

基于 NDT 和特征点检测的点云配准算法研究

杨宜林^{1,2*}, 李积英^{1,2}, 王燕^{1,2}, 俞永乾^{1,2}

¹兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070;

²甘肃工业交通自动化工程技术研究中心, 甘肃 兰州 730070

摘要 针对传统的迭代最近点(ICP)算法计算量较大、效率较低、易受点云初始位姿影响等缺点,提出一种基于 normal distribution transform(NDT)和特征点检测的点云配准算法。该算法采用“粗细结合”的配准策略,首先对点云进行预处理;然后采用 NDT 算法对处理后的点云进行粗配准,为精配准提供较理想的初始位姿;再利用 3D-Harris 特征点检测算法提取点云特征点;最后利用 ICP 算法对提取特征点后的点云集进行精细配准,得到最优解。仿真结果显示,与传统算法对比,所提算法进一步提高了点云配准的效率和精确度。

关键词 图像处理; 点云配准; ICP 算法; NDT; 3D-Harris 角点; 特征点提取

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0810016

Point Cloud Registration Algorithm Based on NDT and Feature Point Detection

Yang Yilin^{1,2*}, Li Jiying^{1,2}, Wang Yan^{1,2}, Yu Yongqian^{1,2}

¹*School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China;*

²*Gansu Industrial Transportation Automation Engineering Technology Research Center, Lanzhou, Gansu 730070, China*

Abstract This paper proposes a point cloud registration algorithm based on normal distribution transform (NDT) and feature point detection to address the shortcomings of traditional iterative closest point (ICP) algorithms, such as a large amount of calculation, low efficiency, and ease of being affected by the initial pose of the point cloud. The algorithm employs a “coarse and fine” registration strategy. First, the point cloud is preprocessed; thereafter, the NDT algorithm is used to coarsely register the processed point cloud for providing a more ideal initial pose for fine registration. Next, the 3D-Harris feature point detection algorithm is used to extract the point cloud feature points. Finally, the ICP algorithm is used to finely register the point cloud set after the feature point extraction to obtain an optimal solution. The simulation results show that when compared to the traditional algorithm, the algorithm used in this paper improves the efficiency and the accuracy of point cloud registration.

Key words image processing; point cloud registration; ICP algorithm; NDT; 3D-Harris corner point; feature point extraction

收稿日期: 2021-02-26; 修回日期: 2021-04-19; 录用日期: 2021-05-07

基金项目: 甘肃省自然科学基金(20JR5RA407)

通信作者: *2235931584@qq.com

1 引言

三维点云数据处理应用于当今社会各个领域,其中点云配准是点云处理的核心。点云配准是一种将不同视角的多片点云向同一坐标系转换的技术^[1],亦是三维场景重建中最关键且最难的问题,故精确、高效的点云配准对三维重建研究具有非常重要的意义。

对于点云配准算法,最常用的是由 Besl 等^[2]提出的迭代最近点(ICP)算法,虽然该算法满足了一定的配准需求,但存在配准效率低、计算量大且易受初始位姿影响等缺陷。针对这些缺点,近年来此领域的专家学者提出了一系列的改进算法^[3-6]。文献[7]提出一种逐步求精度的点云配准方法,采用权重迭代最近点方式,循环遍历全部点云获取多视角配准结果。文献[8]将点到面的距离长度作为点对的选取规则,其配准效率有一定提高,但不是很明显。文献[9]利用三维点云集的几何特征,即其曲率值来确定对应点,但此算法时间复杂度较高,故配准效率会有所降低。文献[10]涉及基于环境划分的 ICP 点云配准方法,这种算法虽然提高了配准的实时性,但这并非是对算法本身的研究。文献[11]利用点云单应性以提高算法的稳健性,涉及的算法采用点对点的对应方法,减少了计算量。文献[12]涉及以泰勒展开级数进行优化的点云配准算法,减小了离群点对配准精度的影响,避免迭代陷入局部最小值。文献[13]采用一种典型相关分析方法来求取旋转矩阵和平移向量,以实现点云配准。文献[14]提出一种改进的 3D-NDT 算法,该算法减少了配准迭代次数,但是较为耗时。

针对上述文献点云配准存在计算量大、效率低且易受初始位姿影响等问题,本文从粗匹配获取点云数据的初始位姿入手,与精细配准相互补充,提出一种基于 NDT 和特征点检测的点云配准方法。首先通过正态分布变换算法获取点云初始位姿,然后采用 3D-Harris 角点检测提取特征点,以获取较为精简的点云数据,最后采用 ICP 获得最终的配准结果。

2 算法基本原理

2.1 传统的 ICP 算法

最小二乘法的数学思想是 ICP 算法的本质内

容,其核心为:已知源点云 P 和目标点云 Q ,通过不断迭代,将 P 点云中的点 p_i 与 Q 点云中的点 q_j 距离最短的点作为对应点,求解变换矩阵,当误差损失函数达到最小值时停止迭代,即得最佳变换矩阵,达到最佳配准效果。

$$f(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \|q_i - (\mathbf{R}p_i + \mathbf{T})\|^2 = l_{\min}, \quad (1)$$

式中: \mathbf{R} 为旋转矩阵; \mathbf{T} 为平移矩阵; p_i 和 q_i 是两点云的坐标; l_{\min} 为误差损失函数的最小值。

设存在源点云 $P = \{p_i \in \mathbf{R}^3, i = 1, 2, \dots, N_p\}$, 目标点云 $Q = \{q_i \in \mathbf{R}^3, i = 1, 2, \dots, N_q\}$, 其中 \mathbf{R}^3 表示一个三维空间。传统 ICP 算法的步骤为

- 1) 对源点云 P 采样,得到 $P_0 \in P$ (P_0 为 P 的子集);
- 2) 查找出目标点云 Q 中的对应点集 $q_i \in Q$, 使 $\|q_i - p_i\| = l_{\min}$;
- 3) 求解 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} , 使(1)式达到最小值;
- 4) 用得到的变换矩阵对 P_0 中的 p_i 进行坐标变换,即旋转平移变换,得到新对应点集 P'_0 ;
- 5) 计算 P'_0 与对应点集 q_i 的平均距离 $d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|p'_i - q_i\|^2$;
- 6) 当 d 小于某阈值时,则停止迭代,否则返回步骤 2),直到满足终止条件为止。

传统 ICP 算法采用直接搜索的方式在目标点云中距离最近的两个点作为对应点对,虽简单直观,但暴露出的问题也很多,如计算量大、易产生误匹配点对、易陷入局部最优化等。

2.2 所提改进算法

针对传统算法的不足,提出改进的 ICP 点云配准算法,目的在于改善两片点云的初始位姿,提高配准效率以及及时剔除误匹配点对。

2.2.1 NDT 配准算法步骤

首先,对源点云和目标点云进行粗配准,以得到较好的初始位姿,为 ICP 精配准打下基础。采用 normal distribution transform (NDT)^[15] 点云配准算法,对初始点云进行粗配准,其基本思想为:先将三维点云映射到二维单元格中,再将其中的点云用概率密度函数表示,且密度函数是连续可微的,最后进行配准结果求解。

- 1) 计算出源点云数据的 NDT。
- 2) 初始化变换矩阵 $\mathbf{K} = \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 。

3) 根据变换矩阵参数,将目标点云数据投射到与源点云同一坐标中,此时得到新的点云集合 P' 。

4) 求出源点云变换坐标系后的概率分布函数,并评估变换矩阵中的参数。

5) 使用 Hessian 矩阵法优化 $f(p)$,

$$f(p) = \sum_i \exp \left[- \frac{(P'_i - q_i)^T \sum_i^{-1} (P'_i - q_i)}{2} \right] \quad (2)$$

6) 回到步骤 3),继续执行直至满足条件。

这些步骤获得了较为理想的初始位姿,为下面的精细配准打下了良好的基础。

接下来关键一步:利用改进的 ICP 算法对粗配准后的点云进行精配准。改进方法为:利用 3D-Harris 特征点检测算法对已完成初始配准的点云进行特征点提取,再采用传统的 ICP 配准算法进行精细配准,这样一来既获取了良好的初始位姿,又提高了算法的运行效率。

2.2.2 3D-Harris 特征点提取

通过 3D-Harris 关键点检测算法对传统 ICP 进行改进。1988 年,Harris 关键点检测^[16]由 Harris 和 Stephens 提出,用于寻找二维图像特征明显的关键“角点”,该算法计算速度快,提取结果稳定可靠。本文将 Harris 关键点检测算法运用于三维点云处理,进行关键点提取。算法步骤如下。

1) 建立 KD-tree 拓扑结构,以提高邻域点搜索速率。

2) 求样点邻域内的协方差矩阵,

$$E_{p_i} = \frac{1}{|N(p_i)|} \sum_{p_j \in N(p_i)} (p_j - \bar{p}) \cdot (p_j - \bar{p})^T, \quad (3)$$

式中: $|N(p_i)|$ 是点 p_i 的球形区域;质心 $\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{p_j \in N(p_i)} p_j$; $N(p_i)$ 为 p_i 邻域内的点云数量。

3) 奇异值分解协方差矩阵,得到特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 及其特征向量 v_1, v_2, v_3 。则该点的法向量即为 $n_i = (n_{xi}, n_{yi}, n_{zi})$ 。

4) 求样点 p_i 处法向量的协方差矩阵,

$$E_n = \frac{1}{|N(p_i)|} \cdot \sum_{n_j \in N(p_i)} n_j \cdot n_j^T. \quad (4)$$

5) 将关键点检测函数定义为

$$V_{p_i} = \text{Det}(E_n) - \alpha \cdot \text{Tr}(E_n)^2, \quad (5)$$

式中: α 为常数,取为 0.05; $\text{Det}(E_n)$ 为矩阵 E_n 的行列式; $\text{Tr}(E_n)$ 为矩阵 E_n 的迹。设关键点选择阈值 ϵ ,若 $V_{p_i} > \epsilon$,则将该点视为关键点。

6) 重复步骤 2)~5),得到关键点集 P_0 和 Q_0 。

由图 1 可知,首先采用 NDT 算法对处理后的点云进行粗配准,为精配准提供较理想的初始位姿;再利用 3D-Harris 特征点检测算法提取点云特征点;最后利用 ICP 算法对特征点提取后的点云集进行精细配准得到最优解。

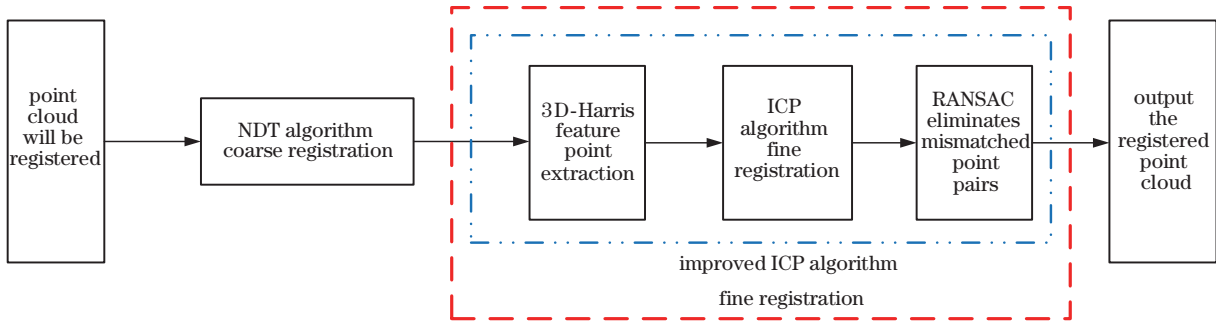


图 1 所提算法框图

Fig. 1 Block diagram of the proposed algorithm

2.3 所提算法步骤及流程

所提改进算法的步骤如图 2 所示,具体为

1) 采用 NDT 算法对源点云 P 和目标点云 Q 进行粗配准,获得较理想的初始位姿;

2) 提取关键点,即用 3D-Harris 关键特征点检测算法提取两片点云的对应点对,得到精简点云 P_0, Q_0 ,以提高配准效率;

3) 计算旋转矩阵 R 和平移矩阵 T ,直至误差损失函数达到最小;

4) 更新源点云 P_0 ,得 P'_0 ,计算其与目标点云 Q_0 的平均距离 d ;

5) 若 d 达到给定阈值,则迭代达到终止条件,否则重复步骤 3)~5);

6) 针对误匹配点对,采用 Random Sample

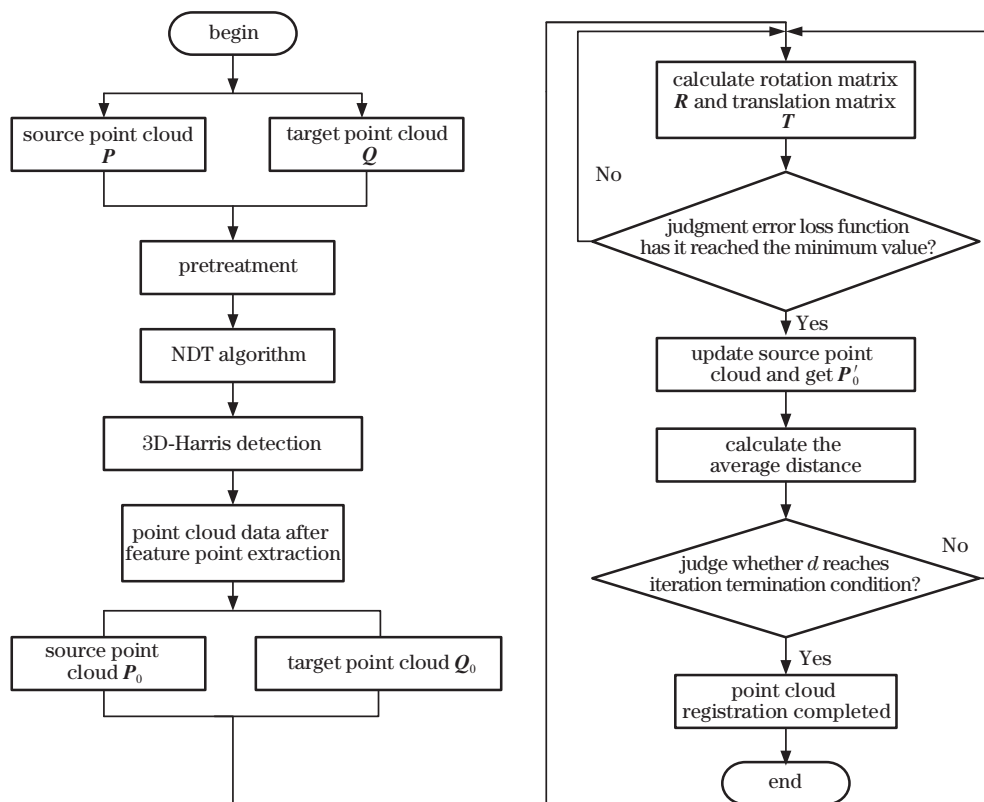


图 2 所提算法流程

Fig. 2 Flow chart of the proposed algorithm

Consensus(RANSAC)算法剔除误匹配点对。

3 实验仿真与结果分析

为验证所提算法的有效性和科学性,采用公共数据集斯坦福大学点云数据库中的三维模型数据进行仿真实验。实验在操作系统为 Windows10 的 PC 机上进行,PC 机硬件配置为 Inter(R) Core(TM)

i5-9300H 2.4 GHz 的 CPU,8 G 内存,实验环境为 VS2015 和 Matlab2016b。进行了大量的有效实验,从定性和定量两个角度对所提算法进行验证分析。

3.1 定性分析

实验一中,首先采用 3D-Harris 角点检测对点云进行特征点提取,特征点提取后的三维点云模型仿真效果如图 3 所示。

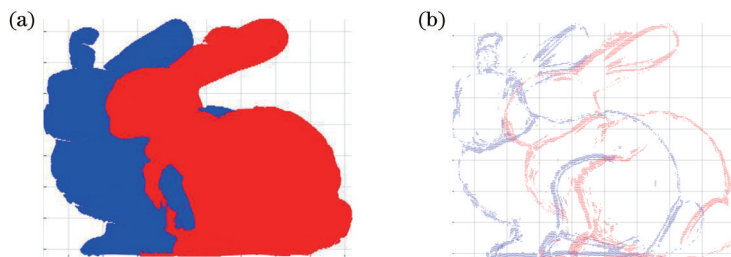


图 3 关键点提取结果。(a)原始点云;(b)关键点提取后的结果

Fig. 3 Key point extraction results. (a) Original point cloud; (b) result after key point extraction

图 3 为关键点提取后的三维点云模型,该模型既保持了原始点云中的几何特征,又对大规模的点云进行精简,降低了点集数据量,故该模型的获取是后续有效配准的关键一步。由图 4 仿真结果可看出,原始点云数据量较大,且初始位姿相距较远,所

提算法的效果较好,配准精度较高,表明所提算法能够实现点云模型的精准配准。

实验二中,为进一步验证所提算法的有效性和合理性,将所提算法、传统 ICP 算法、NDT 算法的配准效果进行对比分析,实验仿真结果如图 5、6 所示。

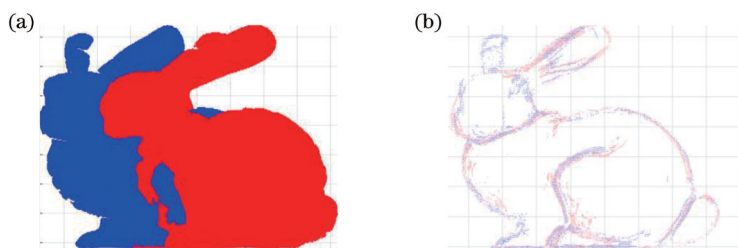


图 4 所提算法的配准结果。(a)原始点云;(b)所提算法的配准结果

Fig. 4 Registration result of the proposed algorithm. (a) Original point cloud; (b) registration result of the proposed algorithm

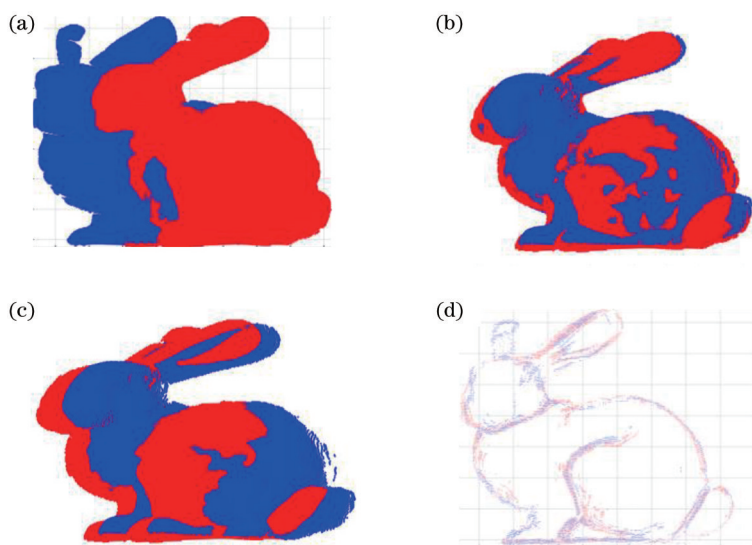


图 5 Bunny 模型。(a)原始点云;(b)ICP 算法的配准结果;(c) NDT 算法的粗配准;(d)所提算法的配准结果

Fig. 5 Bunny model. (a) Original point cloud; (b) registration result of ICP algorithm; (c) coarse registration of NDT algorithm; (d) registration result of proposed algorithm

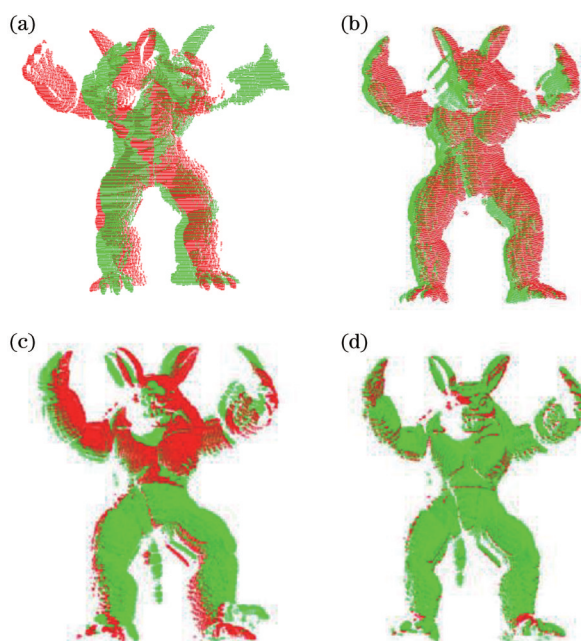


图 6 Armadillo 模型。(a)原始点云;(b)ICP 算法的配准结果;(c) NDT 算法的粗配准;(d)所提算法的配准结果

Fig. 6 Armadillo model. (a) Original point cloud; (b) registration result of ICP algorithm; (c) coarse registration of NDT algorithm; (d) registration result of proposed algorithm

由图 5、6 实验结果可知,与传统 ICP 算法、NDT 算法相比,所提算法的三维点云模型配准效果较好,配准精度更高,故所提算法更具优越性,配准效果更具有精确度。图 5(a)、图 6(a)为 Bunny 和 Armadillo 模型的原始点云数据,点云密集,数据量较大,且初始位姿相距较远;图 5(b)、图 6(b)为传统 ICP 算法的配准效果,因未做任何前置工作而直接进行配准,受初始位置影响较大,配准精度不是很好;图 5(c)、图 6(c)是 NDT 算法的粗配准结果,该算法配准得到的初始位姿大大弥补了原点云数据的不足,使两片点云模型在位置上更加靠近,为后

续精细配准打下良好的基础;图 5(d)、图 6(d)为所提算法的配准效果,可直接看出蓝色、红色两片点云能很好匹配重合,达到了较为精准的配准效果。

3.2 定量结果分析

为了从不同角度更加客观地、更好地评价不同算法对三维点云的配准结果,引入算法运行时间和均方根误差(RMSE)两个客观定量指标,对所提算法、传统算法、文献[14]中的算法进行对比量化分析。若算法运行所耗时间越短,表示配准算法效率越高。实验结果如表 1 所示。

表 1 不同算法下点云配准的运行时间

Table 1 Running time of point cloud registration under different algorithms

unit: s

Dataset	Traditional ICP algorithm	Coarse registration using NDT algorithm	Fine registration after key point extraction	Proposed algorithm	Algorithm in Ref. [14]
Bunny	2.328	0.63	0.156	0.786	3.653
Armadillo	3.539	0.92	0.316	1.236	5.561

由表 1 分析可知:对于 Bunny、Armadillo 模型的配准时间,与传统 ICP 算法、NDT 算法相比,所提算法的耗费时间较短,证明所提算法的点云配准效率较高,所提算法节省了计算成本,明显改善了传统 ICP 算法工作量大、耗时等缺陷;文献[14]中的算法比所提算法耗时,故所提算法更具优越性。

为了进一步验证所提算法对点云配准的精度,

引入 RMSE 作为评价指标,其值越小,则代表配准精度越高。

均方根误差定义为

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (X_i - X'_i)^2}{k}}, \quad (6)$$

式中: X_i 和 X'_i 分别表示配准前后的源点云和目标点云的距离值。RMSE 的实验结果如表 2 所示。

表 2 不同算法下点云配准的 RMSE

Table 2 RMSE of point cloud registration under different algorithms

unit: m

Dataset	Traditional ICP algorithm	NDT algorithm	Algorithm in Ref. [14]	Proposed algorithm
Bunny	3.697×10^{-4}	3.896×10^{-4}	3.369×10^{-4}	3.156×10^{-4}
Armadillo	3.986×10^{-4}	4.185×10^{-4}	3.712×10^{-4}	3.592×10^{-4}

由表 2 分析可知,与传统 ICP 算法相比,所提算法的均方根误差值略微减小,这是因为关键点提取后迭代次数减少,导致精度略微下降,但同时粗配准改善初始位姿,使得精度提高,均方根误差值略微减小但变化不大,所以综合来讲,配准精度是提高了。再结合表 1,所提算法大大提高了算法的运行效率,同时精度得到进一步提高。对比文献[14]中的方法,可得无论从配准误差还是运行时间上,所提算法都更具优越性。

4 结 论

提出一种基于 NDT 和关键点检测的三维点云配准算法,解决了两片点云相距较远情况下因初始

位姿影响对点云配准效果较差,以及大规模点云情况下迭代次数较多导致计算量大、耗时等问题。所提算法首先采用 NDT 对预处理过的三维点云集进行粗配准,获得较为理想的初始位姿;然后用 3D-Harris 检测算法提取待配准点云中几何特征明显的关键点,利用 ICP 算法对点云进行精配准;最后采用 RANSAC 算法剔除误匹配的点集。从定性和定量两个角度对仿真结果进行分析,实验结果表明,所提算法的点云配准精度更高,效率亦更高。所提算法在提高运行效率的同时,亦进一步提高了点云配准精度,所以基于 NDT 和特征点检测的点云配准算法对后期精确的三维重建技术研究具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] Jiang Y, Huang H G, Shu Q, et al. Scale point cloud registration algorithm in high-dimensional orthogonal subspace mapping[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(3): 0315007.
蒋悦, 黄宏光, 舒勤, 等. 高维正交子空间映射的尺度点云配准算法[J]. *光学学报*, 2019, 39(3): 0315007.
- [2] 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.
- [3] Zhang X J, Li Z K, Wang X Z, et al. Research of 3D point cloud data registration algorithms based on feature points and improved ICP[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2012, 31(9): 116-118, 122.
张晓娟, 李忠科, 王先泽, 等. 基于特征点和改进 ICP 的三维点云数据配准算法[J]. *传感器与微系统*, 2012, 31(9): 116-118, 122.
- [4] Zhong Y, Zhang M. Automatic registration technology of point cloud based on improved ICP algorithm[J]. *Control Engineering of China*, 2014, 21(1): 37-40.
钟莹, 张蒙. 基于改进 ICP 算法的点云自动配准技术[J]. *控制工程*, 2014, 21(1): 37-40.
- [5] 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.
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.
- [6] Huang Y, Da F P, Tao H J. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(3): 0308002.
黄源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取的点云自动配准算法[J]. *中国激光*, 2015, 42(3): 0308002.
- [7] Xu S Y, Zhu J H, Tian Z Q, et al. Stepwise refinement approach for registration of multi-view point sets[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(8): 1486-1494.
徐思雨, 祝继华, 田智强, 等. 逐步求精的多视角点云配准方法[J]. *自动化学报*, 2019, 45(8): 1486-1494.
- [8] Chen Y, Medioni G. Object modelling by registration of multiple range images[J]. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(3): 145-155.
- [9] Wu M P, Liu Y, Hu X P. Application of ICP algorithm in geomagnetism aided navigation system[J]. *Aerospace Control*, 2007, 25(6): 17-21, 26.
吴美平, 刘颖, 胡小平. ICP 算法在地磁辅助导航中的应用[J]. *航天控制*, 2007, 25(6): 17-21, 26.
- [10] Tiar R, Lakrouf M, Azouaoui O. Fast ICP-SLAM for a bi-steerable mobile in large environments[C]//2015 International Conference on Advanced Robotics (ICAR), July 27-31, 2015, Istanbul, Turkey. New York: IEEE Press, 2015: 611-616.
- [11] Zhang L, Choi S, Park S. Robust ICP registration using bi-unique correspondence[C]//2011 International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission, May 16-19, 2011, Hangzhou, China. New York: IEEE Press, 2011: 80-85.
- [12] Li Z, Pan X Z, Dong F M, et al. Robust point cloud registration algorithm for Taylor series criterion function[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2017, 29(4): 784-790.
李准, 潘幸子, 董方敏, 等. 泰勒级数准则函数鲁棒性点云配准算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, 29(4): 784-790.
- [13] Tang Z R, Liu M Z, Jiang Y, et al. Point cloud registration algorithm based on canonical correlation analysis[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(4): 0404006.
唐志荣, 刘明哲, 蒋悦, 等. 基于典型相关分析的点云配准算法[J]. *中国激光*, 2019, 46(4): 0404006.
- [14] Fan Q, Liu P, Yang J, et al. Improved 3D-NDT point cloud registration algorithm based on 3D-Harris and FPFH[J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(4): 567-575.
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.
- [15] Magnusson M. The three-dimensional normal-distributions transform: an efficient representation for registration, surface analysis, and loop detection[D]. Örebro: Örebro Universitet, 2009.
- [16] Harris C G, Stephens M J. A combined corner and edge detector[C]//Proceedings of the Alvey Vision Conference 1988, August 31-September 2, 1988, Manchester. Manchester: Alvey Vision Club, 1988.