

采用主成分分析的迭代最近点算法优化与验证

石峰源^{1,2}, 张春明^{3*}, 姜丽辉^{1,2}, 周琦^{1,2}, 潘迪^{1,2}

¹上海航天控制技术研究所, 上海 201109;

²上海市空间智能控制技术重点实验室, 上海 201109;

³上海航天技术研究院, 上海 201109

摘要 通过分析算法配准过程提出一种基于主成分分析(PCA)的点云配准策略,对迭代最近点(ICP)算法迭代过程加入 PCA 配准设计,以解决 ICP 算法易陷入局部最小值、配准耗时高的问题。首先,利用重心法在首次迭代开始前使参考点云与待配准点云重心重合以达到初始位姿确定;然后,在 ICP 算法每次进行迭代时,先对待配准点云与参考点云进行 PCA,选取其中前三主成分特征向量,通过姿态变换进行对应匹配,使两点云完成初始配准后再利用欧氏距离寻找最近点,完成后续配准过程。选取了经典 ICP 算法及 3 种初始位姿确定方法、文献主流算法与提出的迭代 PCA 算法及 3 种初始位姿确定方法进行对比分析,结果表明,在前述两种方法都无法配准的情况下,提出算法不仅成功避免算法陷入局部最小,而且获得了较优的速度与精度,迭代次数为 10 次,耗时 19.427939 s,配准误差为 2.1932,综合提高了配准性能。

关键词 成像系统; 迭代最近点算法; 主成分分析; 点云配准; 时间飞行相机; 局部最小

中图分类号 V44

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2211001

Optimization and Verification of Iterative Closest Point Algorithm Using Principal Component Analysis

Shi Fengyuan^{1,2}, Zhang Chunming^{3*}, Jiang Lihui^{1,2}, Zhou Qi^{1,2}, Pan Di^{1,2}

¹Shanghai Institute of Aerospace Control Technology, Shanghai 201109, China;

²Shanghai Key Laboratory of Space Intelligent Control Technology, Shanghai 201109, China;

³Shanghai Academy of Spaceflight Technology, Shanghai 201109, China

Abstract A principal component analysis (PCA)-based point cloud registration strategy is proposed by analyzing the algorithm registration process, and the PCA registration design is added to the iterative process of the iterative closest point (ICP) algorithm to solve the problem, wherein the ICP algorithm easily falls into a local minimum. In addition, the registration is time-consuming. First, the center of gravity method is used to make the center of gravity of the reference point cloud coincide with the point cloud to be registered before the first iteration to determine the initial pose. Second, the PCA is used to master the point cloud to be registered and the reference point cloud in each iteration of the ICP algorithm. After performing PCA, the first three principal component eigenvectors are selected, and corresponding matching through posture transformation are performed, so that after the initial registration of the two-point clouds is complete, the Euclidean distance is used to find the closest point to complete the subsequent registration process. The classic ICP algorithm with three initial pose determination methods, the mainstream algorithm of the literature, and the proposed iterative PCA algorithm with three initial pose determination methods are selected for comparative analysis in this study. The results show that while the first two algorithms are not able to register, the proposed algorithm not only avoids falling into the local minimum but also improves in speed and accuracy. The number of iterations is 10 times, which takes 19.427939 s and the registration error is 2.1932, improving the overall registration performance.

Key words imaging system; iterative closest point algorithm; principal component analysis; time-of-flight camera; point cloud registration; local minimum

收稿日期: 2021-05-19; 修回日期: 2021-06-09; 录用日期: 2021-07-07

基金项目: 国家重点研发计划课题(2019YFA0706002、2019YFA0706003)

通信作者: *956934060@qq.com

1 引言

传统的成像系统提供的是二维图像信息,这些信息适用于电子设备的记录和展示,易于被人眼观察和理解,但由于二维图像不包含深度信息,其应用具有一定的局限性。飞行时间(time-of-flight, TOF)相机的探测机理使其具有测量空间位置关系^[1]的独特优势,获取的信息同时包含深度和图像信息,扩展了信息维度,不但可以用于目标图像的分割、标记、识别、跟踪等任务,也为目标特征提取与识别提供了新的途径,在空间非合作目标检测^[2]、交会对接^[3]、空间操控^[4]等航天任务中具有广泛的应用前景。

TOF 相机在成像、测量或 3D 重建等工作过程中,一般由图像采集、摄像机标定、特征提取与匹配、摄像机矫正、图像配准和 3D 模型生成等 6 个步骤组成,计算流程多、算法复杂、计算量大。在宇航领域,一定场景下被测目标的相对位姿变化可能高达 15°/s,要求 TOF 相机必须具备大动态的响应能力。在 TOF 相机的信息梳理流程中,图像 3D 配准是对 3D 点云进行拼接形成完整 3D 点云模型的关键,也是计算量最大的环节^[5],该环节的计算速度直接影响到 TOF 相机的动态响应能力。常见的方法有基于 3D 点云特征信息匹配^[6]、基于统计学解算方法^[7]、正态分布变换(NDT)^[8]、相干点漂移(CPD)^[9]等,目前应用最广泛的是迭代最近点(ICP)算法^[10]。

由于 ICP 算法对初始位姿敏感,若初始位姿精度差,则会使配准失败或配准结果存在明显偏差,影响后续位姿解算^[11]。每个点云都存在一个空间上的主方向,这个主方向可由计算点云中所有点的特征向量得到,因此去模糊主方向变换方法在 ICP 算法初值确定过程中逐渐被广泛应用。基于此,戴静兰等^[12]提出了一种点云主方向贴合法实现自动初始配准,利用雅可比法计算区域特征向量及特征值,从而通过坐标变换完成点云初始配准。杨滨华等^[13]利用点云均值及协方差矩阵求解特征值,变换点云主方向,确定 ICP 算法初始位姿。Shi 等^[14]与刘哲等^[15]曾提出利用主成分分析(PCA)法对 ICP 算法计算点云特征向量并进行初始位姿确定,不同于此,本文利用点云空间主方向的思想,提出基于 PCA 的改进 ICP 算法,不再单纯利用主方向进行初始配准,而将该过程加入迭代过程中。在每次迭代初,对已完成位姿变换的待配准点云进行 PCA 并与参考点云进行配准,此后再进行最近点搜索及后续位姿解算过程。同时,为保证算法具有较为精确的初始位姿,本文采用重心法求解参考点云与待配准点云的重心,通过重心的配准完成初始位姿确定。此方法不仅成功避免算法陷入局部最小,同时也提供了较优的速度与精度。并通过仿真分析对算法进行了验证。

2 PCA 算法

在统计学中,PCA 是一种简化数据集的技术。

PCA 可以有效地找出数据中最“主要”的元素和结构,去除噪声并将复杂数据降维,揭示隐藏在复杂数据背后的简单结构。它的优点是简单,而且无参数限制,可以方便地应用于各个场合。

PCA 通过优化最大化投影数据的方差等信息准则,在 n 维输入空间中提取 m 个正交的方向 $\overline{\omega}_1 \in \mathbb{R}^n$ ($i=1, 2, \dots, m$),使得输入数据在这 m 个方向上有尽可能大的方差。因此,一个输入向量 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 可以被转变成为一个较低的 m 维空间,而又不损失其最本质的信息。向量 \mathbf{x} 可以由 $\overline{\omega}_1$ 张成的 m 维子空间,即采用内积的形式 $\mathbf{x}^T \overline{\omega}_1$ 表示。

PCA 的目的在于寻找单元方向 $\overline{\omega}_1 \in \mathbb{R}^n$,使得输入向量 \mathbf{x} 沿着这些方向的投影 $\mathbf{y} = \overline{\omega}^T \mathbf{x}$ 具有最大的偏差,即

$$E_{\text{PCA}}(\omega) = E[\mathbf{y}^2] = \overline{\omega}^T \mathbf{C} \overline{\omega} = \frac{\omega^T \mathbf{C} \omega}{\|\omega\|^2}, \quad (1)$$

式中: $\overline{\omega} = \omega / \|\omega\|$; $E_{\text{PCA}}(\omega)$ 是一个半正定的函数。设 $\partial E_{\text{PCA}}(\omega) / \partial \omega = 0$, 有

$$\mathbf{C} \omega = \frac{\omega^T \mathbf{C} \omega}{\|\omega\|^2} \omega, \quad (2)$$

式(2)的解是 $\omega = \alpha \mathbf{c}_i$ ($i=1, 2, \dots, n$; $\alpha \in \mathbb{R}$)。当 $\alpha=1$ 时, ω 是单位向量。右乘该 Hessian 矩阵得

$$\mathbf{H}(\mathbf{c}_i) \mathbf{c}_j \begin{cases} 0 & i=j \\ (\lambda_i - \lambda_j) \mathbf{c}_j & i \neq j \end{cases}, \quad (3)$$

这表明 $\mathbf{H}(\omega)$ 与偏差矩阵 \mathbf{c} 具有不同特征值但拥有相同的特征向量,且只有当 $\omega = \mathbf{c}_1$ 时 $H(\omega)$ 才是半正定的。因此, ω 最终收敛到 \mathbf{c}_1 的方向,并且收敛后 $E_{\text{PCA}}(\omega)$ 等于最大值 λ_1 。

通过移除 $E_{\text{PCA}}(\omega)$ 中 \mathbf{c}_1 的成分后再最大化 $E_{\text{PCA}}(\omega)$,那么 $E_{\text{PCA}}(\omega)$ 在 $\omega = \mathbf{c}_2$ 时的方向上取得最大值 λ_2 。通过重复这一紧缩程序,则所有 m 个主方向 $\overline{\omega}_1$ 都能被推导出来。投影 $\mathbf{y}_i = \mathbf{x}^T \overline{\omega}_1$ ($i=1, 2, \dots, m$) 成为输入向量 \mathbf{x} 的主成分,这种线性化的降维程序则称为 PCA。一个二维输入数据的结果如图 1 所示。图中,每个输入数据点都精确地由其两个主方向 $\overline{\omega}_1$ 和 $\overline{\omega}_2$ 上的投影表示,这里 $\overline{\omega}_1 = \omega_1 / \|\omega_1\|$ 和 $\overline{\omega}_2 =$

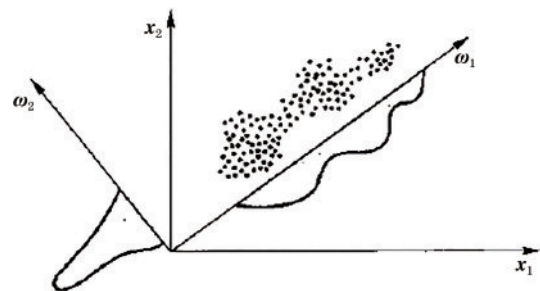


图 1 2D 输入情况下的 PCA 示意图

Fig. 1 Schematic diagram of principal component analysis (PCA) in case of two-dimensional input

$\omega_2 / \|\omega_2\|$ 。如果数据被压缩到一维空间,则每个数据点由其在特征向量 $\overline{\omega_1}$ 上的投影表示。

3 ICP 算法流程分析

1992年, Besl等^[10]提出了ICP算法,以点集对点集(PSTPS)配准方法为基础,阐述了一种曲面拟合算法,用于解决基于自由形态曲面的配准问题。TOF相机目前常用此方法作为图像配准算法,其基本单次迭代流程分为如下4个过程:

- 1) 搜索最近点;
- 2) 通过配准点对进行奇异值分解(SVD);
- 3) 计算姿态变换矩阵 R_i ;
- 4) 求解误差,通过阈值判断是否继续迭代。

ICP算法流程见表1。表中, Q, P 分别为参考点与待配准点3D点云坐标集合, q, p 代表集合中的子集, 为某一参考点或待配准点的3D坐标; R_0, t_0 为初始3D旋转矩阵与3D平移矩阵, 用于初始位姿变换, R, t 为最终输出3D旋转矩阵与3D平移矩阵; Reproject过程代表通过 R, t 对 P 进行位姿变换; SearchNN过程代表搜索最近点, 通过求解两点之间欧氏距离寻求最小值得出; EstimateTrans过程为求解最终姿态变换矩阵 R, t 。分析结果如表1所示。

表1 ICP计算流程

Table 1 Calculation process of ICP algorithm

ICP algorithm	
Input:	
$q \in Q$:	Model point
$p \in P$:	Query point
R_0 :	Initial rotation matrix
t_0 :	Initial translation matrix
Output:	
R :	Rotation matrix
t :	Translation matrix
1)	$P_{tem} = \text{Reproject}(P, R_0, t_0)$
2)	for iter is 1 to max_iter do
3)	$[P_{tem}] = \text{SearchNN}(Q)$
4)	$[Rt] = \text{EstimateTrans}(P_{tem}, Q, R_{tem}, t_{tem})$
5)	$P' = \text{Reproject}(P_{tem}, Rt)$
6)	end for
7)	return R, t

对ICP算法进行仿真分析,测得结果如图2所示。若在迭代次数阈值内,算法依旧无法达到误差阈值要求,则此时待配准点云会处于某一错误位姿。迭代误差由当前误差与前次误差求差而得,因此该点云将在此错误位姿附近空间内姿态变换并逐渐降低迭代误差最终趋于稳定。即便给定更多迭代次数最终跳出迭代循环完成配准,此时得到的点云处于错误位姿,误差过高。此情况为ICP算法的最大缺点之一即陷入局部最小,当判定为配准失败。

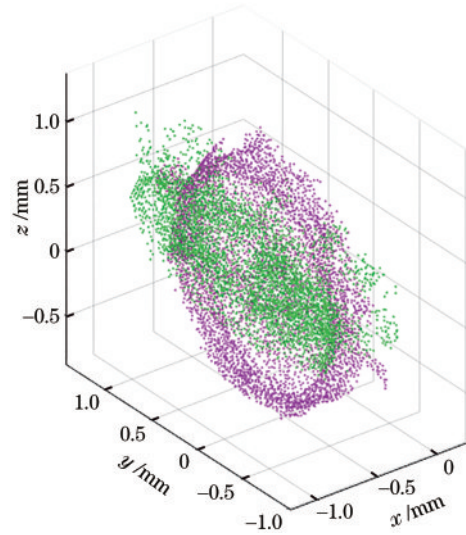


图2 ICP算法仿真结果图

Fig. 2 Simulation result graph of ICP algorithm

可见对于ICP算法而言,若未对其进行预处理取得较优初值,则会导致算法陷入局部最小,无法成功完成配准,不仅影响后续位姿解算过程,更会造成TOF相机无法正常工作。因此需要提出一种解决方法,使其具有较为精确初始位姿的同时获得较优的速度与精度。

4 采用PCA的改进ICP算法设计

ICP算法具有易陷入局部最小的缺点,通常解决方案是给定精确初始位姿,这是ICP算法不可或缺的一部分。PCA可通过计算特征向量选取其中特征值最高的 n 个主成分,使其与参考点云的特征向量对应配准,以确定初始位姿。但是,初始位姿的准确性对于算法加速却并无显著帮助。因此,本文利用PCA思想,先使用重心法对两点云进行初始粗配准,随后将特征向量配准过程加入后续迭代中,对每次更新的待配准点坐标先进行主成分配准再搜索最近点,不仅对待配准点云进行二次定姿,获取更优初始位姿避免陷入局部最小,同时每次迭代过程均含有先定姿后配准的过程,使参考点云与待配准点云重合度更高,有效提高ICP算法后续搜索最近点过程的精度,减少迭代次数从而降低整个算法流程的耗时。其流程如图3所示。

采用重心法对参考点云与待配准点云进行配准以获取初始位姿,其中参考点云重心 $M(x_m, y_m, z_m)$ 为

$$\begin{cases} x_m = \frac{\sum_{i=1}^{N_m} x_i}{N_m} \\ y_m = \frac{\sum_{i=1}^{N_m} y_i}{N_m} \\ z_m = \frac{\sum_{i=1}^{N_m} z_i}{N_m} \end{cases}, \quad (4)$$

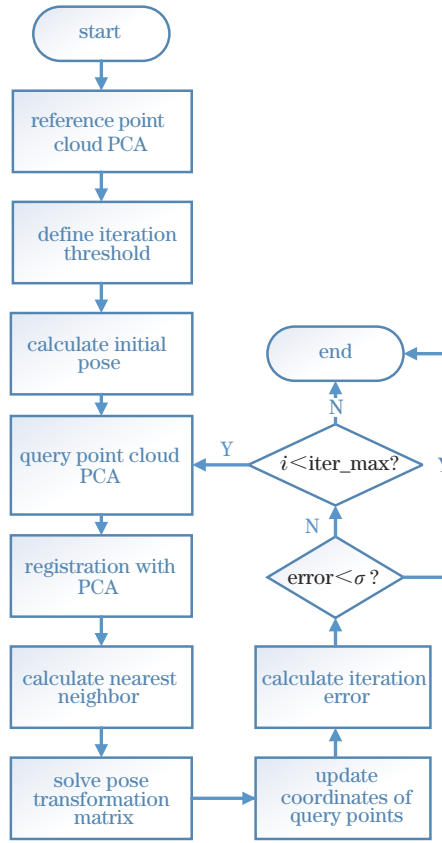


图 3 PCA 改进算法流程图

Fig. 3 Flow chart of PCA improved algorithm

式中: N_m 为参考点数; x_i, y_i, z_i 分别为第 i 个参考点的三轴坐标。同理, 待配准点云重心 $Q(x_q, y_q, z_q)$ 为

$$\begin{cases} x_q = \frac{\sum_{i=1}^{N_q} x'_i}{N_q} \\ y_q = \frac{\sum_{i=1}^{N_q} y'_i}{N_q} \\ z_q = \frac{\sum_{i=1}^{N_q} z'_i}{N_q} \end{cases} \quad (5)$$

式中: N_q 为参考点数; x'_i, y'_i, z'_i 分别为第 i 个待配准点的三轴坐标。故而求得姿态变换矩阵 $t_0(x_0, y_0, z_0)$ 为

$$\begin{cases} x_0 = x_q - x_m = \frac{\sum_{i=1}^{N_q} x'_i}{N_q} - \frac{\sum_{i=1}^{N_m} x_i}{N_m} \\ y_0 = y_q - y_m = \frac{\sum_{i=1}^{N_q} y'_i}{N_q} - \frac{\sum_{i=1}^{N_m} y_i}{N_m} \\ z_0 = z_q - z_m = \frac{\sum_{i=1}^{N_q} z'_i}{N_q} - \frac{\sum_{i=1}^{N_m} z_i}{N_m} \end{cases} \quad (6)$$

对待配准点云进行初次位姿变换得到第 i 个待配准点坐标为

$$\begin{cases} x''_i = x'_i - x_0 = x'_i - \left(\frac{\sum_{j=1}^{N_q} x'_j}{N_q} - \frac{\sum_{j=1}^{N_m} x_j}{N_m} \right) = \frac{\sum_{j=1}^{N_m} x_j}{N_m} - \frac{(N_q - 1)x'_i - \sum_{j=1, j \neq i}^{N_q} x'_j}{N_q} \\ y''_i = y'_i - y_0 = y'_i - \left(\frac{\sum_{j=1}^{N_q} y'_j}{N_q} - \frac{\sum_{j=1}^{N_m} y_j}{N_m} \right) = \frac{\sum_{j=1}^{N_m} y_j}{N_m} - \frac{(N_q - 1)y'_i - \sum_{j=1, j \neq i}^{N_q} y'_j}{N_q} \\ z''_i = z'_i - z_0 = z'_i - \left(\frac{\sum_{j=1}^{N_q} z'_j}{N_q} - \frac{\sum_{j=1}^{N_m} z_j}{N_m} \right) = \frac{\sum_{j=1}^{N_m} z_j}{N_m} - \frac{(N_q - 1)z'_i - \sum_{j=1, j \neq i}^{N_q} z'_j}{N_q} \end{cases} \quad (7)$$

TOF 相机拍摄 2D 灰度图的同时也具有 3D 深度数据, 故将参考点云三轴坐标使用 PCA 方法对其进行分析, 可获得前三主成分矩阵, 即

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

则前三主成分特征向量可表示为

$$\begin{cases} c_1 = c_{11}x + c_{21}y + c_{31}z \\ c_2 = c_{12}x + c_{22}y + c_{32}z \\ c_3 = c_{13}x + c_{23}y + c_{33}z \end{cases} \quad (9)$$

同理, 待配准点云前三主成分特征向量也可表示为

$$\begin{cases} c'_1 = c'_{11}x + c'_{21}y + c'_{31}z \\ c'_2 = c'_{12}x + c'_{22}y + c'_{32}z \\ c'_3 = c'_{13}x + c'_{23}y + c'_{33}z \end{cases} \quad (10)$$

此时计算待配准点云主成分特征向量到参考点云主成分特征向量的姿态变换矩阵 P 为

$$P = C(C')^{-1}, \quad (11)$$

利用姿态变换矩阵 P 对全体待配准点 q_i 进行位姿变换得

$$q'_i = Pq_i, \quad (12)$$

式中, q'_i 为姿态变换后的待配准点坐标。

利用经 PCA 配准得到的待配准点坐标进行后续最近点搜索, 通过 SVD 得到姿态旋转矩阵 R_{tem} 和姿态平移向量 t_{tem} 。利用该 R_{tem} 和 t_{tem} 更新待配准点坐标得

$$q_{tem} = R_{tem}q_{tem} + t_{tem}, \quad (13)$$

最后, 对迭代误差及迭代次数进行阈值分析。

配准误差 R_{error} 为

$$R_{error} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - q_{temi})^2}, \quad (14)$$

式中: N 为参考点数; p_i 为参考点坐标。通过配准误差 R_{error} 可得迭代误差为

$$I_{delta} = R_{error} - R_{error_last}, \quad (15)$$

对 I_{delta} 与迭代次数进行阈值判断, 若不满足要求则重复上述迭代过程, 将新待配准点坐标进行 PCA, 代入式(5)求解主成分特征向量并再次与参考点主成分进行配准, 进行后续迭代, 否则跳出迭代循环, 输出最终姿态变换矩阵 R, t 。

5 实验结果与评估

本文以实拍火箭助推器模型为例, 进行仿真分析。本实验设定迭代次数上限 100 次, 迭代误差阈值 0.001, 使用 Intel(R) Core(TM) i7-4720HQ CPU @ 2.60 GHz 处理器进行仿真分析。参考点云与待配准点云初始相对位置关系如图 4 所示。首先, 对上述模型使用 ICP 算法进行仿真, 测得配准结果如图 5 所示, 具体参数见表 2 (表中, rough 代表粗略初值, accurate 代表精确初值, PCA iteration 代表本文 PCA 融入 ICP 方法)。可见对于实测模型而言, 若未经过点云预处理过程或未给定初始位姿, 则极易陷入局部最小, 无法完成配准。

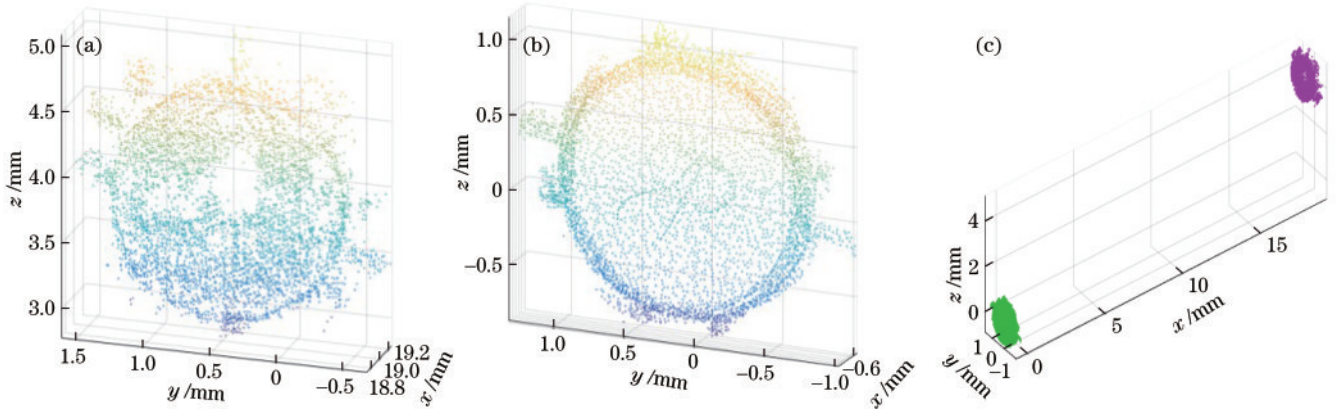


图 4 点云初始姿态。(a)待配准点云;(b)参考点云;(c)相对位置关系[参考点云(左下角)、待配准点云(右上角)]

Fig. 4 Initial posture of point cloud. (a) Query point cloud; (b) reference point cloud; (c) relative position relationship between reference point cloud (lower left quarter) and query point cloud (upper right corner)

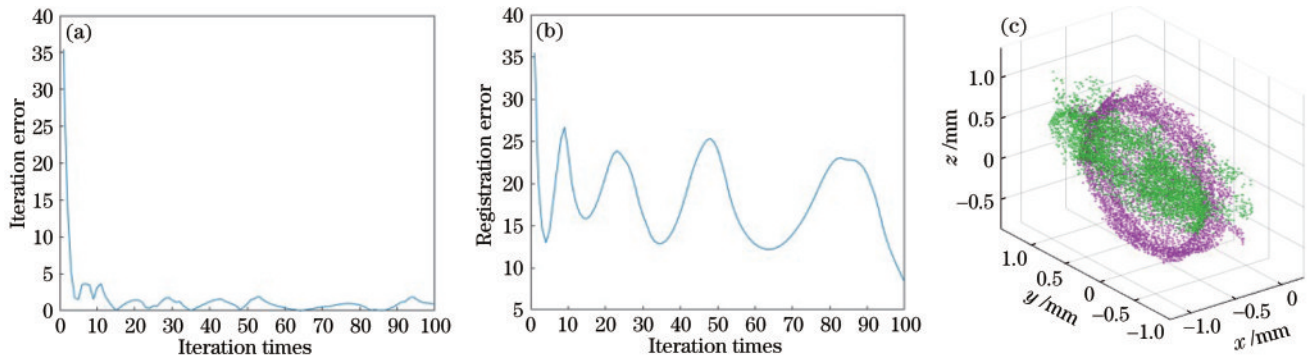


图 5 ICP 算法仿真结果图。(a)迭代误差;(b)配准误差;(c)配准结果

Fig. 5 Simulation result graph of ICP algorithm. (a) Iteration error; (b) registration error; (c) registration result

表 2 PCA 迭代仿真结果。

Table 2 PCA iterative simulation results

	Time /s	Iteration times	Registration error	Iteration error	Registration result
ICP	179.262697	100	8.2823	0.8717	Fail
ICP+rough	179.743619	100	10.1698	0.1089	Fail
ICP+accurate	176.654238	100	24.5595	0.1531	Fail
PCA	175.897402	100	25.8340	0.3129	Fail
PCA iteration	169.420848	94	6.6857	0.0001008	Succeed
PCA iteration+rough	52.328031	29	3.6489	0.0009937	Succeed
PCA iteration+accurate	19.427939	10	2.1932	0.0001471	Succeed

现粗略估计参考点及待配准点云中心,使其在迭代开始前先将待配准点云平移至参考点云附近位置,即去中心化过程。计算参考点云与待配准点云重心,再次去中心化结果如图 6 所示。对两种不同精度初始

位姿分别使用 ICP 算法对其进行配准,测得结果如图 7~8 所示,具体参数见表 2。可见 ICP 算法在实际应用过程中不仅需要初始位姿,同时也需要一定处理方法才能完成点云配准过程。

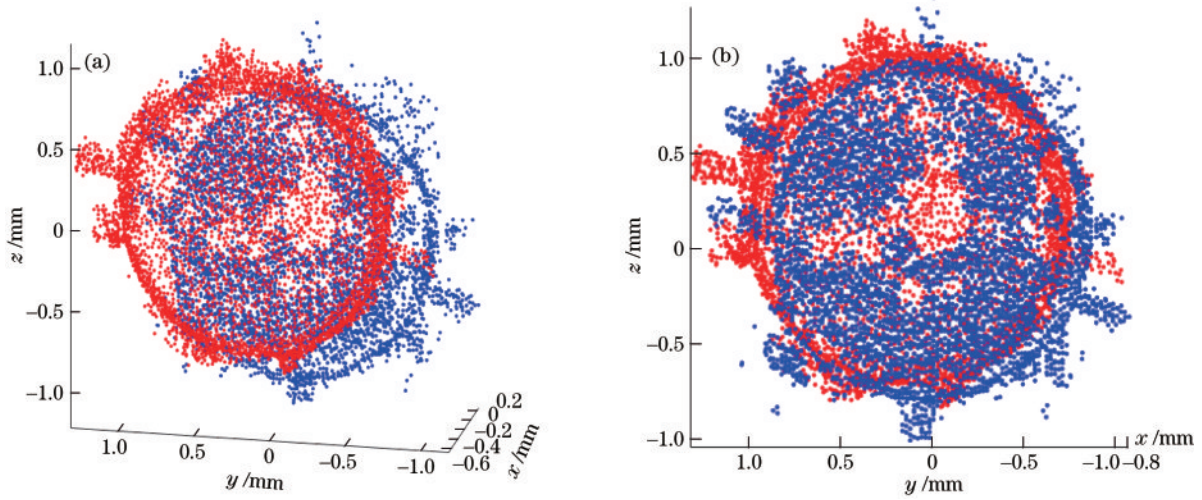


图 6 去中心化点云图。(a)粗略初值;(b)精确初值

Fig. 6 Decentralized point cloud image. (a) Rough initial value; (b) accurate initial value

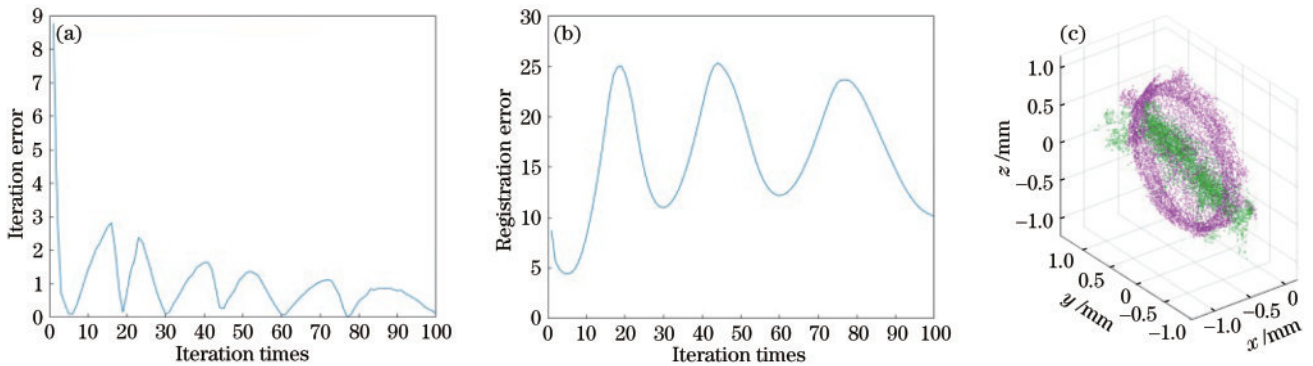


图 7 粗略初始位姿配准结果图。(a)迭代误差;(b)配准误差;(c)配准结果

Fig. 7 Rough initial pose registration result map. (a) Iteration error; (b) registration error; (c) registration result

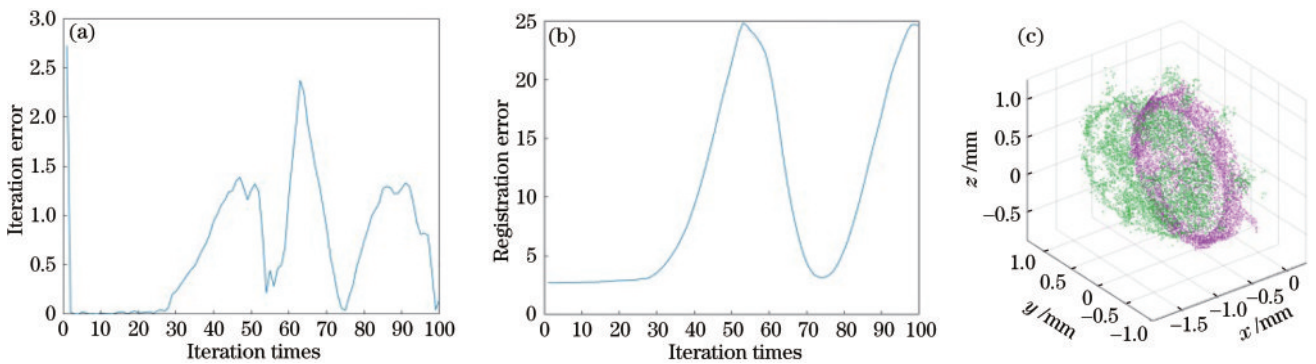


图 8 精确初始位姿配准结果图。(a)迭代误差;(b)配准误差;(c)配准结果

Fig. 8 Accurate initial pose registration result map. (a) Iteration error; (b) registration error; (c) registration result

根据文献 [14] 和文献 [15], 现利用其方法, 以 PCA 对待配准点云及参考点云选取前三主特征向量, 以 Pareto 图呈现如图 9 所示。其中, 横坐标为 1、2 的柱状图代表主成分比例第一及第二的向量, 纵坐标为其

对应主成分百分比; 折线表示主成分占比前 x 的向量百分比之和, x 为横坐标。由于前两主成分向量共占比超过 80%, 故而第三主成分向量未在图中表示。

参考点云主成分前三特征向量及其主成分比例为

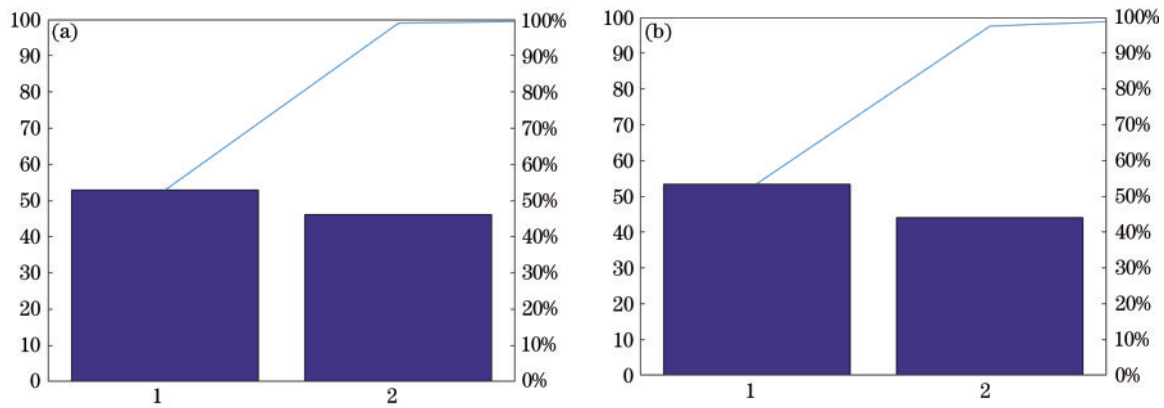


图9 点云前三主成分。(a)参考点云;(b)待配准点云

Fig. 9 Top three principal components of point cloud. (a) Reference point cloud; (b) query point cloud

$$\begin{cases} c_1(52.8139\%) = -0.0204x + 0.9944y + 0.1036z \\ c_2(46.1440\%) = 0.0116x - 0.1034y + 0.9946z \\ c_3(1.0421\%) = 0.9997x + 0.0215y - 0.0094z \end{cases}$$

待配准点云主成分前三特征向量及其主成分比例为

$$\begin{cases} c'_1(53.4984\%) = -0.014x + 0.7692y + 0.6389z \\ c'_2(44.0942\%) = 0.0536x - 0.6374y + 0.7686z \\ c'_3(2.4075\%) = 0.9985x + 0.045y - 0.0323z \end{cases}$$

计算旋转矩阵 P 为

$$P = C(C')^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & -7.3822 \times 10^{-4} & -0.0046 \\ -7.4013 \times 10^{-4} & 1 & 4.1298 \times 10^{-4} \\ 0.0046 & -4.1639 \times 10^{-4} & 1 \end{bmatrix}$$

对待配准点云旋转后利用 ICP 算法进行配准, 得到结果如图 10 所示, 具体参数见表 2, 依旧未能成功配准。可见单纯利用 PCA 对点云进行预处理无法使得点云配准成功, 需要更进一步的算法优化。

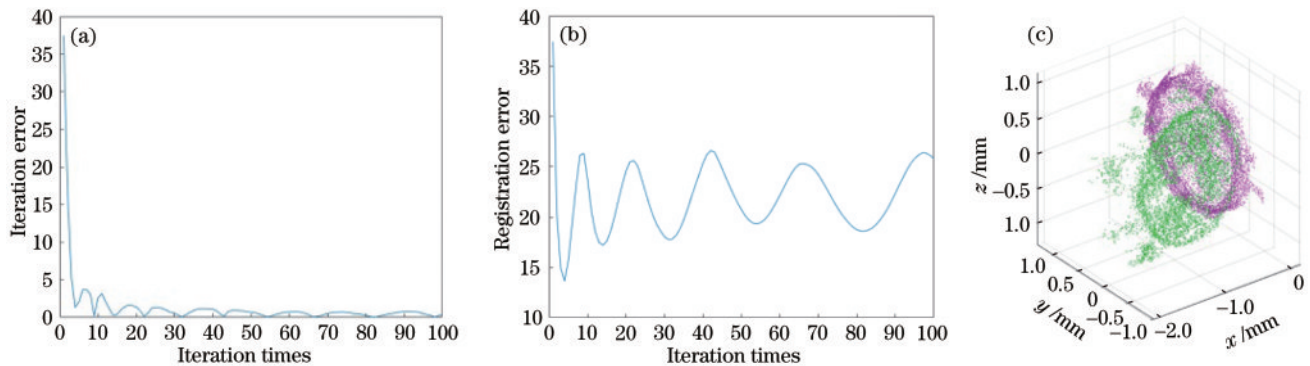


图 10 PCA 预处理配准结果。(a)迭代误差;(b)配准误差;(c)配准结果

Fig. 10 PCA preprocessing registration results. (a) Iteration error; (b) registration error; (c) registration result

现用本文改进算法进行仿真分析, 同样以无初值、粗略初值、精确初值 3 种初始位姿进行对比, 实验结果如图 11~13 所示, 数据对比如表 2 所示。

根据表 2 所示结果可以看出, 传统 ICP 算法虽然已广泛应用于各类点云配准应用中, 但面对复杂工况时, 则会陷入局部最小, 造成点云配准失败从而影响 TOF 相机后续位姿解算等工作过程。为其提供初始位姿后, 依旧难以成功配准。利用现有文献方法在相同工况下进行实验, 由于存在大量噪声及其他工况干扰影响, 其方法依旧无法解决实际拍摄点云图的配准问题。本文提出的采用 PCA 的 ICP 优化算法, 先使用重心法完成点云初始粗配准, 而后将 PCA 融入迭代过程中, 不仅二次定姿获取更精确的初始位姿, 同时在每

次迭代开始时先进行点云主成分向量配准, 为后续搜索最近点过程提供了更为精确的姿态信息, 有利于减小该过程的误差从而降低整个算法的迭代次数, 达到加速的目的, 既使得 ICP 算法避免陷入局部最小, 也能成功完成点云配准。同时通过对比证明在较优初始位姿下具有较好的精度与速度, 综合提高了算法配准性能。

由于圆柱形物体其中两轴主成分相同, 故在配准过程中本应获得较差结果, 但本文以近似圆柱形点云进行算法配准测试时, 在两轴主成分相差甚微的情况下依旧获得了较优的配准速度与精度, 由此证明算法的普适性与优越性。

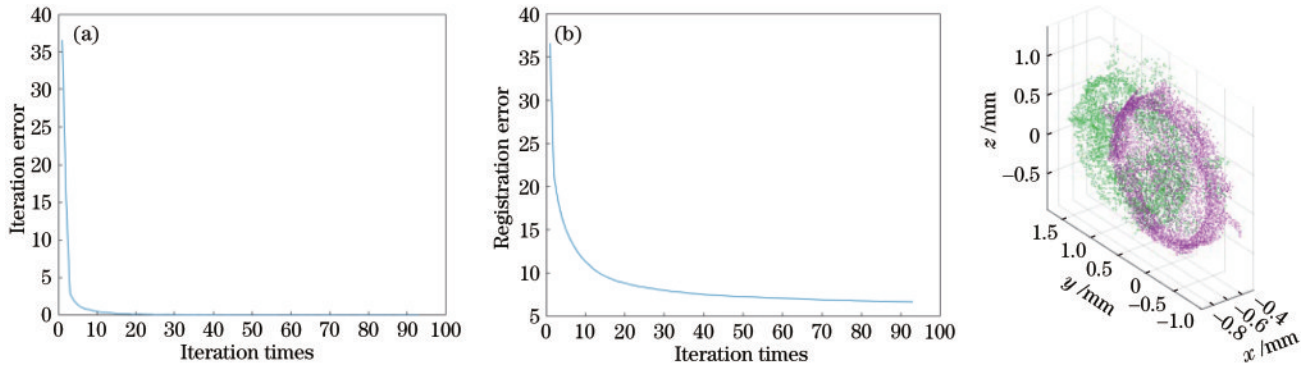


图 11 PCA 迭代配准结果。(a) 迭代误差; (b) 配准误差; (c) 配准结果

Fig. 11 PCA iterative registration results. (a) Iteration error; (b) registration error; (c) registration result

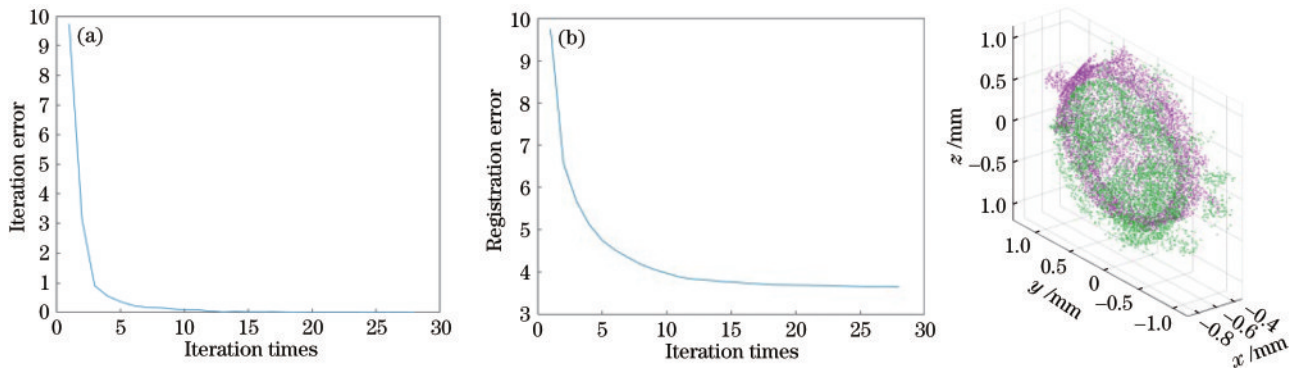


图 12 PCA 迭代 + 粗略初值配准结果。(a) 迭代误差; (b) 配准误差; (c) 配准结果

Fig. 12 PCA iteration + rough initial value registration result. (a) Iteration error; (b) registration error; (c) registration result

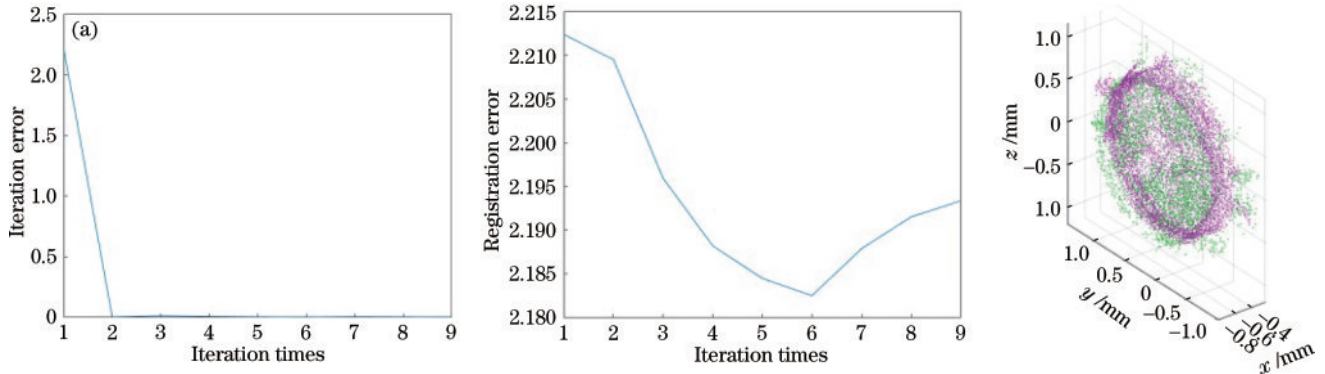


图 13 PCA 迭代 + 精确初值配准结果。(a) 迭代误差; (b) 配准误差; (c) 配准结果

Fig. 13 PCA iteration + accurate initial value registration result. (a) Iteration error; (b) registration error; (c) registration result

6 结 论

提出了一种基于 PCA 的改进 ICP 算法。首先利用重心法获取点云初始位姿完成粗配准,而后在每次迭代前先利用 PCA 选取待配准点云与参考点云主成分最高的 3 个特征向量,通过两组向量间的姿态变换完成配准,不仅二次定姿提供更为精确的初始位姿,同时为后续最近点搜索过程提供更为精确的姿态信息,从而减少算法迭代次数,提高算法速度。最后进行了实验测试,选取了经典 ICP 算法及 3 种初始位姿确定方法、文献主流算法与提出的迭代 PCA 算法及 3 种初始位姿确定方法进行对比分析,在前述两种方法都无法配准的情况

下,提出算法不仅成功避免算法陷入局部最小,而且同时获得了较优的速度与精度,综合提升了配准性能。

参 考 文 献

- [1] Pontil M, Verri A. Support vector machines for object recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(6): 637-646.
- [2] Hirzinger G, Landzettel K, Brunner B, et al. DLR's robotics technologies for on-orbit servicing[J]. Advanced Robotics, 2004, 18(2): 139-174.
- [3] 闻新, 王秀丽, 刘宝忠. 美国试验小卫星 XSS-10 系统 [J]. 中国航天, 2006(6): 36-38, 43.
Wen X, Wang X L, Liu B Z. U.S. test small satellite

- XSS-11 system[J]. Aerospace China, 2006(6): 36-38, 43.
- [4] Bischof B. Roger-robotic geostationary orbit restorer[C]// 54th International Astronautical Congress of the International Astronautical Federation, the International Academy of Astronautics, and the International Institute of Space Law, September 29-October 3, 2003, Bremen, Germany. Virginia: AIAA Press, 2003.
- [5] 周春艳, 李勇, 邹峥嵘. 3D 点云 ICP 算法改进研究[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(8): 75-77, 81.
Zhou C Y, Li Y, Zou Z R. Three-dimensional cloud ICP algorithm improvement[J]. Computer Technology and Development, 2011, 21(8): 75-77, 81.
- [6] 刘剑, 白迪. 基于特征匹配的 3D 点云配准算法[J]. 光学学报, 2018, 38(12): 1215005.
Liu J, Bai D. Point cloud registration algorithm based on feature matching[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(12): 1215005.
- [7] 鄢莹. 基于鲁棒统计学方法的迭代最近点算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2014.
Yan Y. Research on iterative closest point algorithm based on robust statistical methods[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2014.
- [8] Magnusson M, Lilienthal A, Duckett T. Scan registration for autonomous mining vehicles using-NDT[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(10): 803-827.
- [9] Myronenko A, Song X B. Point set registration: coherent point drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [10] 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.
- [11] 吕琼琼. 激光雷达点云数据的 3D 建模技术[D]. 北京: 北京交通大学, 2009.
Lü Q Q. Modeling of point cloud data from laser scanners [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2009.
- [12] 戴静兰, 陈志杨, 叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3): 517-521.
Dai J L, Chen Z Y, Ye X Z. The application of ICP algorithm in point cloud alignment[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(3): 517-521.
- [13] 杨滨华. 基于点云的非合作航天器超近距离位姿测量技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2017.
Yang B H. Research on ultra-close range pose measurement technology of non-cooperative spacecraft based on point cloud[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2017.
- [14] He S J, Zhao S T, Bai F, et al. A method for spatial data registration based on PCA-ICP algorithm[J]. Advanced Materials Research, 2013, 718/719/720: 1033-1036.
- [15] 刘哲, 周天, 彭东东, 等. 一种改进的基于 PCA 的 ICP 点云配准算法研究[J]. 黑龙江大学自然科学学报, 2019, 36(4): 473-478, 505.
Liu Z, Zhou T, Peng D D, et al. An improved ICP point cloud registration algorithm based on PCA[J]. Journal of Natural Science of Heilongjiang University, 2019, 36(4): 473-478, 505.