached 99.7%, the false detection rate was 0.0%, and the negative sample detection rate was 0.96%. The method used in this article was used to test the spatial position of the cutting point of the steel pipe end quenching arc plate 294 times. The comprehensive error between the test results and the actual cutting point position was statistically analyzed, and the results were all within ± 2 mm. The average time for spatial positioning of the cutting point of the steel pipe end quenching arc plate was 5.8 seconds. The test results indicate

收稿日期: 2023-07-08 修回日期: 2023-11-07

基金项目: 哈尔滨焊接研究院有限公司技术创新发展基金(202216215)

作者简介: 石 玮(1994—), 男, 硕士, 主要从事机器视觉的研究。E-mail: 949927830@qq.com。

that this method can effectively solve the above problems.

Keywords: tab plate; point cloud processing; image processing; deep learning; spatial positioning

引用格式: 石玮, 周坤, 刘福海, 等. 基于 3D 视觉与深度学习的焊接钢管端部引熄弧板切割点空间定位方法[J]. 电焊机, 2024, 54(4): 36–42.

Citation: SHI Wei, ZHOU Kun, LIU Fuhai, et al. Spatial Positioning Method for Cutting Points of Tab Plate at the End of Welded Steel Pipes based on 3D Vision and Deep Learning[J]. Electric Welding Machine, 2024, 54(4): 36–42.

0 引言

近年来,随着工业智能化和自动化技术的快速发展以及人力成本提升,焊接钢管生产制造企业逐渐向钢管的自动、智能化生产方向改进^[1],其中焊接钢管端部引熄弧板切割点空间定位是焊接钢管智能化和自动化生产制造过程中的重要环节,其定位精度直接影响钢管生产质量。目前,大多数焊接钢管制造企业仍采用人工的方式^[2]对焊接钢管端部引熄弧板切割点进行空间定位,此类方式容易受工作人员的专业水平和身体状况等主观因素影响^[3],不仅效率和精度较低还具有较大的安全风险;部分企业通过点激光寻位技术或激光跟踪技术,实现焊接钢管端部引熄弧板切割点空间的定位,此类技术虽具有较高精度^[4],但视野、效率和环境适应性较低。相比于点激光寻位技术或激光跟踪技术,3D 视觉技术在数据获取方面具有动态性强、数据高密度和高效率、景深和视野较大和抗干扰能力强等优点^[5–7],因此,部分企业通过 3D 视觉技术和图像处理技术^[8]完成焊接钢管端部引熄弧板切割点空间定位,但由于钢管型号、焊缝长度和焊接工艺的多样性,图像处理技术无法实现较好的通用性和适应性。

随着深度学习方法的发展,其在工业生产制造领域的应用也愈发广泛,深度学习方法具有较强的学习能力^[9],可以快速和准确地检测不同特征的物体,因此,本文设计了一种应用 3D 视觉技术和深度学习方法来获取焊接钢管端部引熄弧板焊缝的空间位置,该方法通过修改的 yolov5s 网络模型对处理后的点云投影图像进行检测,并利用直线拟合的方式实现焊缝的空间定位。

1 点云数据预处理

3D 视觉技术在工业生产制造领域的主要应用

为工件表面三维重建、工件测量和工件表面特征检测三个方向。焊接钢管端部引熄弧板切割点空间定位关键在于通过识别钢管端部与引熄弧板两侧对接交点,进而完成焊缝的空间定位,属于 3D 视觉技术中工件表面特征检测方向,其中点云预处理^[10]是实现特征检测的基础环节,点云数据预处理工作可以有效剔除点云中的噪声和离群点,在保持几何特征和边缘特征的基础上实现点云数据简化。传统的点云预处理主要包括点云裁剪、点云去噪^[11]和点云补全^[12]。本文是对工件边缘交点进行检测提取,需要完整的保留工件点云数据边缘信息的同时去除点云噪声和离群点。因此,对点云预处理流程和方法进行设计,具体如下:

(1) 将获取的点云数据沿 Z 方向进行裁剪,剔除无效的点云数据。

(2) 通过下式对相机内参矩阵 $M_{3 \times 3}$ 和外参矩阵 $K_{3 \times 4} = [R_{3 \times 3} \ T_{3 \times 1}]$ 进行重投影,并将深度信息作为投影后二维图像的像素值,得到深度图 D 。

$$s \begin{bmatrix} x \\ y \\ v \end{bmatrix} = M_{3 \times 3} \times K_{3 \times 4} \times \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 X_w, Y_w, Z_w 表示点云数据点位的三维信息, x, y 表示二维图像的坐标值, v 表示对应的像素值, $v = Z_w$; s 为缩放因子,在保证边缘精度的同时降低图像分辨率, $s = 0.01$ 。

(3) 通过固定阈值法对图像 D 进行二值化处理,并将处理后的图像从 $[0, 255]$ 归一化到 $[0, 1]$ 之间,得到图像 T 。

(4) 去除图像中噪声和孤立点,传统的方式有中值滤波去噪^[13]、形态学开运算去噪、八邻域去噪

和泛水填充去噪等,其中中值滤波、形态学开运算去噪和八邻域去噪仅适合较小的噪声,而泛水填充去噪虽然可以去除各类形态噪声,但也会造成图像中工件边缘信息的丢失。由于图像 T 具有边缘连续性和平滑性,为保证有效去除噪声的同时保留工件边缘信息,设计邻域扩充的方法进行降噪,该方法首先构建 3×3 单位矩阵作为卷积核对图像 T 进行步长为1的卷积,并获取每次卷积的结果 c ,若卷积区域中心点为1且 $c \leq 2$,则将卷积区域内为1的像素点置为0;若卷积区域中心点为1且 $c \geq 5$ 或者卷积区域中心点为0,则不对卷积区域内像素点进行更改;若卷积区域中心点为1且 $2 < c < 5$,则构建 9×9 单位矩阵作为卷积核,将原始卷积中心点向右平移5个单位像素作为新的卷积中心点,对卷积区域进行二次卷积运算,并获取卷积的结果 c' ,如果 $c' < 40$,则将卷积区域内为1的像素点置为0;否则不对卷积区域内像素点进行更改;然后,通过八邻域去噪的方法去除遗留的孤立噪声点,并将图像从 $[0, 1]$ 恢复到 $[0, 255]$ 之间,得到图像 T' 。

(5)通过Canny边缘检测方法提取图像 T' 的边缘轮廓信息,并根据轮廓信息的周长、面积和中心矩过滤无效和多余的轮廓信息,得到图像 C 。

根据上述预处理流程,将点云数据转化为具有相同形状的二维深度图 D 和二值轮廓图 C ,为后续焊缝空间定位奠定基础。

2 深度学习模型检测及切割点空间定位

本文切割点空间定位首先通过深度学习中目标检测方法确定二值轮廓图 C 中包含边缘对接交点的矩形区域,然后通过直线拟合的方式确定二值轮廓图 C 中边缘对接交点坐标,最后通过二维深度图 D 的深度信息定位准确的边缘对接交点并将其投影至原始点云数据,确定切割点的空间位置。

准确定位对接交点所在的矩形区域是精准识别钢管端部与引熄弧板两侧对接交点的前提,为保证对接交点所在的矩形区域识别准确,采用深度学习中目标检测方法进行矩形区域提取。目前深度

学习中目标检测方法的很多模型都被应用在焊接领域,其中应用比较广泛的包括卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)^[14]、Faster R-CNN^[15]和YOLO^[16]三种网络模型。其中双阶段网络模型Faster R-CNN, RCNN识别误检率和漏检率较低,但检测速度较慢,无法满足实时检测,而单阶段YOLO网络模型具有较快的检测速度,并且准确率也基本与双阶段网络模型相似,相比于YOLO系列其他网络模型,Yolov5针对本场景具有较高的精度和稳定性,并且由于图像 C 为单通道二值轮廓图像,并且待检测区域特征显著,类别数量仅有四类,选用单阶段Yolov5s网络模型作为图像检测的基础模型,为降低计算复杂度的同时保证检测效率和检测准确率,对原始网络模型进行修改。

2.1 模型修改

该结构分为四个部分:输入端、主干网络(Backbone)、Neck网络和输出端(Prediction)。根据图像特征对原始结构进行修改。虽然Mosaic数据增强虽然会扩充数据的多样性、丰富图片的背景,但也会改变二值轮廓图像 C 中待检测区域的特征,为保证检出的准确性关闭Mosaic数据增强方式,使用图像随机旋转、翻转和平移的方式对数据进行增强。并且由于图像 C 中工件的尺度相对稳定,图像中的检测目标尺度差异较小,同时由于待检测区域尺度较大,小尺度特征层的作用会有所下降,因此将输入图像形状修改为 $(320, 329, 1)$ 以降低模型计算复杂度,并在原YOLOv5s网络结构的基础上,减去了网络结构中 80×80 尺度的特征图层,以降低模型结构复杂程度,进一步提高模型识别速度和准确率。基于此对原始YOLOv5s网络结构进行修改,去除不必要的网络结构并修改网络结构中卷积参数。修改后网络结构如图1所示。

通过训练修改后的网络模型对图像 C 进行检测,并根据检测结果分别对图像 C 和图像 D 进行裁剪,分别得到左侧边缘图像 C_l 、右侧边缘图像 C_r 、左侧深度图像 D_l 和右侧深度图像 D_r ,其中 C_l 和 D_l 形状相同, C_r 和 D_r 形状相同。

2.2 切割点空间定位

切割点空间定位分为切割点二维定位和切割点空间定位两个阶段,其中切割点二维定位是通过

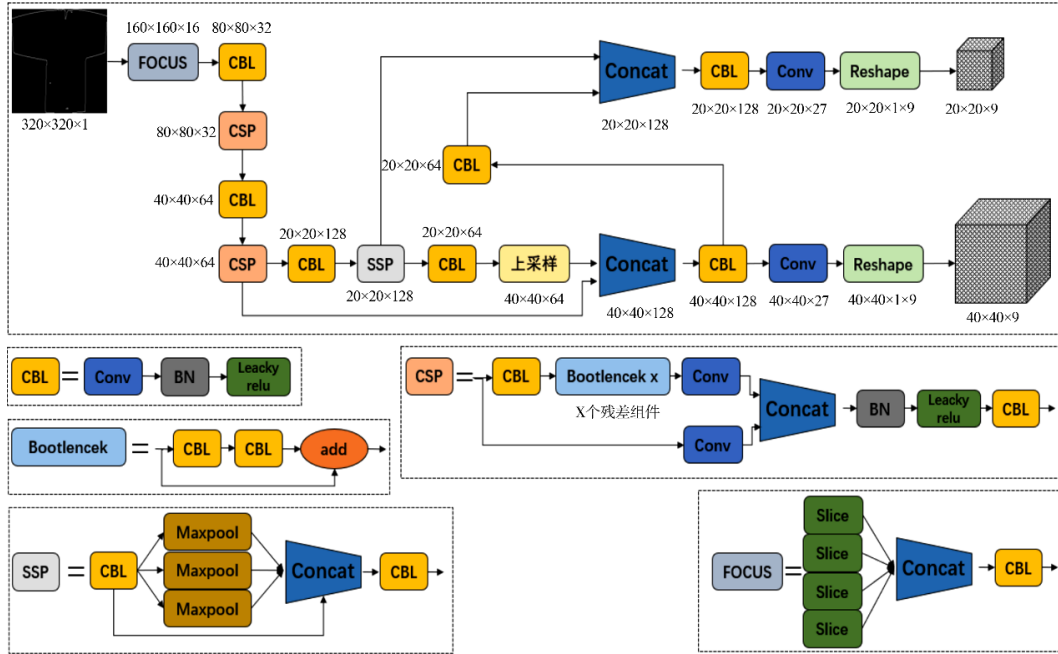


图1 修改后网络结构

Fig. 1 Modified network structure

左侧边缘图像 C_l 、右侧边缘图像 C_r 中的边缘轮廓信息确定初始切割点; 空间定位是通过分析初始切割点及其邻域像素点在左侧深度图像 D_l 和右侧深度图像 D_r 的变化特征完成切割点空间定位。

由于左侧边缘图像 C_l 、右侧边缘图像 C_r 具有相似性, 同样左侧深度图像 D_l 和右侧深度图像 D_r 具有相似性, 右侧图像 C_r, D_r 通过水平翻转变换后, 具有与左侧图像 C_l, D_l 相同的特征, 因此, 只需对左侧图像 C_l, D_l 进行分析计算, 设图像 C_l, D_l 宽度和高度为 (w, h) , 其中切割点二维定位具体操作如下:

(1) 提取图像 C_l 每行像素的非零点坐标, 得到坐标数据 $T_r = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 $n \leq h$, 提取图像 C_l 每列像素的非零点坐标, 得到坐标数据 $T_c = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 $n \leq w$ 。

(2) 过滤坐标数据 T_r 和 T_c 中的坐标点, 若 T_r 中数据满足 $x_i \geq w/2 \cap x_{i+1} - x_i \leq 2 \cap y_{i+1} - y_i \leq 2$, 则保留该坐标点, 若 T_c 中数据满足 $x_i \leq h/2 \cap x_{i+1} - x_i \leq 2 \cap y_{i+1} - y_i \leq 2$, 则保留该坐标点, 得到过滤后的坐标数据 T'_r 和 T'_c 。

(3) 通过最小二乘法拟合坐标数据 T'_r 和 T'_c , 得到 T'_r 直线表达式: $\begin{cases} k_r \times x_r + b_r - y_r = 0, \exists k_r \neq 0 \\ x_r - b_r = 0, \nexists k_r \end{cases}$ 和 T'_c 直

$$\text{线表达式: } \begin{cases} k_c \times x_c + b_c - y_c = 0, \exists k_c \neq 0 \\ y_c - b_c = 0, \exists k_c = 0 \end{cases}$$

(4) 通过下式获取交点坐标 $P(x_p, y_p)$

$$x_p = \begin{cases} \frac{b_r - b_c}{k_c - k_r}, & \text{if } \exists k_r \neq 0, \exists k_c \neq 0 \\ b_r, & \text{if } \nexists k_r, \exists k_c \neq 0 \\ \frac{b_c - b_r}{k_r}, & \text{if } \exists k_c \neq 0 \end{cases}$$

$$y_p = \begin{cases} k_r \times x_p + b_r, & \text{if } \exists k_r \neq 0, \exists k_c \neq 0 \\ k_c \times x_p + b_c, & \text{if } \nexists k_r, \exists k_c \neq 0 \\ b_c, & \text{if } \exists k_c \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

(5) 根据上述(1)至(4)步骤, 得到图像 D_l 和 D_r 的切割点位粗定位坐标, 分别记为 $P_l(x_l, y_l)$ 和 $P_r(x_r, y_r)$ 。

根据点 $P_l(x_l, y_l)$ 和 $P_r(x_r, y_r)$ 及其邻域坐标在左侧深度图像 D_l 和右侧深度图像 D_r 上深度值, 计算分析得到切割点的空间位置。具体步骤如下:

(1) 将图像 D_l 坐标系原点 $(0, 0)$ 平移至 $P_l(x_l, y_l)$, 建立 UV 直角坐标系, 以图像 D_l 坐标系 Y 轴作为 UV 坐标系 U 轴, 图像 D_l 坐标点像素值与 $P_l(x_l, y_l)$ 像素值的差值作为 UV 坐标系 V 轴数值, 根据相机视野和参数可知单个像素对应实际距离为 $[0.5 \text{ mm}, 1.0 \text{ mm}]$

之间,相机拍摄精度在 $[-1.0\text{ mm}, 1.0\text{ mm}]$ 之间,为保证高效准确检测到切割点位置,将 $P_l(x_l, y_l)$ 向上、向下分别取5个像素点转换到 UV 坐标系,如图2所示。

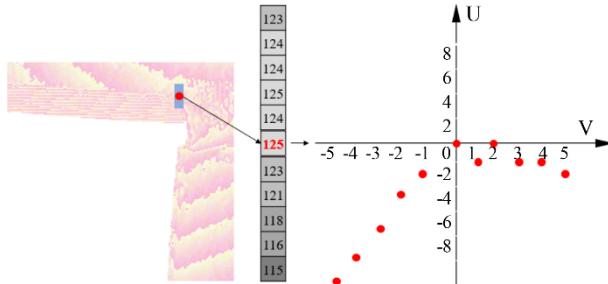


图2 数据提取及坐标系转换

Fig. 2 Data extraction and coordinate system transformation

(2) 并根据坐标点拟合直线 L ,若直线 L 满足下式,则确定左侧切割点 $P_l(x_l, y_l + u)$,否则将点 $P_l(x_l, y_l)$ 向左平移,重新取点、拟合和判断,直至满足下式:

$$L(u) = \begin{cases} au, & \text{if } u \geq 0 \\ \beta u, & \text{if } u < 0 \end{cases}, -1 \leq a \leq 1, \beta > 1 \quad (3)$$

(3)同理,获取右侧切割点 $P_r(x_r, y_r)$ 。

(4)根据左右两侧切割点 $P_l(x_l, y_l)$ 、 $P_r(x_r, y_r)$ 以及其深度值,映射至原始点云数据中,得到切割点空间定位信息。

3 实验结果及分析

3.1 深度学习模型测试

在训练和测试数据方面,采用了华洋钢管生产车间的真实检测数据进行数据集制作,生产环境如图3所示。

收集不同型号、不同姿态和不同生产环境下的钢管管端带有引、熄弧板2 986个点云数据(正样本),其中随机选取2 090个正样本作为训练数据集,896个正样本作为数据集,同时选取104个钢管管端不带有引、熄弧板的点云数据作为负样本测试数据集。超参数中学习率采用随机梯度下降(SGD),初始值为0.001,动量为0.937,最终值为0.01;权重衰减(weight decay)值为0.008;目标框损失权重值为0.05;分类损失权重值为0.5;置信度损



图3 现场生产环境

Fig. 3 Production site environment

失权重值为0.5;候选框阈值设为4.0;预测框阈值设为0.4。在同一设备上使用上述数据集和超参数分别训练Faster-RCNN、YOLOv3、YOLOv3-Tiny、YOLOv5s和本文修改后的模型,迭代300次。使用上述网络结构训练得到的四种网络模型以及本文改动后的网络模型对测试数据集进行测试,测试正样本测试集,结果如表1所示,测试负样本数据集结果如表2所示。

表1 正样本测试结果

Table 1 Positive sample test results

模型	图像尺寸 /pixels	平均检测速 度/(ms/张)	检测准 确率/%	检测误 检率/%	检测漏 检率/%
Faster-RCNN	320×320×3	56.7	98.87	0.92	0.21
Yolov3	320×320×3	34.5	97.61	0.67	1.72
Yolov3-Tiny	320×320×3	10.8	96.14	2.85	1.01
Yolov5s	320×320×3	11.2	99.27	0.37	0.35
Ours	320×320×1	9.3	99.56	0.15	0.29

表2 负样本测试结果

Table 2 Negative sample test results

模型	图像尺寸 /pixels	平均检测速度 /(ms/张)	检测误检率 /%
Faster-RCNN	320×320×3	52.7	0.51
Yolov3	320×320×3	37.5	2.04
Yolov3-Tiny	320×320×3	10.7	8.92
Yolov5s	320×320×3	11.3	0.94
Ours	320×320×1	9.4	0.96

由表1可以看出,本文改动后的网络模型相比于其他四种网络模型在钢管端部与引、熄弧板连接边缘区域具有最佳的检测速度,在检测准确率和误检率方面表现优异,在检测漏检率方面,优于同系列YOLOv3、YOLOv3-Tiny、YOLOv5s单阶段网络,

仅比两阶段网络模型 Faster-RCNN 高出 0.08%。从表2中可以看出,本文改动后的网络模型相比于其他四种网络模型在负样本检测方面同样具有最佳的检测速度,检测误检率为 0.96%,与原始网络模型 YOLOv5s 相比,仅高出 0.02%,表现较为良好。因此,修改后的深度学习模型在钢管端部与引、熄弧板连接边缘区域检测具有优秀的鲁棒性,同时在负样本检测方面表现良好。

3.2 切割点精度测试

基于现场要求和实际生产情况,将相机安装在机器人工具上,每次点云数据在固定点位采集,现场机器人通过六点法示教 TCP 精度为 ± 0.2 mm,具有一定误差,因此切割点空间精度进行综合精度测试。通过激光点寻位技术、激光跟踪技术和本文方法对现场不同环境、不同姿态下的 147 个引熄弧板切割点位进行测试,每次测试通过机器人 TCP 尖点与实际的切割点位进行比较,统计 x 、 y 、 z 三个方向的综合误差和检测平均耗时,结果如表3所示。

表3 综合误差和检测平均耗时
Table 3 Cutting point spatial positioning accuracy

类型	切割点 检率	X 方向 误差 /mm	Y 方向 误差 /mm	Z 方向 误差 /mm	平均 误差 /mm	平均检 测时间 /s
激光点寻位	78.9	± 0.8	± 1.0	± 1.2	± 1.0	36.8
激光跟踪	85.0	± 1.0	± 1.0	± 1.2	± 1.1	27.5
本文方法	100.0	± 1.5	± 1.4	± 1.6	± 1.5	5.71

从表3可以看出,对不同环境和不同姿态下的引熄弧板切割点空间定位,本文方法检出率可达 100%,明显优于其他两种检测方法。并且受现场环境和机器人运动干涉情况影响,使得引熄弧板点云数据采集位姿处于非理想位姿,进而导致引熄弧板切割点的空间定位精度受到一定影响,但本文方法在 x 、 y 、 z 三个方向的综合误差和平均误差均小于 ± 0.2 mm,均满足实际生产要求。同时,相比于激光点寻位技术和激光跟踪技术,本文方法极大程度上提高了检测速度。

4 结论

本文提出了一种焊接钢管端部引熄弧板切割点空间定位方法,运用了深度学习、点云处理

技术和图像处理技术,并针对现场实际生产情况对图像去噪算法和深度学习网络模型进行改进和修改。具体研究成果如下:

(1)设计了一种引熄弧板点云预处理方法,此方法可以保留引熄弧板点云数据边缘信息的同时去除点云噪声和离群点。

(2)对原始 YOLOv5s 网络结构进行修改,去除不必要的网络结构并修改网络结构中卷积参数。

(3)根据设计了一种切割点空间定位方法,此方法通过分析初始切割点及其邻域像素点在左右侧深度图像的变化特征完成切割点空间定位。

在实际生产过程中,由于外部环境的多样性和不确定性,本文提出的方法还有以下两个方面有待研究解决:(1)对于表面反光的工件,点云数据提取不完整,进而导致切割点空间定位不准确;(2)深度学习模型随着生产环境和工件初始状态的改变,检出率有所下降,并且误检率有所提升。针对上述两个方面出现的问题,后续研究方向包括:(1)对去除工件表面反光干扰算法进行研究,如若出现点云缺失的现象,通过均值、聚类 and 拟合等方式填补缺失部分点云信息;(2)扩充不同生产环境和工件的训练样本数据,进行迭代模型并优化参数,提高检出率的同时降低误检率和负样本检出率。

参考文献:

- [1] 张帆,泮佳俊,刘腾,等. 基于机器视觉的焊缝识别研究现状与发展趋势[J]. 电焊机, 2022, 52(07): 24-33+61.
ZHANG F, PAN J J, LIU T, et al. Research Status and Development Trend of Welding Seam Recognition-Based on Machine Vision [J]. Electric Welding Machine, 2022, 52(07): 24-33+61.
- [2] 郭召生,李杰,刘瑜. 自动切割及焊接技术在放射性阀门更换上的开发及应用[J]. 电焊机, 2020, 50(05): 77-83+137.
GUO Z S, LI J, LIU Y. Development and application of automatic cutting and welding technology in radioactive valve replacement project [J]. Electric Welding Machine, 2020, 50(05): 77-83+137.
- [3] 王靖然,王桂棠,杨波,等. 深度学习在焊缝缺陷检测的应用研究综述[J]. 机电工程技术, 2021, 50(03): 65-68.

- WANG J R, WANG G T, YANG B, et al. Summary of Research on Application of Deep Learning in Weld Defect Detection[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2021, 50(03): 65-68.
- [4] 董金枋, 汤大赞, 吴頔, 等. 强噪声下的激光视觉焊缝跟踪图像处理研究现状及展望[J]. 电焊机, 2022, 52(12): 1-16.
- DONG J F, TANG D Y, WU D, et al. Research Status and Prospect of Laser Vision Weld Seam Tracking Image Processing Under Strong Noise[J]. Electric Welding Machine, 2022, 52(12): 1-16.
- [5] 赵岚, 唐国寅, 温秀兰, 等. 基于3D视觉的机器人分拣实验系统研究与设计[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2023, 15(5): 604-611.
- ZHAO L, TANG G Y, WEN X L, et al. Robot sorting experiment system based on 3D vision[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology(Natural Science Edition), 2023, 15(5): 604-611.
- [6] 李刚, 杨笑丛. 3D视觉技术在机器人抓取作业中的应用[J]. 自动化博览, 2018, 35(11): 82-87.
- LI G, YANG X C. Application of 3D Vision Technology in Robot Picking Work[J]. Automation Panorama, 2018, 35(11): 82-87.
- [7] 周克东. 基于3D视觉技术的胶路检测系统研究与应用[J]. 自动化应用, 2022(12): 25-29+33.
- ZHOU K D. Research and application of glue path detection system based on 3D vision technology[J]. Automation Application, 2022(12): 25-29+33.
- [8] 陈炳权, 刘宏立, 孟凡斌. 数字图像处理技术的现状及其发展方向[J]. 吉首大学学报(自然科学版), 2009, 30(01): 63-70.
- CHEN B Q, LIU H L, MENG F B. Current Situation and Development Direction of Digital Image Processing Technology[J]. Journal of Jishou University(Natural Sciences Edition), 2009, 30(01): 63-70.
- [9] 张弛, 陈荣涛, 王皖勇, 等. 基于深度残差学习和三线激光结构光的复杂交叉焊缝类型辨识[J]. 热加工工艺, 2023, 52(21): 49-54.
- ZHANG C, CHEN R T, WANG W Y, et al. Identification of Complex Cross Weld Based on Deep Residual Learning and Three-Line Laser Structured Light[J]. Hot Working Technology, 2023, 52(21): 49-54.
- [10] 王健, 陈政, 张华良. 三维点云数据的预处理研究[J]. 科学技术创新, 2021(22): 115-118.
- WANG J, CHEN Z, ZHANG H L. Research on preprocessing of 3D point cloud data[J]. Scientific and Technological Innovation, 2021(22): 115-118.
- [11] 龙佳乐, 杜梓浩, 张建民, 等. 基于图像分割的点云去噪方法[J]. 液晶与显示, 2023, 38(01): 104-117.
- LONG J L, DU Z H, ZHANG J M, et al. Point cloud denoising method based on image segmentation[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2023, 38(01): 104-117.
- [12] 赵毅强, 周意遥, 胡彬, 等. 基于特征融合的深度点云补全算法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2022, 55(05): 535-542.
- ZHAO Y Q, ZHOU Y Y, HU B, et al. Deep Learning Point Cloud Completion Algorithm via Feature Fusion[J]. Journal of Tianjin University: Science and Technology, 2022, 55(05): 535-542.
- [13] 王研, 梁洪涛, 杨阿荣. 基于中值滤波去噪算法的激光光谱图像数据库构建[J]. 激光杂志, 2022, 43(02): 110-113.
- WANG Y, LIANG H T, YANG A R. Construction of laser spectral image database based on median filter denoising algorithm[J]. Laser Journal, 2022, 43(02): 110-113.
- [14] Lecun Y, Bottou L. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [15] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks[C]//NIPS, 2016.
- [16] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]//Computer Vision & Pattern Recognition, IEEE, 2016.