

基于三维激光扫描仪的无序工件精准定位

黄磊, 朱秀敏, 石雨婷, 曹恒宣
(南京林业大学 机电学院, 江苏 南京 210037)

摘要:为了获取生产线上无序且被遮挡的工件的准确位姿,为后续机械臂对工件特定部位的抓取提供支持,本文使用高精度三维激光扫描仪扫描生产线上无序摆放的工件,然后对原始点云先后采用 Voxel-Grid 降采样、平面分割和 DBSCAN 聚类,分割出单个工件点云,再用 K-4PCS 粗配准和 kd-tree 加速的 GICP 精配准方法,将工件实际点云与标准的点云模板(由工件的机械设计图转化而来)进行配准,最终得到了两者之间精确的位姿变换矩阵,进而获得工件摆放的准确位姿。为了验证论文提出方法的有效性,对生产线上 3 组形状不同工件的摆放位姿进行了测试。结果表明,该方法对于不同形状的工件摆放位姿都有很好的求解精度(误差 ≤ 3 mm)。

关键词:工件位姿确定;平面分割;DBSCAN;K-4PCS;GICP

中图分类号:TP278;TN249 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2023.07.007

Accurate localization of disordered workpieces based on 3D laser scanner

HUANG Lei, ZHU Xiu-min, SHI Yu-ting, CAO Heng-xuan

(College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: To obtain the accurate position of the disordered and obscured workpieces on the production line, and to support the subsequent gripping of specific parts of the workpieces by the robot arm, a high-precision 3 D laser scanner is used to scan the disordered workpieces on the production line in this paper. The Voxel down-sampling, plane segmentation and DBSCAN clustering methods are applied to the original point cloud to segment the individual workpiece point clouds. Then, the coarse registration algorithm of k-4 PCS and the precise registration method of the GICP based on accelerated kd-trees are adopted to register the actual point cloud of the workpiece with the standard point cloud template (converted from the mechanical design drawing of the workpiece). Finally, the accurate posture transformation matrix between the two is obtained, and the accurate posture of the workpiece placement is obtained. In order to verify the effectiveness of the proposed method, the position and attitude determination experiment is carried out on three workpieces in different shapes in the production line. The results show that the proposed method has good solution accuracy (error ≤ 3 mm) for different shapes of workpiece placement.

Keywords: position and attitude determination of the workpiece; plane segmentation; DBSCAN; K-4 PCS; GICP

1 引言

随着“中国制造 2025”战略的实施,我国制造业

正处于从数字制造向智能制造升级的阶段。工业机器人智能化应用是制造业转型升级的核心技术^[1],利

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 31901239);2021 年江苏省大学生创新训练计划(No. 202110298016Z)资助项目。

作者简介:黄磊(1975-),男,副教授,硕士研究生导师,主要方向为三维激光点云数据处理,激光 SLAM 导航,惯性与组合导航。E-mail:huanglei@njfu.edu.cn

通讯作者:朱秀敏(1999-),女,硕士研究生,主要研究方向为三维激光点云处理。E-mail:1664426157@qq.com

收稿日期:2022-08-20;**修订日期:**2022-09-20

用机械手对工件进行智能准确的定位和抓取,正在工业现场得到越来越广泛的应用。常见的工件位姿确定有2种方法:基于二维图像的处理方法对图像和环境有着严格的要求。当光照强度不均匀、噪声较大时,很难准确地求出工件的位姿^[2];而基于三维激光点云的工件位姿确定方法不受环境光照影响,在室内各种环境下一般都可以获得很高的定位精度^[3-6]。

在本课题研究中,各工件在生产线上是杂乱随机摆放的(但彼此不相连),并依次通过机械手的下方。机械手旁边安装的激光扫描仪由于视角原因,有时工件的部分会被遮挡造成采集的点云数据不完整。实测发现,传统的点云配准方法对于这种情况效果很差。针对这一问题本文采用了基于关键点的四点一致集(Keypoint-based 4-Points Congruent Sets, K-4PCS)的粗配准和广义迭代最近点(Generalized Iterative Closest Point, GICP)精配准结合的配准方法,将存在遮挡的工件点云与模板工件点云进行了匹配,最终得到了满意的配准效果,为后续机械手的精准抓取提供了支撑。

2 点云数据来源

工件摆放位姿的求解原理是将实际工件的点云与标准工件的点云模板进行配准,求出两者的位姿变换矩阵后,就可以确定工件摆放的位置和朝向。在本课题中,标准工件的点云模板源自用Solidworks导出的工件的切片文件(stl格式),再用CloudCompare开源软件将其转换为pcd格式的点云。图1给出了3种工件的标准点云模板,分别命名为点云I, II, III。



图1 3种工件的标准点云模板

Fig. 1 Standard point cloud templates of three kinds of workpieces

而工件的实际点云是用三维激光扫描仪(Photoneo公司的PhoXi 3D扫描仪)对生产线上无序摆放的工件扫描得到。

2.1 三维激光扫描仪原理

本课题采用Photoneo公司的PhoXi 3D扫描仪对生产线上无序摆放的工件进行测绘得到实际工件的三维点云数据,扫描仪实物如图2所示。

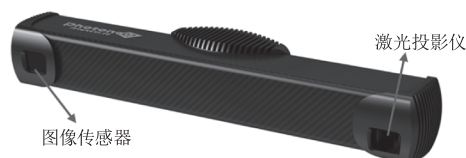


图2 PhoXi 3D扫描仪示意图

Fig. 2 Diagram of PhoXi 3D Scanner

PhoXi 3D激光扫描仪基于结构光投影原理,其采用波长638 nm的可见红光(激光)为光源,CMOS传感器成像,兼具3D激光测绘和2D CMOS相机功能,无需用户自己进行激光点云坐标系和相机坐标系的对齐,可直接输出物体的彩色点云,且扫描速度快、精度高,适用于工业场景。

3 工件实际点云的预处理

将基于结构光的三维激光扫描仪安置在机械臂前面,对生产线上传输过来的工件进行拍摄,得到了工件的原始点云文件。由于原始的工件点云数量大且含有大量与目标无关的噪声点云、生产线平面点云、杂物点云等,因此对于原始采集的数据需要进行预处理以提取出工件点云部分。处理流程如图3所示。

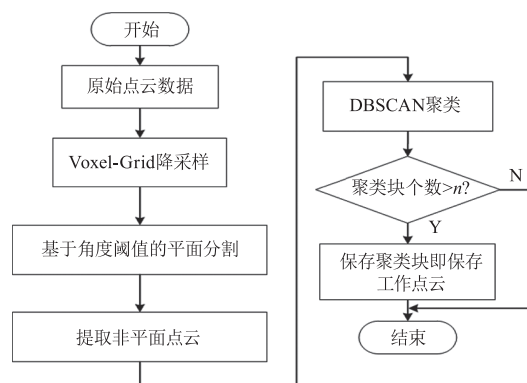


图3 预处理及分割流程图

Fig. 3 Pretreatment and segmentation flow chart

首先,对于原始点云进行Voxel-Grid体素降采样,降低数据量的同时保留点云的形状特征;然后通过基于角度阈值的平面分割,去除生产线点云,提取出生产线平面以上的点云^[7-8];最后通过具有噪声的基于密度的聚类方法(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN),根据点云密度将其分割为一个个聚类簇,若聚类簇的点云数大于阈值 k ,则作为工件点云保存以进行后续配准操作^[9]。

3.1 基于角度阈值的平面分割原理

基于角度阈值的平面分割相较传统的平面分割

添加了额外的角度约束,平面必须与指定的轴近似垂直(本文选取 z 轴,夹角阈值定为 20°)。本文算法以随机抽样一致性(Random sample consensus, RANSAC)算法为基础,增加角度阈值的约束后从降采样后的点云中分割出平面,得到传送带平面对应的点云。

具体步骤如下:首先从降采样后的实际点云中随机选取三个能构成与 z 轴近似垂直的平面的点,计算由此三个点构成的平面方程;然后计算实际点云中每一个点到该平面的距离,若距离小于距离阈值,则认为该点为平面内点,反之,则为非平面点;最后,迭代上述两个步骤,直到迭代次数超出阈值,选取平面内点最多的平面作为最优平面。

3.2 DBSCAN 原理

DBSCAN 是一种典型的基于欧氏距离的密度聚类算法,该算法的主要依据不同聚类簇之间距离较大,相同聚类簇之间距离很小,进而分割出工件点云。上述处理后的剩余点云经过 DBSCAN 聚类,每个工件的点云将被划为一类,算法步骤如图 4 所示。

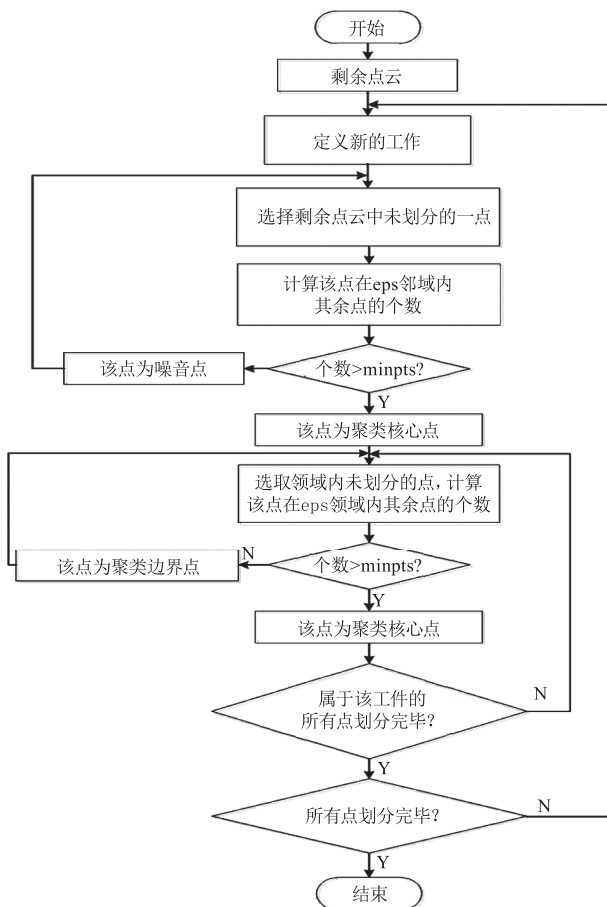


图 4 DBSCAN 算法原理图

Fig. 4 Principle of DBSCAN algorithm

DBSCAN 算法主要的两个参数为聚类半径 eps 和聚类密度 minpts ,当点的半径邻域内其余点的数量满足要求时,认为该点与邻域内所有点都属于同一工件^[10]。这样既可以将所有属于同一工件的点聚类成一簇,又可以避免噪音点的干扰,聚类效果较好。

4 工件位姿的获取

为了获取工件的位姿,需要将上一节中提取出的实际工件点云与对应的标准工件的点云模板进行配准。本文采用 K-4PCS 粗配准^[11]和 kd-tree 加速的 GICP 精配准方法^[12]。

4.1 K-4PCS 基本原理

K-4PCS 是一种全自动、无需人工标记的粗配准方法。它是四点一致集(4-Points Congruent Sets, 4PCS)法的一种改进,原理是通过降采样以及提取特征点集进行数据匹配,从而降低搜索点集的规模,提升运算速度。其使用 3D-Harris 或三维高斯差分(3D-Difference of Gaussian, 3D-DoG)算法提取关键点,最后通过 4PCS 算法使用特征点集合而非原始点云进行数据匹配^[13]。

在特征提取的过程中,3D-DoG 算法主要根据激光雷达信号的反射强度提取特征点,而 3D-Harris 法则依据物体点云的几何特征提取特征点。由于所用工件大多具有鲜明的几何特征,本文采用 3D-Harris 法提取特征点。

3D-Harris 算法将点云体素化,分割成一个个的方块体,其确定特征点的方法是从前、后、左、右、上、下 6 个平移方向检测方块体内点云的数量变化。该算法检测步骤如下^[14]:

①将点云体素化,建立局部坐标系,以法向量的方向为 Z 轴, X 、 Y 轴与 Z 轴两两垂直, X 轴方向在 XOY 平面内任意^[15];

②求解点云的法向量,构建法向量的协方差矩阵 M ,其表达式为:

$$M = \sum_{x,y,z} \omega(x,y,z) \begin{bmatrix} n_x^2 & n_x n_y & n_x n_z \\ n_y n_x & n_y^2 & n_y n_z \\ n_z n_x & n_z n_y & n_z^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $\omega(x,y,z)$ 是体素函数,能表示体素不同的贡献度; n_x, n_y, n_z 分别为点云法向量的三个分量;

③构建角点相应函数计算每个角点的响应值 R ,公式为:

$$R = |M| - k \cdot (\text{trace}M)^2, k \text{ 为常数} \quad (2)$$

④判断 R 是否大于角点响应阈值,若大于阈值且为局部极大值点,则为点云角点;否则,当前点不为角点。

用 3D-Harris 法提取出特征点后,便可进行 4PCS 粗配准。4PCS 是一种寻找最大公共点集的算法,它使用的是随机抽样一致(Random Sample Consensus, RANSAC)算法框架^[16],利用共面四点的仿射不变性进行配准,并通过随机构建匹配共面四点的方式来减少空间匹配运算,从而加速配准过程^[17]。假设实际点云、标准点云经过 3D-Harris 提取的特征点集分别为 P 、 Q ,4PCS 算法配准流程如下:

首先从点集 P 中随机选择三个非共线的点 a 、 b 、 c ,这三个点能够构成一个平面,然后选择与前三个点近似共面且距离最远的点 d 作为第四个点。四个点构成的对角线相交于点 e ,根据式(3)计算比例 γ_1 、 γ_2 :

$$\begin{cases} \gamma_1 = \frac{\|a - e\|}{\|a - b\|} \\ \gamma_2 = \frac{\|c - e\|}{\|c - d\|} \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} e_1 = q_1 + \gamma_1(q_2 - q_1) \\ e_2 = q_1 + \gamma_2(q_2 - q_1) \end{cases} \quad (4)$$

由仿射不变性可知,这两个比例在仿射变换下不会改变,故可根据此特性,求得点集 Q 中的四个仿射对应点。对于点集 Q 中任意一组点对,如: $\{q_1, q_2\}$ 等,可通过式(4)计算两个交叉点。计算所有点对的交叉点,若存在两个交叉点重合或近似重合,那么它们则可能是符合要求点集 P 中共面四点的对应点集合,便可建立对应关系。如图 5 所示,点对 $\{q_1, q_4\}$ 、点对 $\{q_3, q_5\}$ 通过式(4)计算得到的四个交叉点 e_1 、 e_2 、 e_3 、 e_4 ,其中 e_1 与 e_3 几乎重合,即 $e_1 \approx e_3$,故,点基 $C = \{q_1, q_3, q_4, q_5\}$ 为点基 $B = \{a, b, c, d\}$ 的对应点基^[18-20]。

按照上述寻找共面四点基的方法,4PCS 算法流程如图 6 所示,计算所有点集 Q 中可能为点基 B 的对应四点基集合 $U = \{U_1, U_2, \dots\}$,并利用每一个四点基 U_i 与点基 B 中的对应点关系计算得到旋转平移矩阵 T_i 。将点集 P 中的所有点通过得到的旋转平移矩阵 T_i 进行旋转平移,求出点集 P 中每个点经过变换后与点集 Q 中的对应点距离,计算对应点距

离小于阈值的点集 S_i 。最后找出所有对应点距离小于阈值的点数最多的点集,此时的变换矩阵即最优变换矩阵 $T^{[21-24]}$ 。

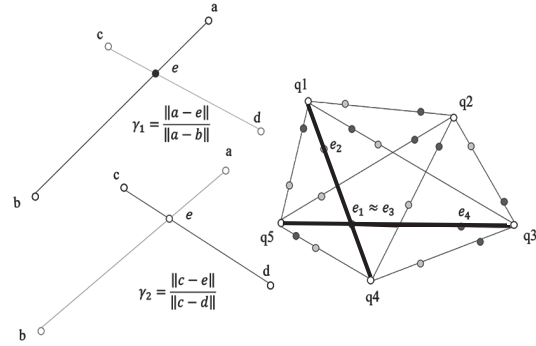


图 5 4PCS 算法四点基构建及匹配原理图

Fig. 5 Schematic diagram of four point base construction and matching of the 4PCS algorithm

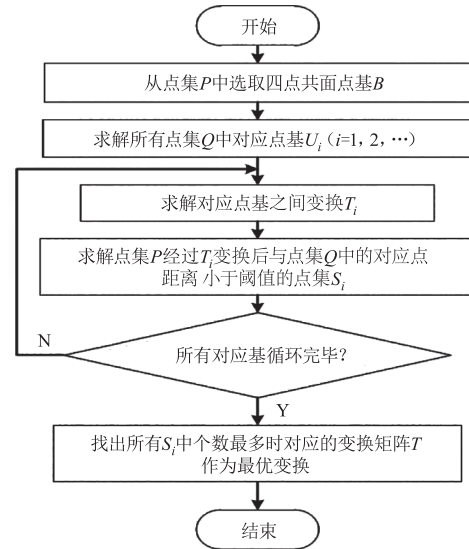


图 6 4PCS 算法流程图

Fig. 6 4PCS algorithm flow chart

4.2 GICP 基本原理

经典的迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法主要分为两个步骤:首先计算两次扫描之间的对应关系,然后计算使对应点之间的距离最小化的变换,最后重复这两个步骤直到最小距离小于阈值^[25]。GICP 原理与 ICP 大致相同,但在目标函数中附加了一个高斯概率模型以降低算法的复杂度,提高算法的鲁棒性。

假设源点云 A 与目标点云 B 中的对应点的集合分别为 $\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$, $\{b_1, b_2, \dots, b_N\}$, 则每个对应点邻域中的点云集合满足高斯分布,即 $a_i \sim N(\hat{a}_i, C_i^A)$, $b_i \sim N(\hat{b}_i, C_i^B)$, 其中 $\hat{a}_i, \hat{b}_i$ 分别是 a_i, b_i 的(坐

标)观测值。 C_i^A, C_i^B 分别为点 $\hat{a}_i, \hat{b}_i$ 的协方差矩阵^[26]。

假设对应点在点云内完全一致,则可通过 $\hat{b}_i = T^* \hat{a}_i$ 求得正确的变换 T^* 。对于任意的刚体变换 T ,对应点之间的配准误差可表示为 $d_i^{(T)} = b_i - Ta_i$, 由于 a_i, b_i 为相互独立的高斯分布,故 $d_i^{(T^*)}$ 也满足高斯分布:

$$\begin{aligned} d_i^{(T^*)} &\sim N(\hat{b}_i - (T^*)\hat{a}_i, C_i^B + (T^*)C_i^A(T^*)^T) \\ &= N(0, C_i^B + (T^*)C_i^A(T^*)^T) \quad (5) \end{aligned}$$

然后通过最大似然估计的方法迭代求解变换矩阵 $T^{[8]}$:

$$\begin{aligned} T &= \operatorname{argmax}_T \prod_i p(d_i^{(T)}) = \operatorname{argmax}_T \sum_i \log(p(d_i^{(T)})) \\ &= \operatorname{argmin}_T \sum_i d_i^{(T)T} (C_i^B + (T)C_i^A(T)^{-1}) d_i^{(T)} \quad (6) \end{aligned}$$

对于式(6),当 $C_i^B = P_i^{-1}, C_i^A = 0$ 时,变换矩阵简化为式(7),此时 GICP 与点到点的 ICP 的目标函数相同^[27-28]。

$$T = \operatorname{argmin}_T \sum_i d_i^{(T)T} \cdot d_i^{(T)} = \operatorname{argmin}_T \|d_i^{(T)}\|^2 \quad (7)$$

对于点到面的 ICP,其目标函数为:

$$T = \operatorname{argmin}_T \|P_i d_i^{(T)}\|^2 \quad (8)$$

其中, P_i 是点 b_i 处切平面的法向量,当 $C_i^B = P_i^{-1}, C_i^A = 0$ 时,目标函数与点到面的 ICP 一致,即为式(8)。

5 实验

对生产线上无序摆放且存在遮挡情况的 3 种工件(对应的 3 种标准点云模板见前图 1)用基于结构光的三维激光扫描仪进行了测绘,得到对应的 3 组实际点云 I、II、III,如图 7 所示。由图可见,由于扫描视角、工件遮挡等因素,得到的原始工件点云大多不完整。

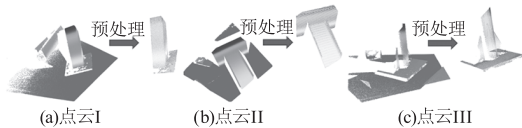


图 7 原始各工件点云

Fig. 7 Point cloud of original workpieces

图 7 中,左图的三维扫描仪采集的原始点云包含生产线平面、其他工件的部分、噪声点云,故需要对其进行预处理才能得到右图的单个工件点云。整个流程如图 3 所示。第一步首先是通过 Voxel-grid 降采样,在压缩原始点云数量的同时最大程度的保

持有用信息,以减小后续算法的时间开销,预处理结果如表 1 所示。

表 1 各原始工件点云的预处理结果

Tab. 1 Pretreatment results on each original point cloud

点云名称	原始工件点云数	预处理后点云数	工件模板点云数
I	241228	11858	15008
II	244637	15768	14997
III	249990	12051	15009

接下来以第 I 种工件的点云数据处理为例:降采样后的点云数据经过基于角度阈值的平面分割去除平面点云;然后采用 DBSCAN 聚类出工件的聚类块,进而提取出工件 I 的实际点云如图 8 所示。

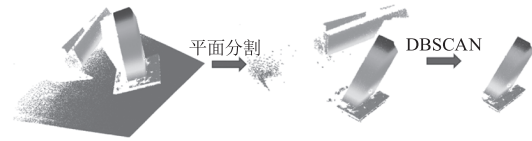


图 8 工件 I 点云的提取过程

Fig. 8 Point cloud extraction process of workpiece I

将提取出的(残缺)工件点云与图 1 中的标准工件点云模板进行配准,结果如图 9 所示。其中,包含各工件的标准点云模板以及从原始点云数据中提取出的各工件实际点云。对比本文方法与其它两种经典配准算法的配准结果可以看出,工件部分被遮挡引起的点云数据不完整会对点云配准效果造成较大的影响,导致两种传统方法的配准效果较差,然而本文提出的基于 K-4PCS 和 kd-trees 加速的 GICP 配准方法仍具有较好的效果。

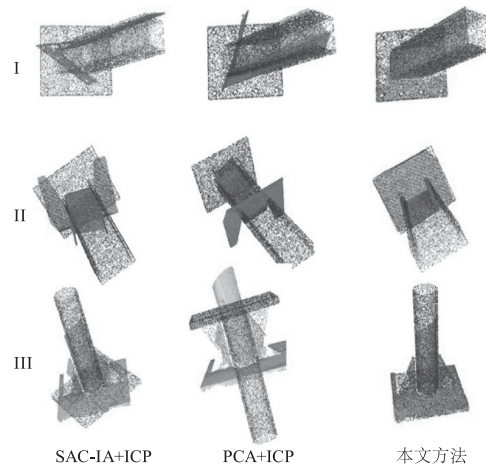


图 9 3 种算法对各工件的配准结果对比

Fig. 9 Comparison of registration results of three algorithms for each workpiece

三种算法的配准时间以及配准误差如表 2 所示,其中每个算法的精配准均使用 kd-tree 加速。以下算法在 Intel 酷睿 i7-7700HQ CPU@2.8 GHz,内存 8 GB, C++ 编程, Win10 操作系统的计算机上运行。

表 2 三种算法的配准误差

Tab. 2 Registration accuracy of three algorithms

算法	工件	配准误差/m
SAC-IA+ICP	I	0.048
	II	0.089
	III	0.045
PCA+ICP	I	0.025
	II	0.048
	III	0.065
本文算法	I	0.003
	II	0.002
	III	0.002

由表中数据可以看出,本文采用的 K4PCS 与 GICP 结合算法获得的配准精度远高于其他两种经典算法,对三组被遮挡工件点云的实际配准误差都在 3 mm 以内,从而可以满足机械臂精确抓取的需要。该算法的时间开销适中,在工程实践中如需进一步提高速度,可通过采用更快主频的 CPU/GPU,或者将算法固化到 FPGA 中实现。

6 结论

本文提出了一种对被遮挡条件下无序摆放工件的准确定位方法:采用三维激光扫描仪扫描工件得到原始点云,通过预处理、分割提取出实际工件点云,最后通过 K4PCS 和 kd-tree 加速的 GICP 配准算法获取工件精确位姿。实验表明,本文提出的方法具有较高的精度和良好的鲁棒性,为后续用机械臂对工件特定位置的抓取操作奠定了基础。

参考文献:

- [1] Sun Lining, Xu Hui, Wang Zhenhua, et al. Review on key common technologies for intelligent applications of industrial robots[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(2): 211-219, 406. (in Chinese)
孙立宁, 许辉, 王振华, 等. 工业机器人智能化应用关键共性技术综述[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(2): 211-219, 406.
- [2] Li Jianwei, Zhan Jiawang. Review on 3D point cloud registration method[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(2): 0349-0367. (in Chinese)
李建微, 占家旺. 三维点云配准方法研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(2): 349-367.
- [3] Li Xiaoyan. Research on 3D point cloud registration technology with low overlap[D]. Taiyuan: North University of China, 2021. (in Chinese)
李晓燕. 低重叠率三维点云配准技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2021.
- [4] Koide K, Yokozuka M, Oishi S, et al. Globally consistent 3D LiDAR mapping with GPU-accelerated GICP matching cost factors[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(4): 87-95.
- [5] Wang Xia, Zhao Yindi, Wang Jian. A registration method of laser point cloud with low overlap[J]. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(12): 130-136. (in Chinese)
汪霞, 赵银娣, 王坚. 一种低重叠率激光点云的配准方法[J]. 测绘科学, 2018, 43(12): 130-136.
- [6] Gong Xuejian. 3D Object recognition of scattered parts based on Real Sense[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese)
龚学健. 基于 RealSense 的散乱零件三维目标识别[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [7] Zhang Qiang, Li Zhaokui, Li Junxiao, et al. Planar point cloud segmentation based on the weighted average of adjusted normal vector[J]. Geography and Geo-Information Science, 2015, 31(1): 45-48. (in Chinese)
张强, 李朝奎, 李俊晓, 等. 一种改进的基于法矢方向调整的平面点云分割方法[J]. 地理与地理信息科学, 2015, 31(1): 45-48.
- [8] Lu Dongdong, Zou Jingui. Comparative research on denoising algorithms of 3D laser point cloud[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019, (S2): 102-105. (in Chinese)
鲁冬冬, 邹进贵. 三维激光点云的降噪算法对比研究[J]. 测绘通报, 2019, (S2): 102-105.
- [9] Ester M. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]//Proc. int. conf. Knowledge Discovery & Data Mining, 1996.
- [10] Gong Mingqian. Research on vehicle recognition and tracking based on the information fusion of lidar and camera[D]. Chongqing: Southwest University, 2021. (in Chinese)
宫铭钱. 基于激光雷达和相机信息融合的车辆识别与

- 跟踪研究[D]. 重庆:西南大学,2021.
- [11] Theiler P W, Wegner J D, Schindler K. Keypoint-based 4-points congruent sets-automated marker-less registration of laser scans[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2014, 96(oct.): 149 – 163.
- [12] Segal A, Hhnel D, Thrun S. Generalized-ICP[C]//Robotics; Science and Systems V, University of Washington, Seattle, USA, June 28-July 1, 2009.
- [13] Fan Qiang, Liu Peng, Yang Jun, et al. Improved 3D-NDT point cloud registration algorithm based on 3D-Harris and FPFH[J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(4): 567 – 575. (in Chinese)
范强, 刘鹏, 杨俊, 等. 基于 3D-Harris 与 FPFH 改进的 3D-NDT 配准算法[J]. *图学学报*, 2020, 41(4): 567 – 575.
- [14] Pan Y, Yang B, Liang F, et al. Iterative global similarity points: a robust coarse-to-fine integration solution for pairwise 3D point cloud registration[C]//2018 International Conference on 3D Vision(3DV). IEEE, 2018: 180 – 189.
- [15] Dror Aiger, Niloy J. Mitra, Daniel Cohen-Or. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2008, 27(3): 25 – 32.
- [16] Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239 – 256.
- [17] Koide Kenji, Yokozuka Masashi, Oishi Shuji, et al. Globally consistent 3D LiDAR mapping with GPU-accelerated GICP matching cost factors[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(4): 74 – 82.
- [18] Kovacic I, Brennan M J, Lineton B. On the resonance response of an asymmetric Duffing oscillator[J]. *International Journal of Non-Linear Mechanics*, 2008, 43(9): 858 – 867.
- [19] Li Qiujie, Yuan Pengcheng, Liu Xu, et al. Trunk extraction of street tree using mobile laser scanning[J]. *Journal of Forestry Engineering*, 2020, 5(5): 117 – 124. (in Chinese)
李秋洁, 袁鹏成, 刘旭, 等. 基于移动激光扫描的行道树树干提取[J]. *林业工程学报*, 2020, 5(5): 117 – 124.
- [20] Peng Beng, Yang Yaoquan, Jiang Pengyu. A multi-mode fusion laser point cloud registration algorithm[J]. *Laser & Infrared*, 2020, 50(4): 396 – 402 (in Chinese)
彭蹦, 杨耀权, 江鹏宇. 一种多模式融合的激光点云配准算法[J]. *激光与红外*, 2020, 50(4): 396 – 402.
- [21] Yang Y, Chen Z, Liu Y, et al. Detection system for U-shaped bellows convolution pitches based on a laser line scanner[J]. *Sensors*, 2020, 20(4): 1057.
- [22] Li Qiujie, Zheng Jiaqiang, Zhou Hongping, et al. Point cloud recognition of street tree target based on variable-scale grid index and machine learning[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2018, 49(6): 32 – 37. (in Chinese)
李秋洁, 郑加强, 周宏平, 等. 基于变尺度格网索引与机器学习的行道树靶标点云识别[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(6): 32 – 37.
- [23] Zhang Jianshuang, Zhang Hongmin, Luo Yongtao, et al. Imageregistration method based on improved Harris corner detection algorithm[J]. *Laser & Infrared*, 2017, 47(2): 230 – 233 (in Chinese)
张见双, 张红民, 罗永涛, 等. 一种改进的 Harris 角点检测的图像配准方法[J]. *激光与红外*, 2017, 47(2): 230 – 233.
- [24] Xu Z H, Xu E, Zhang Z X, et al. Multiscale sparse features embedded 4-points congruent sets for global registration of TLS point clouds[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 16(2): 286 – 290.
- [25] Tran N T, Tan D, Doan A D, et al. On-device scalable Image-based localization via prioritized cascade search and fast one-many RANSAC[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 28(4): 1675 – 1690.
- [26] Xu C, Liu Y, Ding F, et al. Recognition and grasping of disorderly stacked wood planks using a local image patch and point pair feature method[J]. *Sensors*, 2020, 20(21): 6235.
- [27] Lu P, Zhao Y Q, Xu Y. A two-stream CNN model with adaptive adjustment of receptive field dedicated to flame region detection[J]. *Symmetry*, 2021, 13(3): 397.
- [28] Wang Z H, Li M, Lu Y. Effective multiple pedestrian tracking system in video surveillance with monocular stationary camera[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021: 114992.