

控制与决策

Control and Decision

3D视觉结合图像检测与导纳控制的圆轴孔零件机器人装配

陈平, 李灿, 雷学军

引用本文:

陈平, 李灿, 雷学军. 3D视觉结合图像检测与导纳控制的圆轴孔零件机器人装配[J]. *控制与决策*, 2023, 38(4): 963–970.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1467>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划与涂装质量检测研究综述](#)

Trajectory planning for spray-painting robot and quality detection of paint film based on machine vision: A review

控制与决策. 2023, 38(1): 1–21 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1438>

[基于分层强化学习的通用装配序列规划算法](#)

A general assembly sequence planning algorithm based on hierarchical reinforcement learning

控制与决策. 2022, 37(4): 861–870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1289>

[低质量渲染图像的目标物体6D姿态估计](#)

6D object pose estimation for low-quality rendering images

控制与决策. 2022, 37(1): 135–141 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1057>

[基于视觉反馈的多机器人自重构系统研究](#)

Multi-robot self-reconfigurable systems based on visual feedback

控制与决策. 2022, 37(8): 2127–2133 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0286>

[基于接触状态感知发育的机器人柔性装配方法](#)

Flexible assembly method based on contact state perception development

控制与决策. 2021, 36(4): 876–884 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1079>

3D 视觉结合图像检测与导纳控制的圆轴孔零件机器人装配

陈平[†], 李灿, 雷学军

(重庆大学机械与运载工程学院, 重庆 400044)

摘要: 面向机器人柔顺装配圆轴与圆孔零件, 建立基于 3D、单目视觉与导纳控制的机器人自动装配系统, 提出基于三维点云的轴线位姿估计算法、图像深度学习目标检测、导纳控制结合的圆轴孔零件的装配策略. 针对 3D 视觉估计圆孔零件位姿问题, 重点研究基于三维点云的轴线位姿估计算法. 首先, 介绍三维点云关键点选取方法; 然后, 以点云表面法线与轴线的几何约束为基础, 提出并分析轴线粗估计的算法; 最后, 在轴线粗估计的基础上, 提出并分析基于迭代鲁棒最小二乘的轴线位姿优化的算法. 实验结果表明: 轴线位姿估计的角度均方根误差为 0.248° , 位置均方根误差为 0.463 mm , 与现有流行的轴线估计方法相比, 所提方法的精度更高, 使装配策略很好地满足了机器人圆形轴孔零件装配的精度高、稳定可靠的要求.

关键词: 3D 视觉; 单目视觉; 三维点云; 导纳控制; 圆轴孔零件; 机器人装配

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1467

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 陈平, 李灿, 雷学军. 3D 视觉结合图像检测与导纳控制的圆轴孔零件机器人装配[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 963-970.

Robotic assembly of cylindrical shaft and hole parts based on 3D vision, image detection and admittance control

CHEN Ping[†], LI Can, LEI Xue-jun

(College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: For robotic smooth assembly of cylindrical shaft and hole parts, a system for robotic automatic assembly based on 3D vision, monocular vision and admittance control is established. The strategy for assembly of cylindrical shaft and hole parts is proposed, integrating axis pose estimation based on 3D point clouds, object detection using image deep learning, and admittance control. Aiming at the pose estimation of cylindrical hole parts based on 3D vision, an algorithm of axis pose estimation based on 3D point clouds is studied. Firstly, the method of keypoint selection on 3D point clouds is introduced. Then, based on the geometric constraints of point cloud surface normal and axis, the algorithm of coarse axis estimation is proposed and analyzed. After that, based on the coarse axis estimation, the algorithm of axis pose optimization based on iterative robust least squares is proposed and analyzed. The experimental results show that the angle RMSE of estimated axis pose is 0.248° and the position RMSE of that is 0.463 mm . Compared to the existing popular methods of axis estimation, the proposed method has the higher accuracy. The assembly strategy can meet the requirements of high precision, stability and reliability in robotic assembly of cylindrical shaft and hole parts.

Keywords: 3D vision; monocular vision; 3D point cloud; admittance control; shaft and hole parts; robotic assembly

0 引言

机器人自动装配零件吸引了许多来自汽车、航空航天和电子领域的研究人员^[1-4]. 轴与孔是常见的配合零件, 为实现机器人自动装配轴孔零件, 一般需解决: 1) 轴零件的检测与抓取; 2) 孔零件的检测与定位; 3) 轴零件柔顺导入孔零件内. 关于 1) 机器人检测与抓取零件, 已有广泛的研究^[5]. 本文聚焦于 2) 和 3),

机器人应精确地检测并定位孔零件, 从而将轴插入孔内. 同时, 考虑到轴孔导纳过程容易产生卡阻现象, 轴孔导纳应采用一种柔顺导纳的方式, 以消除卡阻. 关于孔零件的检测与定位, 文献 [6-8] 提出了基于纯力觉、视觉与力觉结合的方法. 机器人抓取轴零件后, 先借助视觉方法对孔零件进行检测与粗定位; 接着, 机器人移动轴零件使其接触孔零件, 并基于接触力反

收稿日期: 2021-08-21; 录用日期: 2021-12-30.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFB1703600).

责任编辑: 谢晖.

[†]通讯作者. E-mail: pingchen@cqu.edu.cn.

馈进一步精确地定位孔;最后,调整末端执行器姿态将轴插入孔内。然而,在力引导的孔零件定位中,力反馈指导机器人调整姿态,带来了较高的时间成本。因此,视觉定位孔零件有待进一步研究。

不同于已有的工作^[6-8],本文提出3D、单目视觉与导纳控制结合的装配策略,进一步探索视觉定位孔零件的方法。其中,单目相机获取的RGB图像具有高分辨率的特点,含有丰富的纹理特征信息。深度学习检测器^[9]能够充分学习到目标的特征信息,能在杂乱、遮挡环境下检测到目标,具有很强的鲁棒性。3D视觉获得的三维点云包含精确的深度、3D几何等信息。因此,可利用单目视觉在环境中鲁棒地检测目标零件,并基于该检测框,进一步用3D视觉精确地估计目标零件的6D位姿。这样有效融合3D与单目视觉,能够满足装配中孔零件视觉定位的鲁棒性与高精度的要求。此外,轴孔导纳时,导纳控制^[10]使得机器人可以自适应地调整末端执行器的姿态,避免卡阻现象,实现柔顺导纳。

关于3D视觉目标位姿估计,基于三维点云的方法已被广泛地研究。最经典的方法当属点云配准,例如迭代最近点(ICP)算法^[11-12],将两片点云对齐以计算位姿变换。尽管ICP简单有效,但它需要良好的初始化,且很容易陷入局部最优^[13]。尽管有研究^[14]对ICP进行了改进以保证全局最优解,然而在目标位姿估计中,ICP方法需要建立目标点云模板。文献^[15-16]提出了基于深度学习的方法识别目标并估计位姿,但由于姿态估计精度较低,不适用于装配过程。此外,当待估计目标为圆柱形的孔零件时,可从点云中检测或拟合圆柱体。目前方法可大致分为4类:1)随机样本一致性(RANSAC)^[17]拟合柱面来估计圆柱体参数;2)霍夫变换(Hough transform)^[18]在参数空间中投票来检测圆柱体;3)最小二乘法最小化点到柱面的距离来拟合圆柱体^[19];4)聚类算法根据点的欧氏距离和颜色信息从点云中提取圆柱体^[20]。最近,Nurunnabi等^[21]提出了一种鲁棒圆柱体拟合方法,将问题分解为圆拟合、方向和长度确定。

与上述3D视觉目标位姿估计方法不同的是,本文针对圆孔零件的几何特点,将圆孔零件的位姿抽象成其中心轴线的位姿,提出一种基于三维点云的轴线位姿估计方法,且该方法基于局部点云就可精确估计圆孔零件的轴线位姿。因此,该方法不受圆孔零件尺寸影响,也无需融合多片点云或重建完整的点云。机器人可沿着估计的中心轴线,将圆轴零件移入孔内。

综上所述,面向圆轴孔零件的装配,本文提出基

于三维点云的轴线位姿估计,同时融合深度学习目标检测和导纳控制的优点,形成3D、图像检测与导纳控制结合的装配策略,从而实现鲁棒、高精度地视觉定位孔零件和轴孔柔顺导纳,满足精度与稳定可靠的要求,并提升机器人装配效率。

1 机器人零件装配平台

图1为机器人零件装配平台,6自由度机器人配有单目相机、3D相机、力/力矩传感器和末端执行器上的气爪。机器人型号为YASKAWA MOTOMAN MCL-50,其位置控制精度可达0.07 mm。单目相机用于目标零件的检测和粗定位;3D相机用于孔零件的位姿估计;力/力矩(F/T)传感器用于反馈轴孔导纳过程中的接触力和力矩。此外,在主控机上发送装配指令。

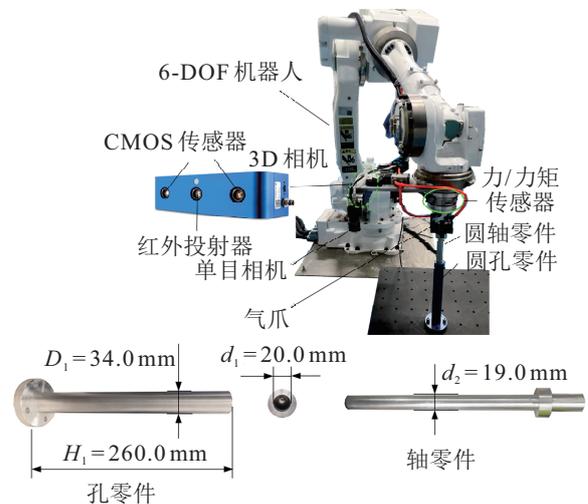


图1 机器人零件装配平台

3D相机型号为IDS Ensenso N10,配有一个红外投射器和两个CMOS传感器。其基本工作原理为:首先,红外投射器将不可见的红外光点投射到被测物体表面;然后,红外光点由两个CMOS传感器采集;最后,根据预先标定的转换关系计算每个点的空间位置,从而得到被测物体表面的三维点云。当相机工作范围在300 mm以内时,点云的位置精度可达到 ± 0.1 mm。待装配的零件为圆形轴与孔,其基本尺寸参数如图1所示,孔零件的内径为20 mm,轴零件的直径为19 mm,轴孔之间的配合间隙为 1 ± 0.05 mm(直径方向总间隙)。装配过程中,孔零件以任意位姿固定在已知零件台上。

2 圆轴孔零件装配策略

如图2所示,圆轴孔零件的装配流程依次包括轴零件的抓取、孔零件的检测与粗定位、孔零件的轴线位姿估计、轴孔导纳。

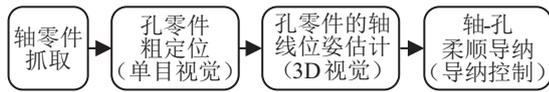


图2 轴孔零件装配流程

首先,机器人末端执行器抓取一个轴零件;然后,如图3所示,用单目相机俯拍桌面,采用深度学习方检测工作台上的孔零件并对其粗定位;接着,基于孔零件的检测与粗定位,末端执行器移动到孔零件附近,用3D相机基于三维点云的方法由粗到精地对孔零件的轴线位姿进行测量;最后,根据测得的轴线位姿,机器人将轴零件沿着轴线移入孔内,并配合导纳控制完成轴孔的柔顺导纳,消除卡阻现象。当轴零件完全进入孔内时,机器人松开气爪,结束装配并复位。

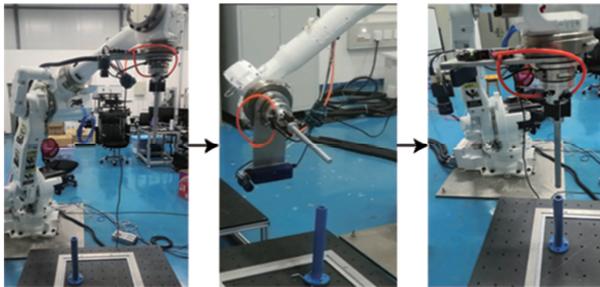


图3 3D视觉结合图像检测与导纳控制的装配策略

2.1 基于迁移学习的孔零件检测与粗定位

在单目视觉检测孔零件中,本文采用基于深度学习的目标检测方法^[9]。深度学习在图像检测领域有着很好的性能,因此,将卷积神经网络作为孔零件的检测器。网络架构设计采用迁移学习^[22]。本文将预训练的网络YOLOv5^[23]作为孔零件的检测器并对网络进行了微调。在以往的图像识别与检测任务中,YOLOv5有着良好的表现,这说明已学习到对不同任务都有用的特征。因此,可以在更小的数据集上对网络进行训练,并且只需稍微改变先前学习的特征。检测器可鲁棒地检测到圆孔零件。输入单目相机拍摄的RGB图像,输出孔零件的粗略位置。基于该位置,机器人可移动末端执行器到孔零件附近,使用3D视觉估计孔零件的精确位姿。

2.2 轴孔零件的柔顺导纳

如图3(c)所示,末端执行器沿着测得的轴线,将轴零件移入孔内。然而,轴与孔配合间隙较小且轴与孔的长度较长,轴零件部分进入孔内时,将接触孔零件内壁,发生卡阻现象。因此,为避免卡阻现象,在轴孔导纳的过程中,采用导纳控制^[10]自适应地调整末端执行器的姿态,从而使轴零件柔顺地被导入孔内,直至轴零件完全进入孔内。

轴零件在孔内的导纳过程中,当轴与孔相互作用时,可建立二阶线性方程

$$M_d \ddot{e} + D_d \dot{e} + K_d e = F_{\text{ext}}. \quad (1)$$

其中: $e = (x - x_0)$ 为末端执行器的实际轨迹 x 与期望轨迹 x_0 的偏差, F_{ext} 为来自环境的外力,常数 M_d 、 D_d 和 K_d 分别为惯性、阻尼和刚度。基于式(1)设计控制器,在导纳过程中对末端执行器的姿态持续调整,消除卡阻从而实现柔顺导纳。

3 基于三维点云的轴线位姿估计算法

根据装配策略,基于孔零件的检测与粗定位,末端执行器移动至孔零件附近,用3D视觉估计孔零件的轴线位姿(见图3(b))。本文提出一种粗到精的轴线位姿估计方法。该方法的步骤依次为关键点选择、轴线粗估计、轴线位姿优化。输入3D相机获取的点云,输出轴线位姿 X 。令 $X = [x, y, z, u, v, w]^T$ 。其中: $[x, y, z]^T$ 为轴线的位置, $[u, v, w]^T$ 为轴线的方向,模为1。

3.1 关键点选取

3D相机拍摄圆孔零件外表面并获取点云,将其表示为点集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, $p_i \in R^3$ 。点云中通常存在一些离群点和噪声,将会影响轴线位姿估计的精度。因此,在计算轴线位姿之前,需要对点云进行预处理,选取关键点并去除离群点。因为关键点与离群点在曲率上有较大的差异,所以可以根据点的曲率大小,保留关键点并剔除离群点。PCA (principle component analysis)算法可以估计点附近的表面变化率,将其近似为点的曲率。假定点 p_i 为点云 P 内的一点,即 $p_i \in P$,点 p_i 的邻域为 p^k ,则关于邻域的协方差矩阵为

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{p}) \cdot (p_i - \bar{p})^T, \quad (2)$$

$$C \cdot t_j = \lambda_j \cdot t_j, \quad j \in \{0, 1, 2\}, \quad (3)$$

其中 $p_i \in p^k$ 且 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$ 。则点 p_i 的曲率为

$$\sigma_p = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}. \quad (4)$$

根据式(2)~(4)计算每一点的曲率,由于关键点位于平滑区域,关键点的曲率较小,根据实验设置曲率阈值为 $\sigma_p = 0.02$,保留关键点($\sigma_p < 0.02$)并剔除离群点($\sigma_p \geq 0.02$)。

3.2 基于点云法线和RANSAC的轴线粗估计

如图4所示,理想圆柱表面的法线与轴线垂直且相交。若已知圆柱面不同母线上的两点及其法线,可确定唯一的轴线与两法线垂直且相交。PCA算法可以估计点云表面法线,在式(3)中,最小特征值 λ_0 对应的特征向量 t_0 可近似为点 p_i 处的法线 n_i 。然而,所

估法线的方向存在误差,且3D相机获取的圆柱表面点云带有微小的位置误差.因此,仅根据图4求轴线,求得轴线位姿的精度将过低.

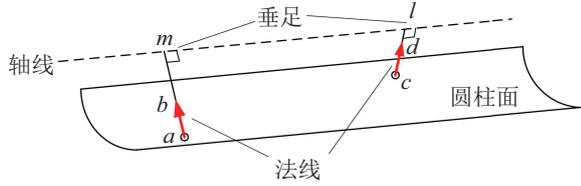


图4 圆柱面法线与轴线的几何关系

本文提出一种基于点云法线和RANSAC的轴线粗估计方法(见图5算法1).输入点云及其表面法线,输出估计的轴线.在每次迭代中,任选两点及其法线计算一条轴线,并检验该轴线与其余法线是否垂直.令法线和轴线的点积为 s_i ,设定点积阈值为 $s^* = 0.01$.若点积 $s_i < s^*$,则认为该点的法线与轴线垂直,并记为内点;否则,记为外点.记下支持当前轴线的点的数量.根据RANSAC策略^[17]设置迭代次数为10.下面由任意两点及其法线计算轴线.

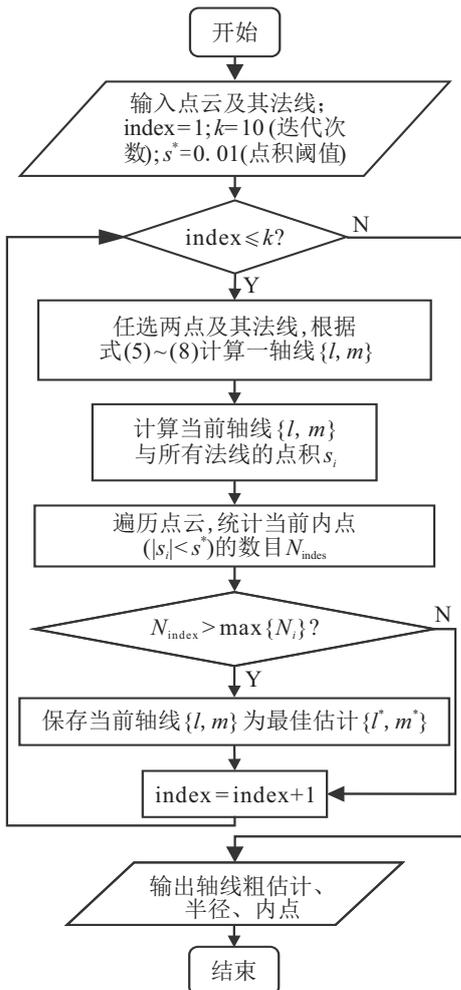


图5 算法1:基于点云法线和RANSAC的轴线粗估计

首先,设经过点 $l(x_l, y_l, z_l)$ 和 $m(x_m, y_m, z_m)$ 的轴线方程为

$$\frac{x - x_m}{x_l - x_m} = \frac{y - y_m}{y_l - y_m} = \frac{z - z_m}{z_l - z_m}. \quad (5)$$

如图4所示,令 l 和 m 为两个垂足,而 l 和 m 可由两点 a 、 b 及其法线求得.令两法线为 n_{ab} 和 n_{cd} ,其端点为 a 、 b 和 c 、 d ,即 $n_{ab} = (b - a)$, $n_{cd} = (d - c)$,且模长均设为1.则 l 和 m 可表示为

$$\begin{bmatrix} m \\ l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_1(b - a) + a \\ k_2(d - c) + c \end{bmatrix}, \quad (6)$$

其中 k_1 和 k_2 为待求系数.因为垂直关系,当前轴线与法线 n_{ab} 、 n_{cd} 的点积均为0,即满足

$$\begin{cases} (l - m) \cdot (b - a) \\ (l - m) \cdot (d - c) \end{cases} = 0. \quad (7)$$

将方程(6)代入(7)可解 k_1 、 k_2 .此外式(5)可写为

$$[x, y, z]^T = [u, v, w]^T t + [x_m, y_m, z_m]^T. \quad (8)$$

其中: $[u, v, w]^T$ 为单位方向向量, t 为系数.

3.3 基于迭代鲁棒最小二乘的轴线位姿优化

由于法线估计存在误差,算法1估计的轴线的精度有限,需要进一步优化.本文提出基于迭代鲁棒最小二乘轴线位姿优化的算法(见图6算法2).

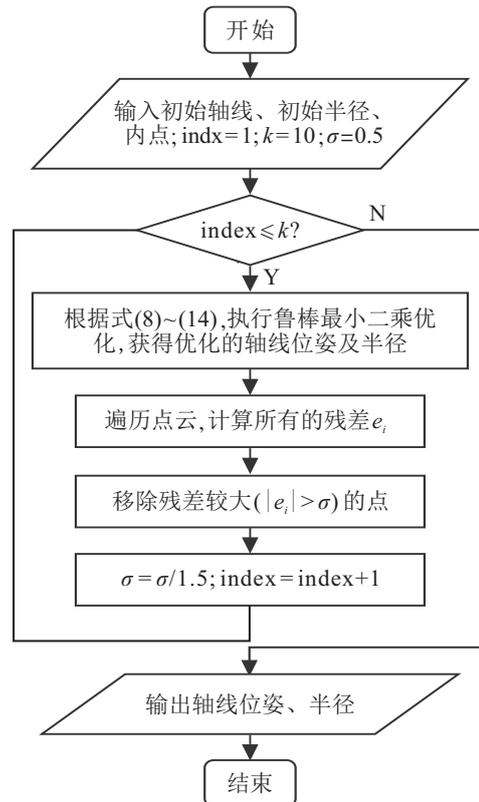


图6 算法2:基于迭代鲁棒最小二乘的轴线位姿优化

在算法2中,输入由算法1估计的轴线、初始半径、内点,输出优化的轴线位姿、半径.总共设置10次迭代以实现轴线位姿的优化,输出轴线位姿 X .在每次迭代中,过滤较大残差项.迭代次数根据半径的收敛情况设置.在每次迭代中,鲁棒最小二乘法的具体

实现如下.

首先, 计算残差

$$e_i = d_i - r. \quad (9)$$

其中: r 为估计的半径; d_i 为内点到轴线的距离, 即点 p_i 到垂足 f_i 的距离. 因 f_i 在轴线上, 由式(8)可得

$$f_i = [u, v, w]t + [x_m, y_m, z_m], \quad (10)$$

其中 t 为待求系数. 又因 $\overline{p_i f_i}$ 垂直于轴线, 则有

$$[u, v, w] \cdot (p_i - f_i) = 0. \quad (11)$$

将式(10)代入(11)可得

$$t = \frac{u(x_m - p_{ix}) + v(y_m - p_{iy}) + w(z_m - p_{iz})}{u^2 + v^2 + w^2}. \quad (12)$$

因此, f_i 可写为 $f_i(x_m, y_m, z_m, u, v, w, p_i)$, 而 d_i 可表示为 $d_i(x_m, y_m, z_m, u, v, w, p_i)$. 考虑所有的残差项 $\sum e_i$, 可以得到代价函数

$$J(x) = \sum_{i=1}^k [d_i(x_m, y_m, z_m, u, v, w, p_i) - r]^2. \quad (13)$$

其中: $x = [x_m, y_m, z_m, u, v, w, r]^T$ 为优化变量, p_i 为给定点的坐标. 同时, 为保证算法的鲁棒性, 引入 Huber 核函数^[24]

$$H(e_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}e_i^2, & |e_i| \leq \delta; \\ \delta(|e_i| - \frac{1}{2}\delta), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

最后得到鲁棒最小二乘如下:

$$\min_x J(x), \quad (15)$$

其中 $J(x)$ 为代价函数(13).

4 实验与评估

4.1 轴线位姿估计

在机器人平台下, 对第3节的轴线位姿估计方法进行实验. 为验证方法的可靠性, 总共进行4组实验. 孔零件以不同位姿固定在桌面上.

以一组实验为例. 根据图3(b), 首先, 单目视觉目标检测并粗定位孔零件. 接着末端执行器移动到孔零件附近, 用3D相机对孔零件进行一次拍摄, 获得孔零件的外表面的局部点云, 并根据该点云数据估计轴线位姿. 估计过程如图7所示: 在①中, 对原始点云进行关键点选取并过滤掉粗糙外点, 设置曲率阈值为 $\sigma_p = 0.02$, 保留关键点 ($\sigma_p < 0.02$) 并去除离群点 ($\sigma_p \geq 0.02$). 在②中, 用PCA算法对点云进行法线估计. 在③中, 采用基于点云法线和RANSAC的轴线粗估计(算法1), 初步估计轴线并保留内点, 粗估计的轴线标记为实线. 该轴线受最多的内点支持, 而内

点是根据点积计算结果保留的. 然而, 由于法线估计存在误差, 且RANSAC并不能保证结果的精度, 算法1得到轴线的精度有待提升, 估得的半径值也有待优化. 在④中, 采用迭代鲁棒最小二乘的轴线位姿优化(算法2), 同时对轴线和半径值进行优化, 得到优化的轴线, 标记为虚线. 在优化过程中, Huber核^[24]保证了算法的鲁棒性.

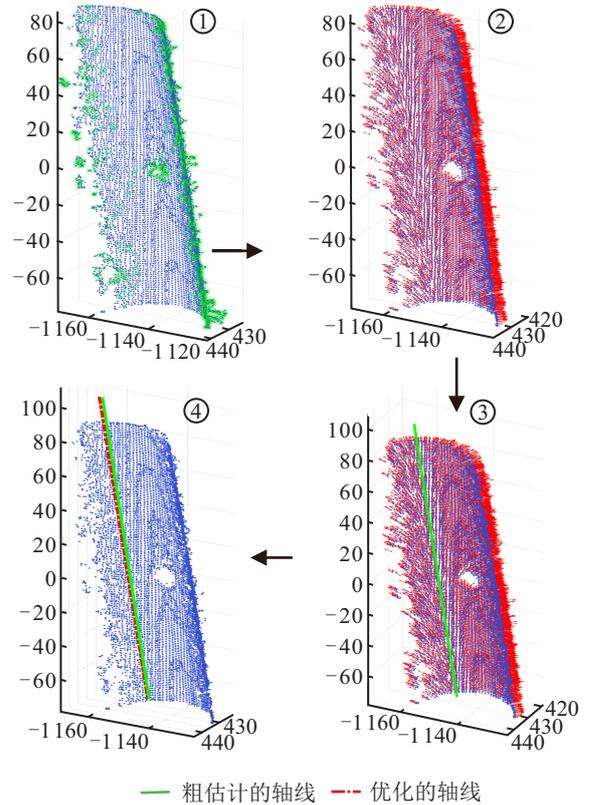


图7 轴线位姿估计过程

为进一步说明优化的有效性, 在4组实验中, 对比优化前后的残差, 残差的计算如下:

$$e_i = \frac{D_1}{2} - d_i. \quad (16)$$

其中: $D_1/2$ 为半径真值, d_i 为点到轴线的距离. 于是得到4组优化前后的残差, 如图8所示. 优化前, 残差分布在 $-0.5 \leq e_i \leq 2.0$ 附近, 没有规律性, 这说明很多点到轴线的距离并不等于半径真值, 即轴线误差较大; 相反, 优化后, 残差基本分布在 $e_i = 0$ 上, 这意味着点到轴线的距离基本都等于半径真值, 即轴线的精度较高. 对比优化前后可知, 算法1能初步估计轴线及半径, 但其精度不足. 在算法2的优化下, 轴线位姿精度得到了显著提升. 在算法2中, 设置了鲁棒核并过滤掉残差项较大的点, 从而保证优化不受较大残差项的干扰, 具有良好的鲁棒性.

此外, 在4组实验的轴线优化过程中, 观察到半径的估计值也随着迭代逐渐收敛于半径真值. 令半径估计值与真值之差为 $\Delta r = r - D_1/2$. 其中: r

为半径的估计量, $D_1/2$ 为半径真值. 如图9所示, 在未开始优化时(迭代次数为0时), 可以看到, Δr 处于 $0.4 \leq \Delta r \leq 0.6$ 范围内, 说明算法1提供了良好的半径初始值. 在算法2的优化迭代中, 半径值不断向半径真值逼近. 当第10次迭代时, $\Delta r \approx 0$, 半径值收敛于真值, 这也是算法2迭代次数设为10的原因. 半径的优化结果也说明了算法2的有效性.

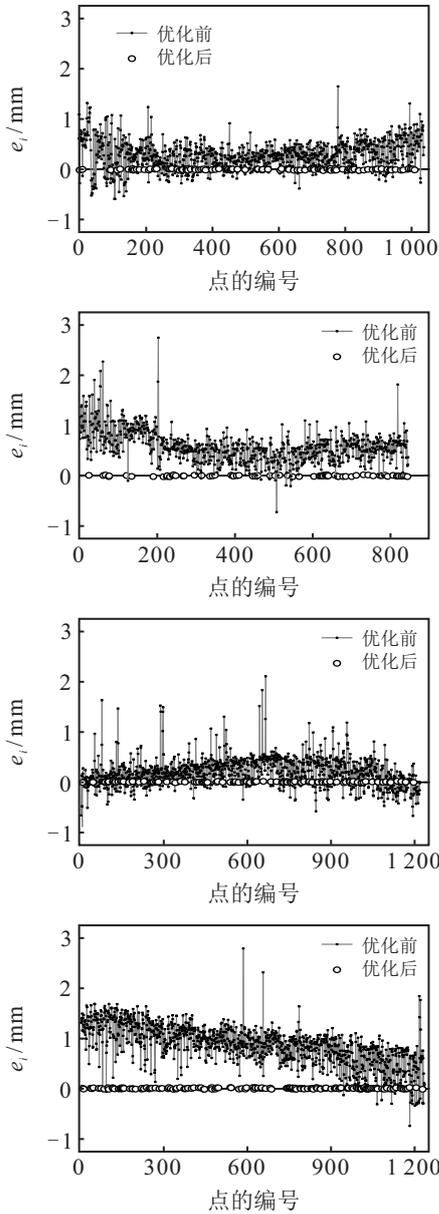


图8 优化前后的残差

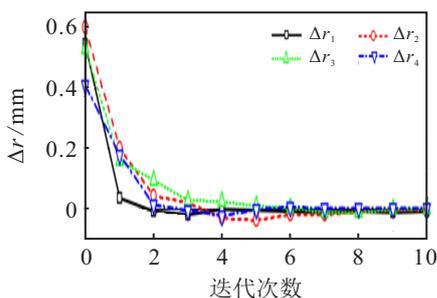


图9 半径估计值与真值之差 Δr

4.2 圆轴孔零件装配

为验证轴线位姿估计算法在装配中的有效性, 采用完整的3D、单目视觉与导纳控制结合的装配策略, 进行圆轴孔零件的装配实验. 在实验中, 孔零件以不同位姿摆放, 3D相机也从不同角度和位置拍摄. 将孔零件以6种不同的位姿摆放并固定, 对于每种位姿的孔零件, 机器人从6个不同的位置角度拍摄零件并获取点云, 总共36次装配实验.

以一组实验为例. 机器人按照图2和图3所示的装配策略进行轴孔装配. 值得注意的是, 轴孔导纳过程中, 力与力矩的反馈如图10所示. 开始时, 轴零件沿测得轴线方向成功移入到孔中. 同时, 在轴与孔的内表面强接触之前, 力和扭矩几乎为零. 在轴零件达到一定深度后, 轴与孔相互作用, 导致力和力矩发生突变. 根据F/T传感器反馈的大小和方向, 机器人自适应地调整末端执行器的姿态, 以避免产生过大的力和力矩, 并同时朝着孔底移动. 因此, 轴零件不会卡在孔中, 从而达到柔顺导纳的效果. 最后, 当导纳完成时, F/T反馈再次接近零. 力和力矩的大小分别保持在80N和30N·m以内, 这是人为设定的安全阈值.

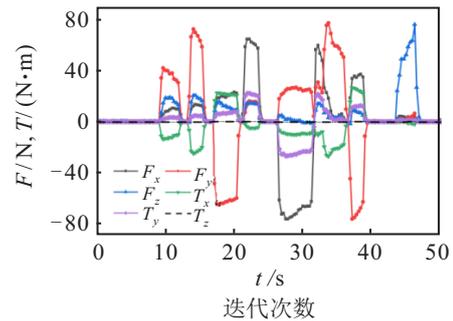


图10 轴孔导纳时的力和力矩反馈

为量化轴线位姿估计方法的精度, 轴线估计值 X 应与轴线真值作比较. 然而, 在实际场景中, 孔零件的轴线真值往往很难获取. 为此, 本文提出, 在轴孔导纳完成时, 用末端执行器测量孔零件的轴线, 并将其作为参考轴线 X^* . 如图11所示, 当导纳完成时, 末端执行器夹持着轴零件, 与孔零件基本保持同心, 此时可由末端执行器的位姿推算出轴线参考值 X^* , 末端执行器的位姿在示教器上可读得. 尽管该参考轴线并非精确等于真值, 但其精度较高, 可用于与轴线估计值作比较. 令估计轴线 X 与参考轴线 X^* 的位置差为 s mm, 角度差为 φ° . 关于轴线位置, 设置为孔的上端面处. 由36次装配实验得到位置差和角度差的结果, 如图12所示, 估计轴线与参考轴线存在一定的差异, 角度差为 $0.10^\circ \sim 0.50^\circ$, 位置差为 $0.20 \sim 0.60$ mm. 这表明, 在导纳控制下, 末端执行器做出了适当的位姿调以避免卡阻现象. 同时, 这也说明了, 在

该机器人平台下,本文提出的轴线位姿估计方法可以保证轴线位姿估计的一致性,即3D相机在不同位置角度测得同一目标的轴线位姿并无显著差异.轴线位姿估计精度较高,完全满足轴孔配合总间隙为1 mm的装配要求.

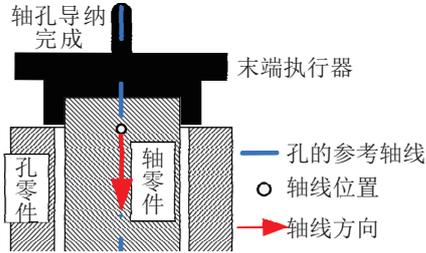


图11 参考轴线

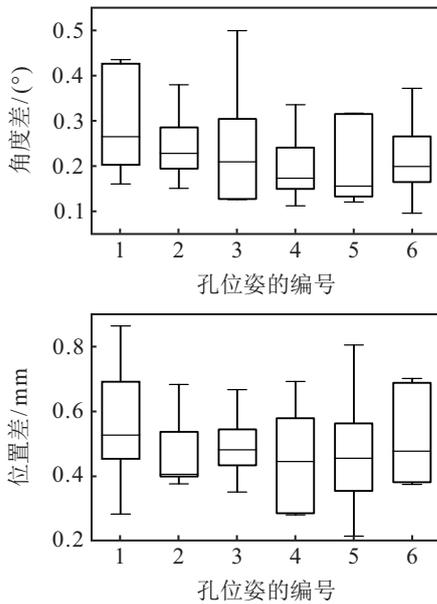


图12 角度差与位置差的箱形图

4.3 方法对比

进一步将该算法与其他流行方法作对比.在同一机器人平台、实验条件下,将ICP^[11]、RANSAC^[17]、PCA^[25]算法用于轴线位姿估算.ICP算法通过点云配准估计轴线,RANSAC算法通过拟合圆柱面估计轴线,PCA算法通过分析主方向估计轴线.在装配实验中发现,RANSAC、PCA所估轴线存在较大的位置误差,轴零件无法沿着估得轴线进入孔内,即轴端与孔的上端会发生碰撞.为了对比结果,用示教器手动调整末端执行器的位姿,以使轴端与孔端相互对准,接着完成轴孔导纳.最后,将每种方法的轴线估计结果与参考轴线(见图11)作比较,以均方根误差(RMSE)量化对比结果.

$$\text{RMSE}_\varphi = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varphi_i^2 \right)^{1/2}, \quad (17)$$

$$\text{RMSE}_s = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i^2 \right)^{1/2}. \quad (18)$$

其中: $\varphi_i/(\circ)$ 为角度差; s_i/mm 为位置差; n 为10,即进行了10组实验.对比结果如表1所示,RANSAC与PCA估计的轴线存在较大误差,无法用于引导轴零件进入孔内,而ICP算法能有效地估计轴线,但本文所提方法的精度最高.

表1 方法比较

方法	RMSE $_\varphi/(\circ)$	RMSE $_s/\text{mm}$
RANSAC ^[17]	0.745	6.537
PCA ^[25]	0.923	5.946
ICP ^[11]	0.572	0.809
本文方法	0.248	0.463

4.4 讨论

在单目视觉的目标检测中,采用了深度学习检测器YOLOv5^[23]检测孔零件.根据官方性能评估^[23]和文献[26]的研究,YOLOv5优于YOLOv3^[27]和YOLOv4^[28].该检测器能够鲁棒地检测出零件台上的孔零件,且训练时间较短.

在3D视觉位姿估计中,将孔零件位姿抽象成中心轴线的位姿,提出了基于三维点云的轴线位姿估计方法,该方法由粗至精地估计轴线位姿.该方法的精度优于流行方法,且由于RANSAC、鲁棒最小二乘、迭代策略的特点,该方法具有较强的鲁棒性.另外,用轴线位姿替代孔零件的位姿,使其位姿估计不受零件尺寸影响.

在机器人装配作业过程中,根据零件台的高度预设了机器人3D视觉观测位置的高度,3D相机对准圆孔零件的局部进行一次拍摄,并获取到零件外表面的局部点云,根据该点云即可估计轴线位姿,因此轴线位姿估计不受目标零件的高度尺寸影响,也无需融合多片点云或重建完整点云等冗余操作.由图12可知,对同一孔零件从不同位置角度估测的轴线位姿具有一致性.若装配作业中,零件上有多个高度落差较大的圆形轴孔需要依次进行装配,则可获取并分割目标点云,分别估计轴线位姿,再依次根据轴线位姿进行装配.结合图像深度学习检测的鲁棒性、基于三维点云的轴线位姿估计的高精度,使得孔零件的视觉定位具备鲁棒性、高精度.

装配方法的时间成本主要取决于人工设定的机器人工作速率.在同一机器人速率设定下,相比力引导的装配方法,本文利用3D视觉提供较高精度的目标位姿估计,从而省去了力引导的目标定位操作.因此,本文所提的装配策略更节约时间.

5 结论

本文根据圆轴孔零件装配鲁棒性与精度高的要求,提出了3D视觉、图像检测与导纳控制结合的

装配策略,其中,主要研究了基于三维点云的轴线位姿估计方法.首先,设计了机器人平台,用于零件检测、位姿估计与装配;然后,引入了基于迁移学习的孔零件检测;最后,提出了基于三维点云的轴线位姿估计方法,其中包含关键点的选取、基于点云法线与RANSAC相结合的轴线粗估计算法、基于迭代鲁棒最小二乘的轴线位姿优化算法.实验表明,轴线位姿估计的角度均方根误差为 0.248° ,位置均方根误差为 0.463 mm ,优于现有的流行方法.该装配策略基本满足了圆形轴孔零件机器人装配的高精度与稳定可靠的要求.在未来的研究中,将进一步研究机器人视觉测量不确定度.

参考文献(References)

- [1] Peng G L, Ji M Y, Xue Y, et al. Development of a novel integrated automated assembly system for large volume components in outdoor environment[J]. *Measurement*, 2021, 168: 108294.
- [2] Fang S W, Huang X L, Chen H P, et al. Dual-arm robot assembly system for 3C product based on vision guidance[C]. *IEEE International Conference on Robotics & Biomimetics*. IEEE, 2017: 807-812.
- [3] Jiang T, Cui H H, Cheng X S. A calibration strategy for vision-guided robot assembly system of large cabin[J]. *Measurement*, 2020, 163: 107991.
- [4] 张思思, 李凤鸣, 杨旭亭, 等. 基于接触状态感知发育的机器人柔性装配方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(4): 876-884.
(Zhang S S, Li F M, Yang X T, et al. Flexible assembly method based on contact state perception development[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(4): 876-884.)
- [5] Bohg J, Morales A, Asfour T, et al. Data-driven grasp synthesis — A survey[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2014, 30(2): 289-309.
- [6] Jasim I F, Plapper P W, Voos H. Position identification in force-guided robotic peg-in-hole assembly tasks[J]. *Procedia CIRP*, 2014, 23: 217-222.
- [7] Song H C, Kim Y L, Song J B. Guidance algorithm for complex-shape peg-in-hole strategy based on geometrical information and force control[J]. *Advanced Robotics*, 2016, 30(8): 552-563.
- [8] Zhao Y N, Gao F, Zhao Y, et al. Peg-in-hole assembly based on six-legged robots with visual detecting and force sensing[J]. *Sensors: Basel, Switzerland*, 2020, 20(10): 2861.
- [9] Zhao Z Q, Zheng P, Xu S T, et al. Object detection with deep learning: A review[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(11): 3212-3232.
- [10] Hogan N. Impedance control: An approach to manipulation: Part I—Theory[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1985, 107(1): 1-7.
- [11] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- [12] Zhang Z Y. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 13(2): 119-152.
- [13] Li P, Wang R S, Wang Y X, et al. Evaluation of the ICP algorithm in 3D point cloud registration[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 68030-68048.
- [14] Yang J L, Li H D, Campbell D, et al. Go-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(11): 2241-2254.
- [15] Wong J M, Kee V, Le T, et al. SegICP: Integrated deep semantic segmentation and pose estimation[C]. *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Vancouver, 2017: 5784-5789.
- [16] Wang C, Xu D F, Zhu Y K, et al. DenseFusion: 6D object pose estimation by iterative dense fusion[C]. *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Long Beach, 2019: 3338-3347.
- [17] Fischler M, Bolles R. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Commun ACM*, 1981, 24: 381-395.
- [18] Rabbani Tahir, Heuvel Frank. Efficient Hough transform for automatic detection of cylinders in point clouds[J]. *Proc ISPRS Workshop Laser Scan*. Enschede, 2005: 60-65.
- [19] Nievergelt Y. Fitting cylinders to data[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2013, 239: 250-269.
- [20] Attene M, Patanè G. Hierarchical structure recovery of point-sampled surfaces[J]. *Computer Graphics Forum*, 2010, 29(6): 1905-1920.
- [21] Nurunnabi A, Sadahiro Y, Lindenbergh R, et al. Robust cylinder fitting in laser scanning point cloud data[J]. *Measurement*, 2019, 138: 632-651.
- [22] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [23] Jocher G, Nishimura K, Mineeva T, et al. YOLOv5[EB/OL]. (2020-12-09)[2021-08-21]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [24] Chebrolu N, Läbe T, Vysotska O, et al. Adaptive robust kernels for non-linear least squares problems[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 2240-2247.
- [25] Abdi H, Williams L J. *Principal component analysis*[J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2010, 2(4): 433-459.
- [26] Joseph Nelson, Jacob Solawetz. Responding to the controversy about YOLOv5[EB/OL]. (2020-06-12)[2021-08-21]. <https://blog.roboflow.com/yolov4-versus-yolov5/>.
- [27] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement[J/OL]. 2018, arXiv: 1804.02767.
- [28] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J/OL]. 2020, arXiv: 2004.10934.

作者简介

陈平(1975—),男,副教授,博士,从事机器人视觉控制、无损检测、故障诊断等研究, E-mail: pingchen@cqu.edu.cn;

李灿(1996—),男,硕士生,从事机器视觉的研究, E-mail: canli@cqu.edu.cn;

雷学军(1997—),男,硕士生,从事机器视觉的研究, E-mail: xuejun.lei@cqu.edu.cn.