

一种改进的基于快速点特征直方图的 ICP 点云配准算法

刘玉珍¹, 张强^{1*}, 林森²

¹ 辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105;

² 沈阳理工大学自动化与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110159

摘要 为了克服迭代最近点(ICP)算法鲁棒性差、配准精度低的问题,提出了一种改进的基于快速点特征直方图(FPFH)的 ICP 点云配准算法。首先,基于改进内部形态描述子和法向矢量角的变化来提取点云特征;其次,使用指数函数优化欧氏距离,并将优化的欧氏距离作为 FPFH 算法的权重系数,用于特征点描述,从而保证利用初始对齐估计得到更准确的点云位置;然后使用双重约束和单位四元数算法完成初始配准;最后,给 ICP 算法构建双向 k 维树,并使用点对的欧氏距离与最大欧氏距离的比值来计算每个点对的权重,将权重作为 ICP 迭代误差函数的加权系数,以减少迭代时间并减少不良对应关系在配准中的影响。实验结果表明,本文算法的配准精度较 ICP 算法提高 2~6 个量级,并且具有更强的鲁棒性。

关键词 机器视觉;点云配准;权重系数;误差函数

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0611003

Improved ICP Point Cloud Registration Algorithm Based on Fast Point Feature Histogram

Liu Yuzhen¹, Zhang Qiang^{1*}, Lin Sen²

¹ College of Electronic and Information Engineering, Liaoning University of Engineering and Technology, Huludao, Liaoning 125105, China;

² College of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang, Liaoning 110159, China

Abstract In order to overcome the problems of poor robustness and low registration accuracy of the iterative closest point (ICP) algorithm, this paper proposes an improved ICP point cloud registration algorithm based on fast point feature histograms (FPFHs). Firstly, the point cloud feature is extracted based on the improved internal shape descriptor and the change of the normal vector angle. Secondly, an exponential function is used to improve Euclidean distance, which is used as the weight coefficient of the FPFH algorithm for describing the feature points, therefore ensuring that the initial alignment estimation obtains more accurate positions of point clouds. Then the double constraint and unit quaternion algorithm are used to complete the initial registration. Finally, in order to reduce the iteration time and reduce the influence of bad correspondence in the registration, the bidirectional k - d tree is constructed for the ICP algorithm, and the ratio of the Euclidean distance of a point pair to the maximum Euclidean distance is used to calculate the weight of each point pair, which is used as a weight coefficient of the ICP iteration error function. Experimental results show that the registration accuracy of the proposed algorithm is 2–6 orders of magnitude higher than that of the ICP algorithm, and the proposed method has stronger robustness.

Key words machine vision; point cloud registration; weight coefficient; error function

OCIS codes 110.3010; 110.6880; 150.0155; 150.1135

收稿日期: 2020-09-24; 修回日期: 2020-10-19; 录用日期: 2020-11-05

基金项目: 辽宁省教育厅基金项目(lj2019jl022)

* E-mail: 1351511023@qq.com

1 引言

计算机视觉技术的快速发展^[1-3]促成 3D 场景重建^[4-6]在计算机科学领域中的日益普及,3D 场景重建中的主要问题是点云配准,其本质就是把两组不同坐标系的点云,通过旋转和平移统一到同一坐标系下。点云配准中最经典、应用最广泛的方法是 Besl 等^[7]在 1992 年提出的迭代最近点(ICP)算法,该算法的本质是以四元数运算模型为基础,反复迭代以寻求欧氏距离最小时的最优变换矩阵,其计算复杂度为 $O(N_P N_Q)$,其中, N_P 和 N_Q 表示数据集的点数, P 和 Q 为点云。但当点云的初始位置相差很大时,迭代过程很耗时,并且容易陷入局部极值。

为了给 ICP 算法提供有良好初始位置的点云,研究人员提出了粗配准。Rusu 等^[8]提出了一种快速特征点直方图(FPFH)算法进行粗配准,利用点云多尺度直方图下的关键点,大大减少了点云粗配准的时间;张彬等^[9]根据体素对点云进行下采样,然后结合法向量特征提取关键点,所提取的关键点为 FPFH 特征描述提供了简化的点云数据,减少了 FPFH 描述符的计算量,并通过描述符的向量夹角特性精简匹配对,最后使用随机采样一致性算法完成粗配准;Xue 等^[10]提出基于法向矢量的变化规律选择点云特征点,并通过建立 FPFH 特征描述获得初始匹配点集,然后用主成分分析法来完成粗配准;这些算法的描述性强,但是稳健性较差,易出现错误的对应点对。为解决该问题,需改善待配准点云的初始位置,除此之外,有许多学者对 ICP 算法进行改进。Bentley^[11]开发了 k 维树方法来搜索最近的点,这大大提升了搜索速度;Greenspan 等^[12]提出了对 k 维树结构的深度优先非暂时性搜索,在提高了算法运行效率的同时提高了点对对应关系的准确性;Jost 等^[13]提出了启发式最近点搜索方法,以降低搜索最近点过程的复杂度;这些算法致力于提高搜索最近点的速度,但输入的点云数据有较多离群值,可能会导致错误的旋转矩阵和平移向量,因此算法的鲁棒性差。

根据以上研究,本文在点云有噪声和数据丢失的环境下,针对点云配准的配准效率、配准精度和鲁棒性的问题,提出一种基于改进的 FPFH 特征描述符和改进的 ICP 的点云配准算法。首先针对简化的特征点云建立改进的 FPFH 特征描述,

并用双重约束和单位四元数算法完成粗配准,然后使用基于双向 k 维树^[14]的改进 ICP 算法完成精确配准。实验结果表明,对于点云中存在噪声和存在数据缺失的情况,相比于其他算法,本文算法总能完成精确配准,且丢失率越高,本文算法的优势越明显,且其对数据量大、所估计的位置不准确的实际点云数据有更强的鲁棒性以及更高的配准效率和配准精度。

2 基本原理

2.1 提取特征点集

首先提取改进的内部形态描述子(ISS)特征点^[15],在此基础上,使用主成分分析法计算协方差矩阵 M 的特征向量:

$$M = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\mathbf{p}_{ij} - \bar{\mathbf{p}}_i) \cdot (\mathbf{p}_{ij} - \bar{\mathbf{p}}_i)^T, \quad (1)$$

式中: k 为邻域内点数; i 为查询点; j 为邻域内查询点之外的点,称为邻域点; \mathbf{p}_{ij} 为提取的改进的 ISS 特征点; $\bar{\mathbf{p}}_i$ 为邻域的均值。令 λ_0, λ_1 和 λ_2 是满足 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$ 的协方差矩阵的三个特征值。对应于特征值 λ_0 的特征向量 \mathbf{e}_0 是点云的法线向量 \mathbf{n} 。

如图 1 所示,表面上的各种法向矢量角可以反映起伏的局部区域^[16],利用法向矢量角可校正法向量方向,但是此过程将降低算法效率。因此,取点云中一点 p_i ,定义其邻域范围的一点为 p_j , p_i 所在的法向 \mathbf{n}_i 和 p_j 所在的法向 \mathbf{n}_j 之间的夹角为 θ_{ij} ,将 θ_{ij} 与 $|\cos \theta_{ij}|$ 进行归一化,即

$$f_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \eta_{ij} |\cos \theta_{ij}|, \quad (2)$$

式中: f_i 为查询点与邻域点法向量内积均值; η_{ij} 是 p_i 和 p_j 的乘积。

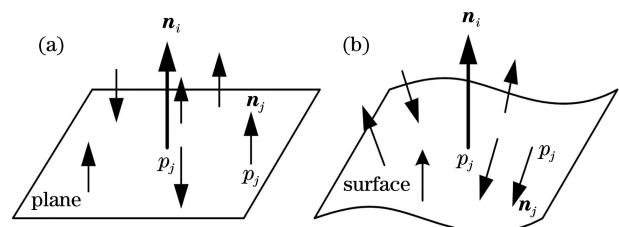


图 1 不同区域上的法线向量。(a)平面;(b)曲面
Fig. 1 Normal vectors on different regions. (a) Plane;
(b) surface

根据(2)式, f_i 越小的点表示该区域变化起伏越大,选取适当的阈值 δ ^[15],保留 $f_i < \delta$ 的点。设待配准的两个点云分别为 P, Q ,利用上文提出的方

法分别获取两个特征点集 P_m 和 Q_m 。

2.2 获取初始匹配点集

首先针对特征点集 P_m 和 Q_m 建立特征描述, 根据文献[8]提出的 FPFH 算法, 设置查询点 D_q , FPFH 算法原理如图 2(a)所示, FPFH 的计算过程如下:

1) 对于每个查询点 D_q , 计算其自身与其邻域点之间的关系, 得到简化点特征直方图 (SPFH)。

2) 对于每个邻域点 D_i , 重新确定其 k 个邻域, 并使用相邻的 SPFH 值对 D_q 的最终直方图 (FPFH) 进行加权处理。

$$V_{\text{FPFH}}(D_q) = V_{\text{SPFH}}(D_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_i} V_{\text{SPFH}}(D_i), \quad (3)$$

式中: V_{FPFH} 为查询点的 FPFH 描述符; V_{SPFH} 为查询点的 SPFH 值; ω_i 为权重系数, 表示 D_q 与 D_i 之间的距离, 定义 $\frac{1}{\omega_i}$ 为权重。

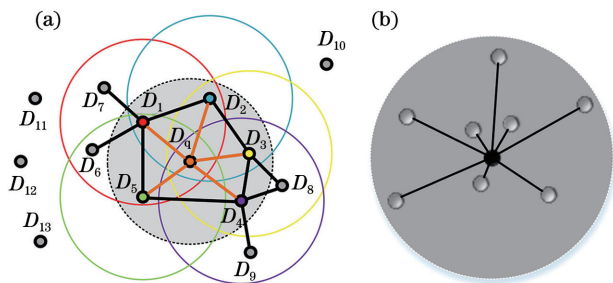


图 2 FPFH 算法邻域特征。(a) FPFH 的原理; (b) FPFH 的单个邻域

Fig. 2 Neighborhood features of FPFH algorithm. (a) Principle of FPFH; (b) single neighborhood of FPFH

在上述 FPFH 计算中, ω_i 是 D_q 与 D_i 之间的距离, 当两点之间的距离较大时, 权重较小, 反之亦然。例如, 在图 2(b)中, 设黑点是查询点, 白点是黑点 r 邻域内的点, 最接近黑点的三个白点的权重将很大, 而远离黑点的白点的权重将很小, 因此黑点的 FPFH 的描述符主要由三个点组成, 忽略邻域中其他点的影响。使用指数函数来重新计算权重系数并通过分割统计间隔以提高精度, 得到

$$\omega'_i = \exp\left(-\frac{v_j}{\omega_i}\right), \quad (4)$$

式中: ω'_i 为改进的权重系数; ω_i 为 D_q 与 D_i 之间的距离; v_j 为查询点 D_q 与 r 邻域内每个相邻点之间的距离的平均值, 公式为

$$v_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|D_q - D_i\|, \quad (5)$$

式中: n 为邻域内点数。

以斯坦福 3D 点云数据库中的 Bunny (35947) 作为输入, 原始权重系数和指数形式的权重系数变化趋势如图 3 所示。横坐标代表 r 邻域的值, 纵坐标代表权重系数。可以看出, 传统描述符的权重系数变化很大, 并且随着距离的减小, 权重系数趋于无穷小。使用指数函数可使权重的变化更加平缓, 从而合理地解决了基于 FPFH 描述符的计算的不稳定性问题。

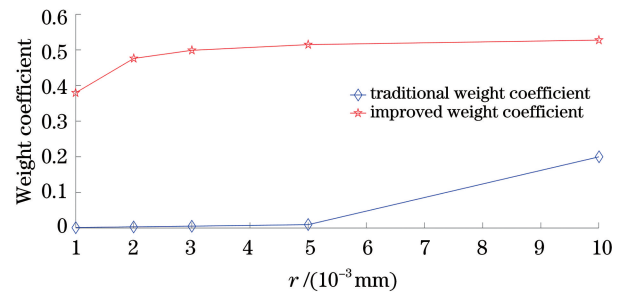


图 3 权重系数的比较

Fig. 3 Comparison of weight coefficients

使用上述改进的 FPFH 算法, 针对特征点集 P_m 和 Q_m 建立特征描述, 生成 33 维的特征向量。针对特征向量, 使用双重约束^[15] 获取精确的初始匹配点对集 C'_m 。

2.3 改进的 ICP 算法

针对得到的匹配点对集 C'_m , 使用单位四元数算法完成粗配准, 获得旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{T} , 但两次点云匹配精度不能满足要求。因此, 需执行精确配准。

ICP 算法连续地选择相应的点并计算相应的刚体变换, 当收敛度满足正确配准的要求, 则算法停止。设源点云为 $P = \{p_i\}_{i=1}^N$ 和目标点云为 $Q = \{q_i\}_{i=1}^N$ 。针对源点云 P 中的每个点 p_i , 通过(6)式把 p_i 变换到目标点云 Q 的坐标系下, 获得 p'_i , 然后针对目标点云 Q 上的每个点 q_i , 将 q_i 和 p'_i 的欧氏距离最小的点作为对应点, 获得(7)式所示的函数, ICP 算法就是求该函数的最小值, 从而不断更新旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{T} , 直到满足截止条件。

$$p'_i = \mathbf{R} \cdot p_i + \mathbf{T}, \quad (6)$$

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R} \cdot p_i + \mathbf{T} - q_i\|^2, \quad (7)$$

式中: p'_i 为源点云变换到目标点云坐标系下的点; q_i 为 p'_i 的对应点; $E(\mathbf{R}, \mathbf{T})$ 是残差平方的总和的均值,

定义 $E(\mathbf{R}, \mathbf{T})$ 为迭代误差函数。

文献[14]中的 ICP 算法构建了双向 k 维树,使 ICP 算法迭代时间得到了大幅的缩短。在此基础上,本文定义第 i 个对应关系的权重 ψ_i 为

$$\psi_i = \left[1 - \frac{d(p_i, q_i)}{\max d(p_i, q_i)} \right]^2, \quad (8)$$

式中: $d(p_i, q_i)$ 为两点间的距离; $\max d(p_i, q_i)$ 为这些对应关系中的最大距离。

根据点对距离计算对应的权重,点对的距离越大,对应的权重就越小。将(8)式代入(7)式,得到新的迭代误差函数为

$$E'(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \psi_i \|\mathbf{R} \cdot \mathbf{p}_i + \mathbf{T} - \mathbf{q}_i\|^2. \quad (9)$$

改进 ICP 算法流程如下:

- 1) 构建双向 k 维树,遍历点云 P, Q , 找到具有一一对应关系的最近点,并形成相应的点集;
- 2) 计算该点集的刚体变换,以使新的迭代误差函数 $E'(\mathbf{R}, \mathbf{T})$ 最小,得到旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{T} ;
- 3) 利用步骤 2) 中获得的旋转和平移变换矩阵对 Q 进行变换,得到新的点云 Q_i ;
- 4) 获取 Q_i 和 P 对应点的点集,若对该点集的相邻两次迭代的误差函数 $E'(\mathbf{R}, \mathbf{T})$ 差的绝对值小于给定阈值 σ ,则停止迭代;否则,使用 Q_i 代替 Q 继续迭代,直到对应点的点集的迭代误差函数满足要求。

本文算法流程图如图 4 所示。

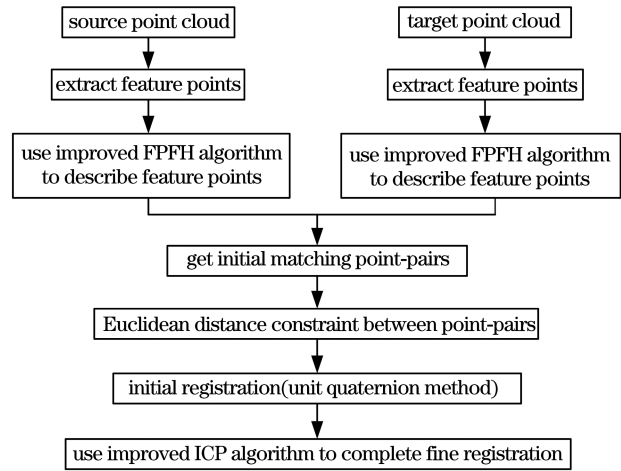


图 4 算法流程图

Fig. 4 Flow chart of algorithm

3 配准结果及分析

3.1 改进的 ICP 对比实验

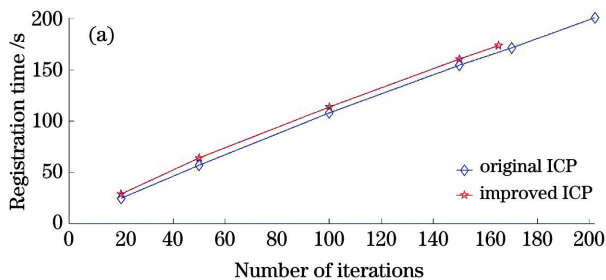
实验用 Matlab 2019a 编程。为了验证本文改进 ICP 算法的优势,本节将原 ICP 算法和改进 ICP 算法进行对比。使用斯坦福 40% 噪声、10% 数据丢失的 Dragon 模型作为实验对象,并使用本文提出的粗配准算法对其进行粗配准,根据文献[7]设置阈值 σ 为 10^{-19} 。采用迭代过程中的配准时间和配准误差作为评价指标。

在数据随机丢失的情况下,两组点云的点的排列顺序发生改变,因此使用文献[17]提出的评价方法评价配准误差 ζ ,即

$$\zeta = \sqrt{\frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \min_j [(x_{Q_i} - x_{P_j})^2 + (y_{Q_i} - y_{P_j})^2 + (z_{Q_i} - z_{P_j})^2]}, \quad (10)$$

式中: $(x_{Q_i}, y_{Q_i}, z_{Q_i})$ 为目标点云坐标; $(x_{P_j}, y_{P_j}, z_{P_j})$ 为源点云坐标; N 为目标点云大小; $N-m$ 为重叠点的数量。

对比结果如图 5 所示,可以看出,两种 ICP 算



法在配准完成后的配准误差相差不大,但本文改进的 ICP 使用更少的迭代次数完成精确配准,在迭代过程中,两种 ICP 算法的迭代速度相差不大,但本文改进的 ICP 算法完成精确配准所用的时间更少。

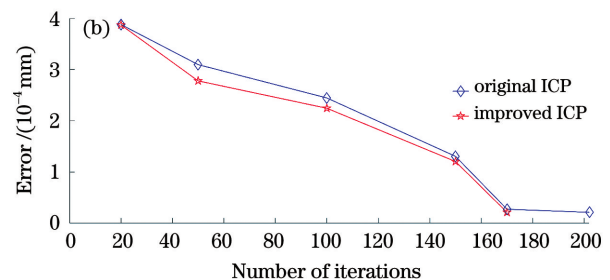


图 5 ICP 算法对比。(a) 配准时间对比; (b) 配准误差对比

Fig. 5 Comparison of ICP algorithms. (a) Registration time comparison; (b) registration error comparison

3.2 不同噪声环境下的精确配准

在进行 3D 扫描时,遮挡、缺失、噪声干扰等环境因素时常会导致点云数据不完整^[18]。本节使用斯坦福兔子 Bunny 模型,并给 Bunny 点云加上 25,

30,35 dB 的高斯白噪声,以验证本文算法在不同噪声环境下的鲁棒性。采用配准后的均方根误差 (RMSE)作为配准误差 ξ_{RMSE} 的衡量指标^[19], ξ_{RMSE} 定义为

$$\xi_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(x_{p_i} - x_{q_i})^2 + (y_{p_i} - y_{q_i})^2 + (z_{p_i} - z_{q_i})^2]}, \quad (11)$$

式中: $(x_{p_i}, y_{p_i}, z_{p_i})$ 为源点云坐标; $(x_{q_i}, y_{q_i}, z_{q_i})$ 为目标点云坐标。

将本文算法与 Matlab 2019a 自带的 ICP 算法、多分辨率(MR)特征点^[19]的 k 维树 ICP(k TICP)算

法、文献[15]的邻域表面形变信息加权(NICP)算法、文献[20]的基于采样一致性的改进 ICP(RICP)算法进行对比。配准结果如表 1 所示。图 6 是配准效果。

表 1 Bunny 模型的点云配准结果

Table 1 Point cloud registration results of Bunny model

Algorithm	Registration error / (10^{-4} mm)			Registration time / s		
	25 dB	30 dB	35 dB	25 dB	30 dB	35 dB
ICP	64.8910	61.9821	65.8834	0.28	0.36	0.43
MR-TICP	7.6345	6.6025	5.3034	41.95	38.48	30.28
NICP	0.1612	1.1372	0.0597	112.04	92.54	56.89
RICP	0.1615	2.3085	0.0597	114.25	11.97	30.18
Proposed method	0.1612	0.1051	0.0597	147.21	88.34	56.35

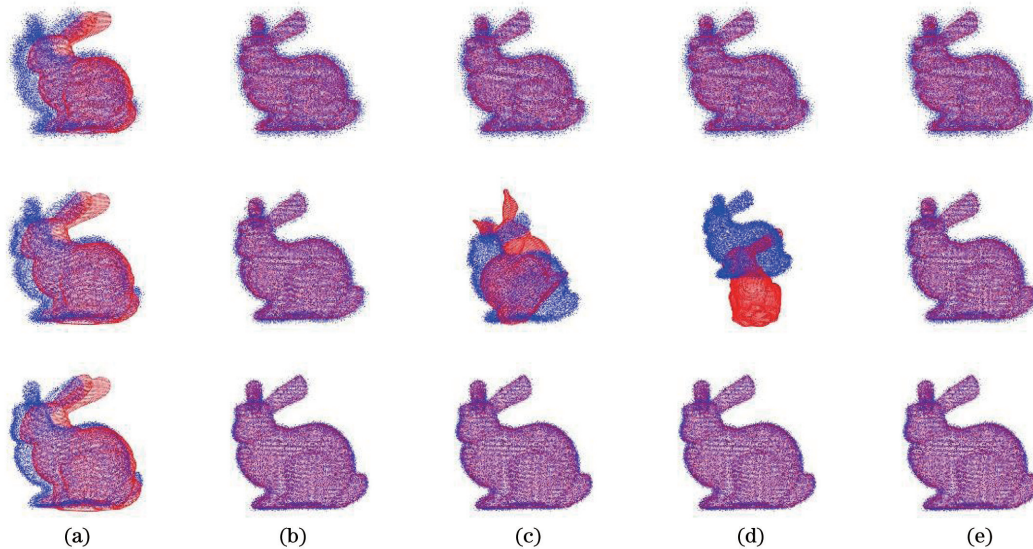


图 6 Bunny 配准效果。(a) ICP;(b) MR-TICP;(c) NICP;(d) RICP;(e)本文算法

Fig. 6 Registration results of Bunny. (a) ICP; (b) MR-TICP; (c) NICP; (d) RICP; (e) proposed algorithm

从表 1 和图 6 可以看出,在不同的高斯白噪声下,ICP 算法虽然效率很高,但是配准效果不好,无法完成有效的配准;本文算法与 NICP 算法、RICP 算法的配准精度和效率相差不大,但添加随机生成的 30 dB 的高斯白噪声后,两种对比算法不能完成有效的配准,因此本文算法比 NICP 算法和 RICP

算法有更好的鲁棒性;MR-TICP 算法总能完成有效的配准,但是本文算法的配准精度高于 MR-TICP 算法,高出 1~2 个量级。

3.3 有数据丢失的精确配准

本节实验使用数据量大的斯坦福 Dragon 模型,在 40 dB 高斯白噪声下,分别作 10%,20%,

30%, 50% 的数据随机丢失处理。模型配准误差如表 2 所示。模型配准时间如表 3 所示, 图 7 是

表 2 Dragon 模型的配准误差

Table 2 Registration error of Dragon model

Algorithm	Registration error / (10^{-4} mm)			
	10%	20%	30%	50%
ICP	77.12	76.73	76.69	76.65
MR-TICP	3.70	3.32	3.74	4.09
NICP	0.02	0.31	0.02	0.54
RICP	0.02	0.02	0.70	0.64
Proposed algorithm	0.02	0.02	0.02	0.03

Dragon 模型的点云配准效果。用 (10) 式作为配准误差的评价方法。

表 3 Dragon 模型的配准时间

Table 3 Registration time of Dragon model

Algorithm	Registration time / s			
	10%	20%	30%	50%
ICP	2.05	0.68	0.74	0.55
MR-TICP	74.61	60.06	55.74	53.28
NICP	82.91	137.44	244.57	106.84
RICP	320.29	178.41	71.38	92.96
Proposed algorithm	77.19	121.92	36.84	73.53

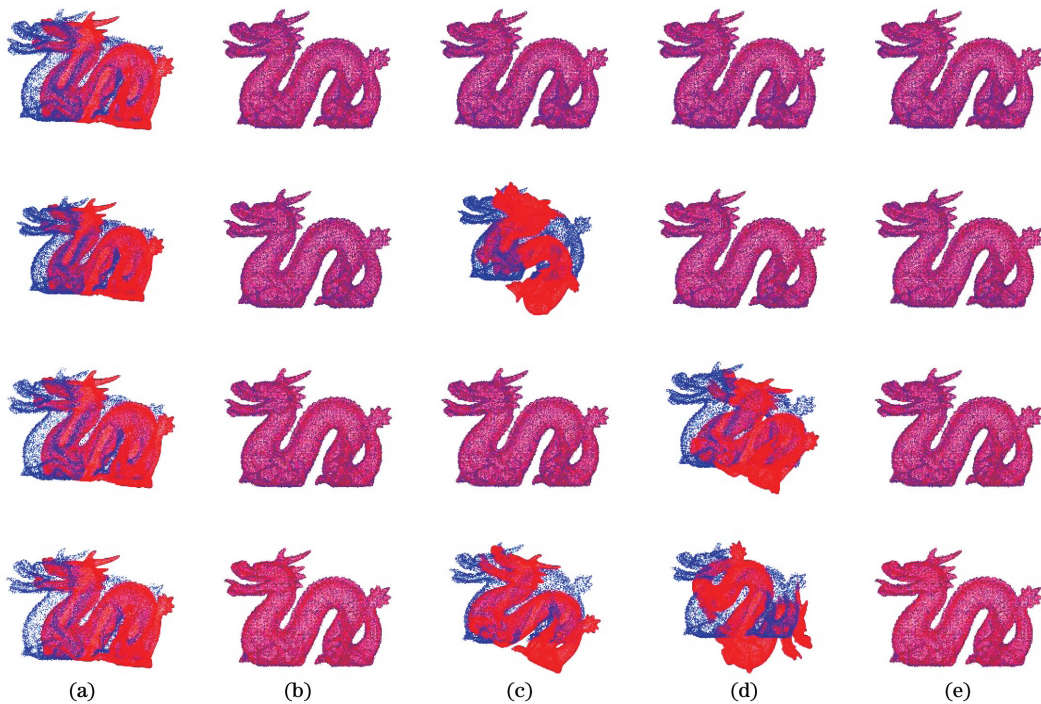


图 7 Dragon 配准效果。(a) ICP; (b) MR-TICP; (c) NICP; (d) RICP; (e) 本文算法

Fig. 7 Registration results of Dragon. (a) ICP; (b) MR-TICP; (c) NICP; (d) RICP; (e) proposed method

对于随机丢失数据的点云配准, 结合表 2、表 3 和图 7 进行分析。由图 7 可以看出 ICP 算法无法完成有效的配准。MR-TICP 总是能完成配准, 其配准效率和本文算法的接近, 但本文算法的配准误差比 MR-TICP 小 2 个量级, 本文算法有更高的配准精度。NICP 算法在 20%、50% 数据丢失时不能完成有效的配准, 在 10%、30% 数据丢失时能完成有效的配准, 且其配准误差和本文算法的相近, 但本文算法的配准时间短, 因此本文算法比 NICP 算法有更好的鲁棒性和更高的配准效率。RICP 算法只在 10%、20% 数据丢失时完成有效配准, 此时 RICP 算法的配准误差和本文算法的相近, 但本文算法的配准时间更短, 相比 NICP 算法有更强的鲁棒性和更

高的配准效率。总体而言, 本文算法对于 30% 及更高比例的数据丢失的点云, 在配准精度、效率和鲁棒性上均有优势。

3.4 实物数据的精确配准

实际应用中一般都是自主采集点云数据, 为此, 本节实验分别使用 Creaform Handy SCAN 700 三维激光扫描仪获取的沐浴露瓶 (bottle) 数据和用 RIEGL VZ-400 扫描仪对武汉大学校园内某石狮子雕像 (lion) 在不同视角下进行实体三维扫描获得的数据。Bottle 点云数据和 lion 点云数据如图 8 所示, 配准结果如表 4 和图 9 所示。实验中, RICP 算法对于 lion 点云数据无法建立匹配点集, 这里不再进行对比。



图 8 实物点云。(a)沐浴露瓶;(b)石狮子雕像

Fig. 8 Point clouds of physical objects. (a) Bottle; (b) lion

表 4 实物点云配准对比

Table 4 Comparison of registration for point clouds of physical objects

Algorithm	Registration error / (10 ⁻⁴ mm)		Registration time / s	
	Bottle	Lion	Bottle	Lion
ICP	1.21 × 10 ⁴	205.20	1.28	10.69
MR-TICP	3.79	357.60	25.53	116.42
NICP	0.04	11.87	9.57	5.04
Proposed method	0.04	2.29	7.50	66.33

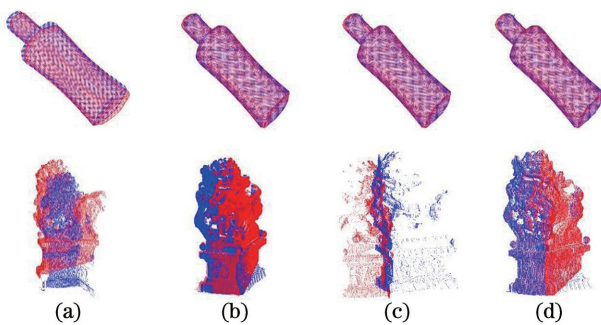
图 9 实物点云配准效果。(a) ICP;(b) MR-TICP;
(c) NICP;(d)本文算法

Fig. 9 Registration results of point clouds of physical objects. (a) ICP; (b) MR-TICP; (c) NICP; (d) algorithm of this paper

根据图 9 实验结果,可得:对于数据量小、特征不太明显的 Bottle 点云,ICP 算法配准后两片点云有一些偏差,产生了错配;MR-TICP、NICP 和本文算法能完成较好的配准。由表 4 可以看出,本文算法的配准精度比 MR-TICP 算法高 2 个量级,配准时间短;NICP 算法和本文算法在配准精度上相近,但本文算法的配准时间短。对于数据量大、特征明显的 lion 点云,ICP 和 NICP 算法出现错误配准,说明这两种算法的鲁棒性比本文算法差。MR-TICP 算法和本文算法有较好的配准效果,本文算法在配准精度上比 MR-TICP 算法高 2 个量级,其配准效率相比 MR-TICP 算法降低了 40%。总体而言,对

于初始位置较差的实际点云,本文算法在鲁棒性、配准效率和配准精度上均有优势。

4 结 论

提出了一种改进的基于 FPFH 的 ICP 点云配准算法。提取特征点之后,利用指数函数改进的欧氏距离替换 FPFH 的权重系数,根据点对的欧氏距离与最大欧氏距离的比值来计算每个点对的权重,将权重作为 ICP 迭代误差函数的加权系数,实现点云配准。通过一系列实验可以看出,本文算法对于理想情况的点云中加噪声和存在数据丢失的情况,能完成较好的配准,而且在配准效率和鲁棒性上有优势。面对初始位置相差较远且数据量大的实际点云,本文算法的鲁棒性比 RICP 算法强,本文算法的鲁棒性比 ICP 算法的强且本文算法的配准精度比 ICP 算法的高 2 个量级,本文算法的鲁棒性比 NICP 算法的强且本文算法的配准精度比 NICP 算法的高 1 个量级,本文算法的配准精度比 MR-TICP 算法的高 2 个量级且本文算法的配准效率比 MR-TICP 算法的高 40%。总体而言,本文算法在鲁棒性、配准精度和配准效率上均有优势。但对于数据量大的点云,本文算法在配准时间上还有改进空间。

参 考 文 献

- [1] Janai J, Güney F, Behl A, et al. Computer vision for autonomous vehicles: problems, datasets and state of the art [J]. Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision, 2020, 12(1/2/3): 1-308.
- [2] Geman D, Geman S, Hallonquist N, et al. Visual Turing test for computer vision systems [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2015, 112(12): 3618-3623.
- [3] Akhtar N, Mian A. Threat of adversarial attacks on deep learning in computer vision: a survey [J]. IEEE Access, 2018, 6: 14410-14430.
- [4] Dai A, Nießner M, Zollhöfer M, et al. BundleFusion: real-time globally consistent 3D reconstruction using on-the-fly surface reintegration [J]. ACM Transactions on Graphics, 2017, 36(4): 76a.
- [5] Zhang P C, Liu J, Yang H M, et al. Laser overlapping three-dimensional reconstruction of damaged aero engine blade [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 161504. 张鹏程, 刘瑾, 杨海马, 等. 航空发动机损伤叶片的激光交叠式三维重建 [J]. 激光与光电子学进展,

- 2020, 57(16): 161504.
- [6] Song X L, Li S, Gu M T, et al. Three-dimensional reconstruction of micro-scale flow field based on light field microscopic imaging [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1011002.
宋祥磊, 李舒, 顾梦涛, 等. 光场显微成像微尺度流场三维重建方法研究 [J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1011002.
- [7] 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.
- [8] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C] // 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 3212-3217.
- [9] Zhang B, Xiong C B. Automatic point cloud registration based on voxel downsampling and key point extraction [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041008.
张彬, 熊传兵. 基于体素下采样和关键点提取的点云自动配准 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041008.
- [10] Xue S, Zhang Z, Lv Q, et al. Point cloud registration method for pipeline workpieces based on PCA and improved ICP algorithms [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 612: 032188.
- [11] Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching [J]. Communications of the ACM, 1975, 18(9): 509-517.
- [12] Greenspan M, Yurick M. Approximate k - d tree search for efficient ICP [C] // Fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2003. 3DIM 2003. Proceedings, October 6-10, 2003, Banff, Alta., Canada. New York: IEEE Press, 2003: 442-448.
- [13] Jost T, Hugli H. A multi-resolution ICP with heuristic closest point search for fast and robust 3D registration of range images [C] // Fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2003. 3DIM 2003. Proceedings, October 6-10, 2003, Banff, Alta., Canada. New York: IEEE Press, 2003: 427-433.
- [14] Guan W, Li W T, Ren Y. Point cloud registration based on improved ICP algorithm [C] // 2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), June 9-11, 2018, Shenyang, China. New York: IEEE Press, 2018: 1461-1465.
- [15] Li X C, Yan Z Y, Lin S. Point cloud registration based on weighting information of neighborhood surface deformation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(14): 141102.
李新春, 闫振宇, 林森. 基于邻域表面形变信息加权的点云配准 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(14): 141102.
- [16] Peng Z, Lü Y J, Qu C, et al. Accurate registration of 3D point clouds based on keypoint extraction and improved iterative closest point algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 061002.
彭真, 吕远健, 渠超, 等. 基于关键点提取与优化迭代最近点的点云配准 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061002.
- [17] Wang Y, Zou H, He Y M, et al. ICP algorithm based on multi-resolution registration point [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2018, 39(3): 406-410.
王勇, 邹辉, 何养明, 等. 多分辨率配准点的 ICP 算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39(3): 406-410.
- [18] Tang Z R, Jiang Y, Miao C W, et al. Three-dimensional point cloud registration algorithm based on factor analysis [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(19): 191503.
唐志荣, 蒋悦, 苗长伟, 等. 基于因子分析法的三维点云配准算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(19): 191503.
- [19] Chen X, He B W. A fast global registration algorithm based on correcting point cloud principal component coordinate system [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 061003.
陈旭, 何炳蔚. 一种基于校正点云主成分坐标系的快速全局配准算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(6): 061003.
- [20] Xue S, Zhang Z, Meng X Y, et al. Point cloud registration method for pipeline workpieces based on RANSAC and improved ICP algorithms [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 612: 032190.