

基于优化 ICP 算法的机器人双目相机点云配准

陈壮¹, 陈闪²

(1. 芯恩(青岛)集成电路有限公司, 山东 青岛 266426; 2. 青岛滨海学院 机电工程学院, 山东 青岛 266555)

摘要:为了高效求解机器人在复杂工况下对物体的抓取位姿,在传统点云精配准基础上,基于 KD-Tree 优化 ICP 点云精配准。介绍机器人双目视觉生成视差图和深度图的算法,阐述点云配准的流程,论述以数据结构层面优化 ICP 算法的原理。采用双目相机作为视觉输入,重建场景点云,与物体三维模型精配准后,得到机器人末端执行器抓取位姿。结果表明:与优化 ICP 算法之前相比,该方法得到的物体目标点云在保证配准精度的同时能以更快的速度收敛至最优解。

关键词:机器人;点云配准;识别抓取;双目相机

中图分类号:TP249 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2022)05-0163-04

Point Cloud Registration of Robot Binocular Camera Based on Optimized ICP Algorithm

CHEN Zhuang¹, CHEN Shan²

(1. SiEn (Qingdao) Integrated Circuit Co., Ltd., Qingdao 266426, China;

2. College of Electromechanical Engineering, Qingdao Binhai University, Qingdao 266555, China)

Abstract: To solve the grasping pose of the robot in complex working conditions efficiently, based on the traditional point cloud fine registration, the ICP registration is optimized on the account on KD-Tree. This paper introduces the algorithm of generating disparity map and depth map by robot binocular vision, expounds the process of point cloud registration, and discusses the principle of optimizing ICP algorithm on data structure level. The phase, used as the visual input to reconstruct the point cloud of the scene, is precisely matched with the three-dimensional model of the object so as to obtain the grasping pose of the robot end actuator. The results show that the object point cloud obtained by ICP registration based on KD-Tree can converge to the optimal solution at a faster speed while ensuring the registration accuracy.

Keywords: robot; point cloud registration; recognition grabbing; binocular camera

0 引言

机器人末端执行器通常要求较高的抓取精度和识别效率,物体的抓取位姿需要借助外部图像采集设备,结合点云配准求解获得^[1-2]。本研究使用双目相机作为视觉输入,重建待抓取物体并生成点云数据集,在计算机上呈现物体的三维体貌^[3],再结合手眼标定得到物体相对机器人末端执行器的抓取位姿。点云重建与配准依赖于 PCL 点云库和 OpenCV 图像处理库^[4-5],点云配准的可靠性直接影响着抓取精度。

点云配准分为局部特征搜索配准法和全局特征搜索配准法两大类^[6]。考虑到 Kinova 机器人抓取视野范围较小且周围噪声点较多,因而选用具备局部拓扑关系特性的局部特征搜索配准法。点云配准占用了位姿解算的大部分时间。优化点云配准一般从点云存储结构、迭代次数、配准精度等方面入手,此外也要考虑在保证全局收敛的前提下,避免陷入局部最优解。

DISCHER S 等基于 KD-Tree 数据结构改进了点云存储方式,提高了检索局部特征点的执行效率^[7]。LAMINE T M 等针对稀疏点云相邻点间的对应关系,提出基于超密

度概念的局部特征搜索方法,保证了不同分辨率传感器获取的不同密度点云的配准准确性^[8]。DOS SANTOS J G Jr 等基于粒子群优化理论优化了 RGB-D 图像,生成 3D 对象跟踪器,解决了物体部分遮挡问题,缩短了配准时 GPU 处理点云的运行时间,减少了迭代次数^[9]。

本研究以机器人抓取空间中物体为例,简述双目相机成像模型,介绍物体三维重建以及点云配准等技术。基于 KD-Tree 加速邻域算法优化 ICP,旨在简化目标物的识别定位流程,提高物体抓取位姿效率及解算精度。

1 双目立体视觉模型

双目视觉为物体的三维重建提供原始图像输入,通过 RGB-D 图像以及相机内外参数矩阵,生成物体点云数据集。双目相机与 Kinova 机器人采用如图 1 所示“手在眼外”的安装方式,为双目相机 $\{C_l\}$ 、 $\{C_r\}$ 与机器人基座 $\{B\}$ 的相对位置关系。

双目相机成像及矫正原理如图 2 所示。极点 e_l 和 e_r 位于成像光心连接线上, l_l 和 l_r 表示共轭极线, I_l 和 I_r 表示相平面,空间任意点 P 与光心 O_l 和 O_r 构成截交极平面 S 。

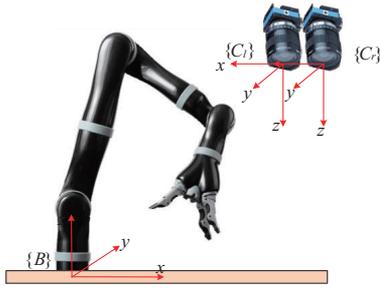


图 1 双目相机安装位置

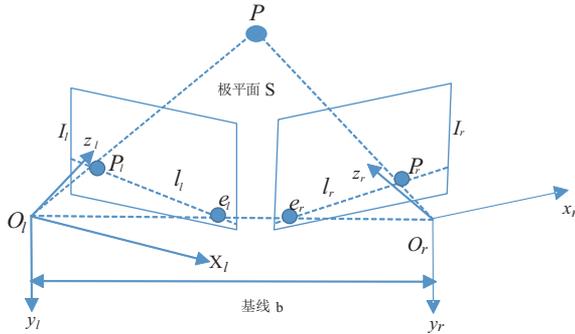


图 2 双目相机成像原理

调用 Bouguet 算法矫正双目相机,消除畸变,使基线 b 平行于相平面。保证在两像平面同一行高度搜寻匹配点完成立体匹配。根据 Semi-Global Block Matching (SGBM) 半全局匹配算法生成如图 3 所示的 8 位视差图。



图 3 RGB 图像和深度图

视差图像包含着空间各点的位置信息,根据双目视觉平行几何关系归一化焦距,映射像素单位至公制尺寸单位^[10]。设 SGBM 计算导出的视差绝对值为 d ,由双目视觉几何关系求得每个像素对应的深度值 h 为

$$h = \frac{(f \times b)}{d} \quad (1)$$

遍历深度图像的每个像素的 h ,表征着相机距离物体的实际物理距离 Z ,再结合各点 xy 坐标,生成三维点云图。

虽然已知 xyz 坐标,但是不同摆放位置的物体,抓取姿态不相同,需要进一步解算抓取的位姿,使得机器人末端执行器坐标系原点与待抓取物体质心相重合,得到相对矩阵 ${}^{\text{Base}}_{\text{Obj}} \mathbf{H}$ 。

2 点云预处理及配准

以双目视觉生成的 RGB-D16 位深度图为数据输入,

通过 PCL 点云库,重建物体点云,将生成点云的标记为目标点云集。

原始生成的点云数据集往往信息量较大,需使用 VoxelGrid filter 算法创建局部体素栅格进行下采样滤波,疏散点云以提高处理速度。因环境光照或遮挡产生噪声和离群点,也需要对其进行降噪。为了方便提取点云轮廓,也需要消除背景。如图 4 所示,提取左上角的点云作为实验对象,预处理后的点云才能满足后续配准的需要。

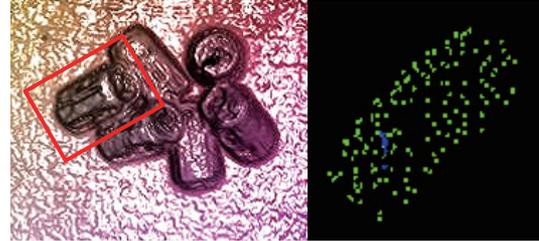


图 4 预处理后的点云

使用 Solid Wroks 建立物体的 1 : 1 模型并划分曲面网格,作为源点云集。点云的配准分为两步,首先进行 SAC-IA 粗配准,尽可能趋近两点云集^[11]。接着进行 ICP 精配准,以粗配准后的点云作为迭代初始位置,将精配准生成的目标点云与源点云矩阵之间的方均根差设为迭代中止条件。ICP 精配准的实质是按照已有的局部特征点,以最小二乘法进行矩阵刚体运算,迭代数次后得到最优旋转矩阵和位移矩阵,实现目标点云与源点云数据集的相交区域特征描述符最大限度重合。配准前后只变更点云的相对位置,不改变点云数据。

设源点云集 S 的点云数为 n_s 。目标点云集 Q 的点云数为 n_q 。配准过程中 S 点云集中的任意点 s_i 在 Q 点云集中搜寻对应点 q_i 。设 R 表示点云空间旋转矩阵, T 表示空间位移矩阵,则相邻两次目标点云变换后的表示形式如下:

$$q_{i+1} = R \times q_i + T \quad (2)$$

建立归一化非线性最小二乘法的目标函数的最小值为 $\text{Min}F(R, T)$:

$$\text{Min}F(R, T) = \frac{\sum_{i=1}^N \| (R s_i + T) - q_i \|^2}{n_s} \quad (3)$$

式中 q_i 表示 S 点云集中的任意点 s_i 对应于 Q 点云集定点直线距离最小值点。

设两个点云集的质心为 μ_s 和 μ_q ,构造互协方差方程 Σ_{s-q} ,求得四元对称矩阵 $G(\Sigma_{s-q})$,此矩阵对应 R ,代入 $T = \mu_s - R \mu_q$ 求得最优解。

目标点云集 Q 通过求解得到的 R 和 T 矩阵变换后得到新的目标点云集 Q' ,新点记为 q'_i ,迭代 k 次后,计算新目标点云集 Q' 与源点云集 S 的欧式距离:

$$d_k = \frac{\sum_{i=1}^{N_q} (s_i - q'_i)^2}{n_q} \quad (4)$$

相邻两次迭代前后的匹配点对应距离呈收敛趋势,完成第一次目标点云集 Q 以最优解矩阵向源点云集 S 靠近的过程。多次重复矩阵转换,根据实际情况设定迭代终止

阈值 $\delta=0.05$, 当 $d_{i+1}-d_i < \delta$ 成立时, 停止迭代, 得到的矩阵经过坐标转换成为抓取位姿矩阵。

ICP 算法在局部寻优时出错率较高, 容易陷入局部最优解, 此外原始的数据结构不利于处理数据量大的点云集。为了改善传统 ICP 点云的局限性, 需优化其数据结构和迭代效率, 使其更能满足各类场景的点云配准。常用的优化方式为粒子群或 KD-Tree, 在保证配准精度的前提下, 极大地提高了包围盒内临近点的搜索速度。

3 基于 KD-Tree 优化点云配准

KD-Tree 属于二进制 K 维空间的数据结构。广泛应用于数据集的最近邻搜索。本研究基于 KD-Tree 邻域特征优化 ICP 算法, 加速点云全局匹配, 优化点云数据结构, 以更快的速度完成精配准, 使得优化后的 ICP 建立了点云临近点的对应关系, 更能合理规划点云的数据结构。将其与点云重建领域相结合, 对点云数据的三维空间信息进行分割, 根据 KD-Tree 的分叉树特性, 确定划分左子树和右子树^[12]。KD-Tree 分为查询和回溯两个过程, 通过查询来查找数据点, 通过回溯来保证所查找近邻点的正确性。回溯的目的是对每一个子树数据集进行查询, 确保最近邻点的有效性^[13]。具体近邻搜索方法流程为:

1) 已知源点云集 S 任意点 s_i 的邻域集合为 S_i , 目标点云集 Q 任意点 q_i 的邻域集合为 Q_i , 默认点云为理想包容块, 结合邻域集合点云集各点相对于质心 μ_s 和 μ_q 位置关系, 求解点云集为最大方差维度 k 。

$$k = \text{Max} \left(\frac{\sum (X - u_x)^2}{n_q}, \frac{\sum (Y - u_y)^2}{n_y}, \frac{\sum (Z - u_z)^2}{n_z} \right) \quad (5)$$

2) 从中选取方差最大的第 k 维, 将其作为分割轴, 过中值点 P 作为划分轴对点数据集进行划分, 创建两个子数据集。同时判定优先级, 判别左子树和右子树的搜索路径。

3) 比较该子节点和邻域内目标点之间的欧式距离 d_i , 删除子集合外的点, 若未达到最小距离, 则依据新点集的质心设定新的邻域。

4) 以目标点为中心向周围阈值半径内建立包容块, 继续搜索邻域目标点。

5) 两个子树区域分别由异于之前轴建立的分割面进行等分; 再将新生成的子树区域顺序等分, 当后续包容块为空集时, 停止区域分割。

6) 当子节点与目标点的欧氏距离满足收敛阈值时, 或者搜索回溯到 KD-Tree 根结点时, 则 KD-Tree 回溯完成, 保证搜索所得结点为最近临近结点。

7) 遍历新点集 S'_i 和 Q'_i 所有点 s_i 和 q_i , 带入式(2)-式(4)得出最终抓取位姿矩阵。

4 点云配准实验

双目相机拍摄机器人抓取物体的场景, 经过立体匹配及矩阵转换后获取 RGB-D 图像信息, 由 PCL 点云库生成抓取场景点云集。使用 Solid Works 建立如图 5 所示的易

拉罐三维模型并划分网格。



图 5 三维模型和点云模型

提取图 4 左上角易拉罐目标点云与源点云进行三组配准实验, 对比验证“ICP 精配准”和“优化后 ICP 精配准”, 比较代码执行效率及精度验证算法有效性和可行性。如图 6 所示, 源点云与目标点云每次迭代后趋于重合, 进行 29 次后停止迭代。粗配准后的点云, 收敛至设定阈值 $\delta=0.05$, 完成点云配准, 再结合手眼标定得到待抓取物体相对机器人末端执行器的抓取位姿矩阵:

$$\begin{matrix} \text{Base} \\ \text{Obj} \end{matrix} H = \begin{bmatrix} 0.786 & 0.031 & 0.622 & 19.343 \\ 0.021 & 0.996 & -0.074 & -1.271 \\ -0.619 & 0.069 & 0.782 & 63.539 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

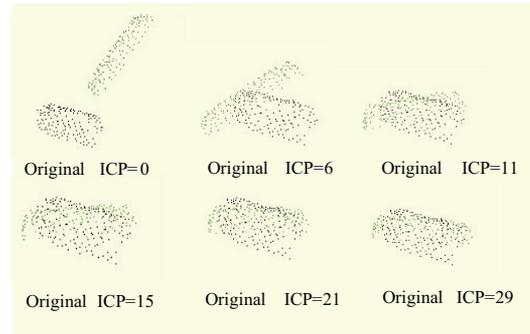


图 6 第 1 组点云配准结果

如表 1 所示, 对比了两个算法收敛后的迭代次数和执行时间。

表 1 代码执行效率表

组别	传统 ICP			优化后 ICP		
	执行时间/s	迭代精度	迭代次数/次	执行时间/s	迭代精度	迭代次数/次
1	14.52	0.026	34	8.93	0.027	29
2	68.64	0.037	38	37.90	0.049	30
3	24.49	0.043	35	16.83	0.033	28

由式(4)计算得出的欧氏距离差值作为迭代精度判断。显然在保证了迭代精度的前提下, 经过 KD-Tree 优化后 ICP 配准的迭代效率更高, 以更少的迭代次数收敛至最优解。

5 结语

本研究简述了双目视觉三维重建的基本理论,介绍了 ICP 配准的思路和算法。结合机器人实际抓取场景对比验证了传统 ICP 精配准算法和基于 KD-Tree 数据结构来优化的点云配准算法。从点云配准结果明显看出,优化的 ICP 配准算法,缩短了特征点匹配时间,减少了迭代次数,避免局部错误收敛,提升了代码执行效率,同时也控制了点云配准的误差。

参考文献:

- [1] 程远. 三维重建中的点云拼接算法研究[D]. 太原:中北大学,2017.
- [2] 龙超. 基于 Kinect 和视觉词典的三维 SLAM 算法研究[D]. 杭州:浙江大学,2016.
- [3] 杨军建. 点云数据处理系统设计与实现[D]. 抚州:东华理工大学,2016.
- [4] 鄢武. 基于 ROS 和点云库的室内三维物体识别与姿态估计[D]. 广州:广东工业大学,2016.
- [5] 王维,张丹,胡曾一震,等. 面向 AR 辅助维修的 3D 物体识别技术[J]. 机械制造与自动化,2020,49(3):155-158.
- [6] 王宪伦,陈壮,崔玉霞. 结构光非接触式 TCF 标定方法研

究[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(1):135-140.

- [7] DISCHER S, RICHTER R, DÖLLNER J. Concepts and techniques for web-based visualization and processing of massive 3D point clouds with semantics[J]. Graphical Models, 2019, 104:101036.
- [8] LAMINE T M, TAWSIF G, PAUL C, et al. CICIP: cluster iterative closest point for sparse-dense point cloud registration[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 108:66-86.
- [9] DOS SANTOS J G Jr, SILVADOMONTE LIMA JP. Particle swarm optimization for 3D object tracking in RGB-D images[J]. Computers & Graphics, 2018, 76:167-180.
- [10] 王丽燕,胡玲,祖洪飞,等. UR10 工业机械臂位置精度及可靠性分析[J]. 现代制造工程,2020(9):46-52.
- [11] 杨永涛. 三维离散点云数据处理关键技术研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2017.
- [12] 杨飏,李三宝,王力. 基于正态分布变换与迭代最近点的快速点云配准算法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(15):91-95.
- [13] KIM J, CROFTEA. Online near time-optimal trajectory planning for industrial robots[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 58:158-171.

收稿日期:2021-07-12

(上接第 162 页)

式中: θ_i^{\min} 、 θ_i^{\max} 、 d_i^{\min} 、 d_i^{\max} 表示关节变量的上、下限; N 表示随机次数, N 取值为 10 000。

将得到的 N 个 θ_i^{\min} 、 θ_i^{\max} 、 d_i^{\min} 、 d_i^{\max} 随机值代入到 0T 矩阵中的对应列,得到 N 个坐标点的随机值,这些点在空间中的分布就是所求末端执行器的工作空间。利用 MATLAB 将随机点导入得到单侧末端执行器的空间云,得到单侧末端执行器的工作空间如图 9 和图 10 所示。该图形为末端执行器工作位点可达点的集合,在 $-55 \text{ mm} < x < 160 \text{ mm}$ 、 $-30 \text{ mm} < y < 230 \text{ mm}$ 、 $-100 \text{ mm} < z < 250 \text{ mm}$ 。

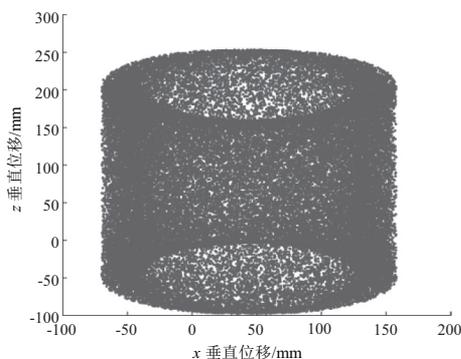


图 10 末端执行器二维 xOz 工作空间

已知中国和史坦牛乳房的形体姿态特征,乳头间距范围为 $8 \sim 12 \text{ cm}$;乳头长度范围为 $6.5 \sim 8.5 \text{ cm}$;乳头直径范围为 $2.0 \sim 2.5 \text{ cm}$ 。由图 9、图 10 得到的数据可知,挤奶机器人在进行挤奶工作时,末端执行器的执行位能实现对不同牛乳房位姿全覆盖,满足挤奶作业要求。

4 结语

1) 本文运用 TRIZ 理论中的因果分析法和矛盾矩阵及物-场模型对现有的挤奶机器人末端执行器进行分析,得出了一种新型气动式自适应双夹持的末端执行器,该执行器具有双夹持和微调节功能,满足了不同牛乳房间距和位姿的调节要求,提高了末端执行器的适应性和挤奶工作效率。

2) 利用 MATLAB 仿真证明挤奶机器人末端执行器工作范围满足要求,验证了结构设计的合理性。

参考文献:

- [1] WINNICKI S, ROMANIUK W, MIELCAREK-BOCHENSKA P, et al. Efficiency of milking cows using robot in a large herd[J]. Agricultural Engineering, 2019, 23(4):87-101.
- [2] 李源源,许楨子,陈蕾. 我国挤奶设备的应用现状与发展分析[J]. 农业科技与装备, 2013(9):77-78.
- [3] 于亚君. 挤奶机器人结构设计与运动性能分析[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2016.
- [4] JOHN A J, CULLEN B R, OLUBOYEDE K, et al. The effect of pasture quantity temporal variation on milking robot utilization[J]. Journal of Dairy Science, 2019, 102(3):2551-2559.
- [5] 王传友. TRIZ 新编创新 40 法及技术矛盾与物理矛盾[M]. 西安:西北工业大学出版社,2010.
- [6] CAVALLUCCI D, WEILL R D. Integrating Altshuller's development laws for technical systems into the design process[J]. CIRP Annals, 2001, 50(1):115-120.
- [7] 潘承怡,姜金刚. TRIZ 理论与创新设计方法[M]. 北京:清华大学出版社,2015.
- [8] 勾文浩,袁立鹏,宫赤坤,等. 基于足端轨迹的仿生四足机器人运动学分析与步态规划[J]. 现代制造工程,2017(7):37-41.

收稿日期:2021-06-08