

点云配准方法在粗配准中的比较

侯彬^{1*}, 金尚忠^{1,2**}, 王贇¹, 陈智慧¹, 曹馨艺¹

¹中国计量大学光学与电子科技学院, 浙江 杭州 310018;

²浙江省现代计量测试技术及仪器重点实验室, 浙江 杭州 310018

摘要 为了解不同点云配准方法的配准效率和配准精度,使用不同的点云配准方法(三维形状上文、点特征直方图、快速点特征直方图、四点一致集、迭代最近点、正态分布变换)对三维点云数据进行了粗配准实验。在实验过程中记录了点云配准的时间和点云配准在 x 、 y 、 z 轴上的旋转角度误差和平移距离误差,通过分析实验记录的数据来比较不同点云配准方法在粗配准实验中的配准效率和配准精度。实验结果表明,三维形状上文、点特征直方图、快速点特征直方图在粗配准实验中表现良好;四点一致集配准效果较好,但耗时较长;迭代最近点不适用于粗配准;正态分布变换在粗配准实验中表现一般。该实验结论能够为不同情况下点云配准方法的选择提供有效的借鉴。

关键词 机器视觉; 点云配准; 配准时间; 旋转角度; 平移距离; 配准误差

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.081502

Comparison of Point Cloud Registration Methods in Coarse Registration

Hou Bin^{1*}, Jin Shangzhong^{1,2**}, Wang Yun¹, Cheng Zhihui¹, Cao Xinyi¹

¹College of Optical and Electronic Science, China Jiliang University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

²Key Laboratory of Zhejiang Province on Modern Measurement Technology and Instruments, Hangzhou, Zhejiang 310018, China 310018, China

Abstract In order to understanding the registration efficiency and registration accuracy of different point cloud registration methods, six different point cloud registration methods (3DSC, PFH, FPFH, NDT, ICP, 4PCS) are selected to perform three-dimensional point cloud data in the coarse registration experiment. The time of point cloud registration and the rotation angle error and translation distance error of point cloud registration on the x , y , and z axis are recorded during the experiment, the registration efficiency and registration accuracy of different point cloud registration methods in the coarse registration experiment are compared by analyzing the data recorded by the experiment. The experimental results show that 3DSC, PFH, and FPFH perform well in the coarse registration experiment, 4PCS has good registration effect but longer time consumption, ICP is not suitable for coarse registration, and NDT performs general in coarse registration experiments. The conclusion of this experiment can provide an effective reference for the selection of point cloud registration methods in different situations.

Key words machine vision; point cloud registration; registration time; rotation angle; translation distance; registration error

OCIS codes 150.6910; 110.3055; 110.6880

1 引言

三维点云数据是一种新的三维集合表现形式,不仅包含物体的几何拓扑信息,同时还具有较高的

精简性和灵活性,因此逐渐成为三维重建^[1]、医学研究^[2]、逆向研究^[3]、文物复原^[4]等领域中常见的处理对象,与之相关的点云处理技术也成为近年研究的热门课题。

收稿日期: 2019-07-29; 修回日期: 2019-08-14; 录用日期: 2019-09-17

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFF0214904)、国家自然科学基金(61701468)、浙江省自然科学基金(LY18F020018)

* E-mail: 1377456979@qq.com; ** E-mail: jinsz@cjl.u.edu.cn

三维点云处理技术包含许多方面,如点云滤波^[5]、点云特征提取^[6]、点云配准^[7]、点云分割^[8]、表面重建^[9]等。点云配准是其中的关键技术之一,它的实质就是将不同坐标参考系下的点云数据通过旋转、平移等刚体变换转移到同一坐标参考系下,实现点云数据之间的互补,得到几何拓扑信息更加完整的点云数据。

点云配准根据目的不同,一般可分为三类:粗配准^[10]、精配准^[11]和全局配准^[12]。粗配准一般是用于配准两个完全不知道任何初始相对位置的点云,该方法的主要目的是为之后的精配准提供较好的初始变换矩阵;精配准则是利用已知的初始变换矩阵通过多次迭代优化的方法得到全局最优解,实现精准配准;全局配准主要用于消除多帧点云配准后产生的累计误差,对整体坐标进行修正。

点云配准根据侧重点不同,又可以分为三类:基于局部特征描述的算法^[13]、基于全局搜索策略的算法^[14]和基于统计概率学的算法^[15]。基于局部特征描述的算法是通过局部特征来寻找相邻点云的对应点,继而计算出对应的变换矩阵;基于全局搜索策略的算法是在全局受约束的条件下寻找对应点,继而计算出对应的变换矩阵;基于统计概率学的算法是通过概率密度函数来估计点云分布,根据点云分布情况来确定对应点,继而计算出对应的变换矩阵。

本文选取了基于局部特征描述算法中的3种算法,基于全局搜索策略算法中的2种算法以及基于统计概率学算法中的1种算法,分别对三组点云模型进行粗配准,并对实验记录的配准时间和配准误差进行了比较分析,得出每种算法的优缺点。

2 点云配准算法

点云配准算法实质上就是将源点云 Q 通过变换矩阵匹配到目标点云 P 的参考系下,即 $P=R*Q+T$,其中 R 为旋转变换矩阵, T 为一个三维的平移向量。

2.1 基于局部特征的描述算法

在基于局部特征的描述算法中,本文分别提取了以下三种局部特征来描述点云:1)三维形状上下文(3DSC)^[16]。3DSC通过匹配向量的值来建立不同曲面点之间的对应关系,用于描述曲面上指定点及邻域的形状特征。2)点特征直方图(PFH)^[17]。PFH通过计算点云及其邻域点云之间的空间差异以及表面法向量之间的相互作用,继而估计点云表面变化情况,并形成一个多维直方图对点云几何属

性进行描述。3)快速点特征直方图(FPFH)^[18]。FPFH是由PFH优化而来,它是根据点云的法向量以及其邻域的表面曲率特征来构建特征直方图,最大程度上减少了计算时间,提高了计算效率,同时保留了PFH的大部分特征。

在提取出局部特征后通过采样一致性配准算法(SAC-IA)来寻找其对应点,继而计算出对应的变换矩阵。

算法步骤如下:

1)从目标点云 P 中选取 s 个样本点,同时确定它们两两之间的距离大于预设的最小值 d_{\min} 。

2)对每一个样本点,在源点云 Q 中找到拥有相似局部特征(3DSC、PFH、FPFH)的点,从这些相似点中选取一部分点作为样本点的对应点。

3)计算样本点与对应点之间的刚体变换,通过求解距离误差和函数 $\sum_{i=1}^n H(l_i)$ 来评价转换质量。

$$H(l_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}l_i^2, & \|l_i\| < m_l \\ \frac{1}{2}m_l(2\|l_i\| - m_l), & \|l_i\| > m_l \end{cases}, \quad (1)$$

式中: m_l 为预先给定值; l_i 为第 i 组对应点变换后的距离差。

4)在所有变换中找到最优的变换,使误差和函数 $\sum_{i=1}^n H(l_i)$ 最小,即可得到变换矩阵。

2.2 基于全局搜索策略的算法

在基于全局搜索策略的算法中,本文选取的是四点一致集(4PCS)算法和迭代最近点(ICP)算法。

1)4PCS算法^[19]

4PCS算法首先在目标点云中选取共面的4个点,使它们组成一组基,再根据刚性变换后交点所占线段比例不变的特性,在与之相对应的源点云中寻得4个共面点,继而计算出对应的变换矩阵。

算法步骤如下:

①在目标点云 P 中取一个并非全共线的共面四点集 $p_i, p_i \in P, i = a, b, c, d$,作为一组基,计算 $d_1 = \|p_a - p_b\|, d_2 = \|p_c - p_d\|$ 。

②令线段 ab, cd 相交于点 e ,则两线段独立的比率为

$$r_1 = \frac{a-e}{a-b}, \quad (2)$$

$$r_2 = \frac{c-e}{c-d}. \quad (3)$$

③根据刚性变换中所占线段比例不变的特性,在源点云 Q 中能提取出所有在一定范围内可能与 p_i 相符合的四点集合 q_i 。

④在距离 d_1, d_2 的阈值下,寻找到最优刚性变换,使两组对应四点集足够接近。

2) ICP 算法^[20]

ICP 算法是一种基于最小二乘法的最优匹配算法,该算法在一定约束的条件下,不断重复选择对应关系点——计算最优刚体变换这一过程,直到其满足正确配准精度要求。

算法步骤如下:

①在目标点云 P 中取点集 $p_i \in P$ 。

②在源点云 Q 中找到对应点集 $q_i \in Q$, 使得 $\|p_i - q_i\| = \min$ 。

③ICP 的误差函数为

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|q_i - (\mathbf{R}p_i + \mathbf{T})\|^2, \quad (4)$$

计算出最优参数 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} , 使得误差函数最小。

④对目标点云集 p_i 使用上一步求得的 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} , 可得到新的点云集 $p'_i = \mathbf{R}p_i + \mathbf{T}$ 。

⑤计算 p'_i 与源点云 Q 中的对应点集 q_i 的平均距离

$$d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|p'_i - q_i\|^2. \quad (5)$$

⑥如果 d 小于给定的阈值或者大于预设的最大迭代次数,则停止迭代计算;否则返回第二步,直到满足收敛条件为止。

2.3 基于统计概率学算法

在基于统计概率学的算法中,本文选取的是基于统计概率学的正态分布变换(NDT)算法^[21],该算法是通过概率密度函数来估计正态点云分布,根据点云正态分布情况来确定对应点,从而计算出源点云和目标点云之间的变换矩阵。

算法步骤如下:

1) 将点云分成 M 个网格或体素,每个网格或体素中的点可用向量表示 $\mathbf{x} = (x_i, y_i, z_i)^T$ 。

2) 分别计算出体素 k 中的均值向量 \mathbf{q}_k 和协方差矩阵 \mathbf{E}_k , 公式为

$$\mathbf{q}_k = \frac{1}{n} \sum \mathbf{x}_i, \quad (6)$$

$$\mathbf{E}_k = \frac{1}{n-1} \sum (\mathbf{x}_i - \mathbf{q}_i)(\mathbf{x}_i - \mathbf{q}_i)^T, \quad (7)$$

式中: $k=1, 2, \dots, M$; \mathbf{T} 是一个三维的平移向量。

3) 根据正态分布函数 $N(\mathbf{q}_k, \mathbf{E}_k)$ 来计算每个网格或体素中的分布情况,

$$p(\mathbf{x}) = C \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{q}_k)^T \mathbf{E}_k^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{q}_k)\right]. \quad (8)$$

4) NDT 的测度函数

$$\mathbf{x}_{qi} = \mathbf{R}x_{qi} + \mathbf{T}, \quad (9)$$

$$\max E(\mathbf{X}, \mathbf{T}) =$$

$$\sum_{i=0}^{N-1} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_{qi} - \mathbf{q}_k)^T \mathbf{E}_k^{-1}(\mathbf{x}_{qi} - \mathbf{q}_k)\right]. \quad (10)$$

5) 通过牛顿优化算法对测度函数进行优化,得到达到最大收敛的刚体变换矩阵。

这 6 种点云配准算法是最常见最基础了点云配准算法,应用范围很广,能处理大部分简单情况下的点云数据,许多高效的点云配准算法都是在这基础上改进而来。本文通过比较分析这 6 种算法在粗配准中的配准效率和配准精度,能够得到各自算法的特点,为以后算法的改进和优化提供良好的借鉴思路。

3 实验结果与分析

本文处理点云数据的实验平台如表 1 所示。

表 1 系统环境配置

Table 1 System environment configuration

Name	Configuration
CPU	Inter(R) Core(TM) i5-7300HQ CPU 2.50 GHZ
RAM	8.00 G
Operating system	Microsoft Window 10
Debugging environment	Microsoft Visual Studio 2013
Third party library	PCL 1.7.2

实验采用了三种类型的点云模型,包括兔子点云、龙点云和佛点云,如图 1 所示,点云数量分别为 35947、30979、41841、34836、78056、62682。

本文没有选取以往常见的点云模型的整体误差作为配准精度的评判标准,而是从点云模型在 x 、 y 、 z 轴上旋转角度和平移距离之间的误差来评判配准精度,能更直观地得出点云配准方法之间的区别。本文设计通过编程实现了对点云数据的一系列预处理(如去除离群点、下采样等),并记录了不同点云配准方法完成点云配准所需的时间和旋转、平移上的误差,兔子点云、龙点云、佛点云的配准实验效果如图 2~4 所示。

3.1 点云配准效率

实验过程中记录了每个点云配准方法分别完成 3 组点云模型粗配准所需的配准时间,如表 2 所示。

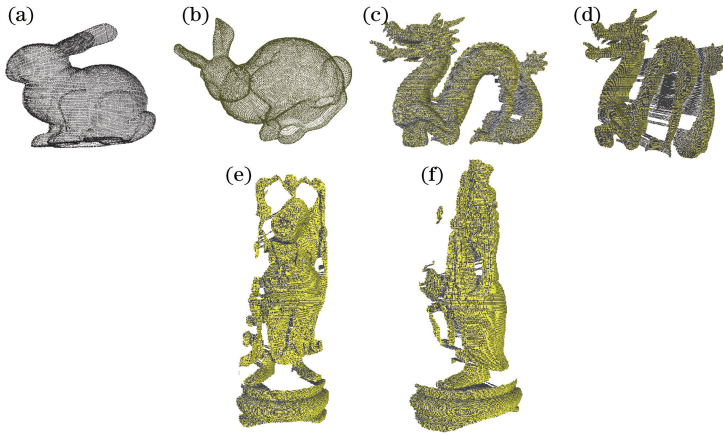


图 1 点云模型。(a)(b)不同角度下的兔子;(c)(d)不同角度下的龙;(e)(f)不同角度下的佛
Fig. 1 Point cloud model. (a)(b) Bunny at different angles; (c)(d) Dragon at different angles; (e)(f) Happy at different angles

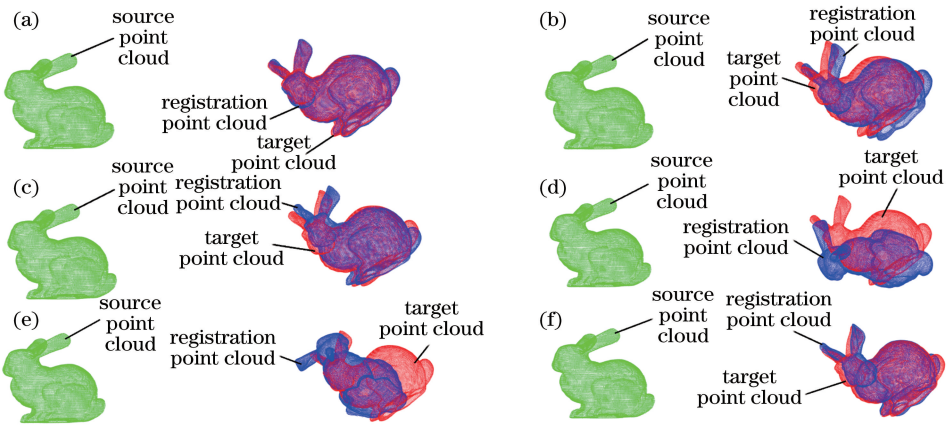


图 2 兔子点云的配准效果。(a) 3DSC;(b) PFH;(c) FPFH;(d) NDT;(e) ICP;(f) 4PCS

Fig. 2 Registration effect of Bunny point cloud. (a) 3DSC; (b) PFH; (c) FPFH; (d) NDT; (e) ICP; (f) 4PCS

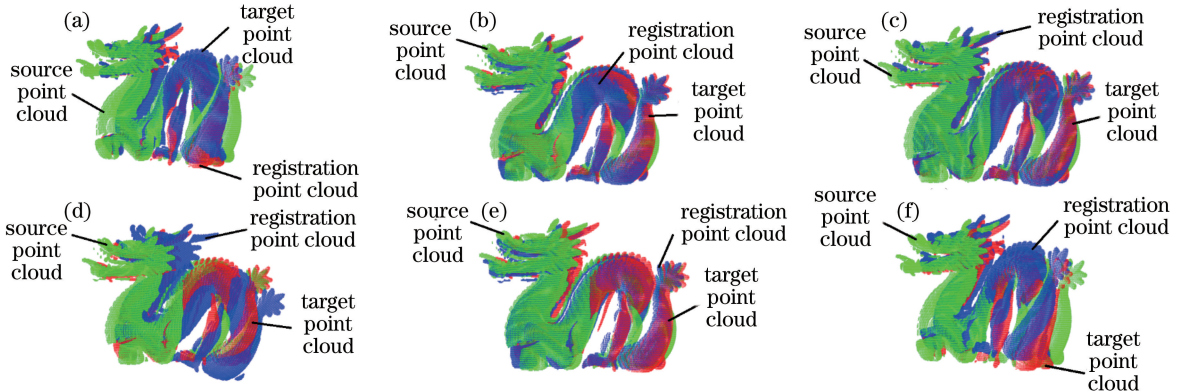


图 3 龙点云的配准效果。(a) 3DSC;(b) PFH;(c) FPFH;(d) NDT;(e) ICP;(f) 4PCS

Fig. 3 Registration effect of Dragon point cloud. (a) 3DSC; (b) PFH; (c) FPFH; (d) NDT; (e) ICP; (f) 4PCS

由表 2 可得,点云配准时间由长到短排列为 4PCS、3DSC、NDT、PFH、FPFH、ICP。可以看出,在基于局部特征的描述算法中 PFH 和 FPFH 的点云配准时间要明显少于 3DSC,这与它们选择的局部特征有关,相对于 PFH 和 FPFH 来说,3DSC 需

要计算出点云的曲面形状特征,增加了计算量;而 FPFH 又是从 PFH 优化而来,避免了 PFH 中需要计算邻域点之间的关联这一步,减少了计算量。

在基于全局搜索策略的算法中,ICP 的点云配准时间要远小于 4PCS,但从图 2(e)能够看出,点云

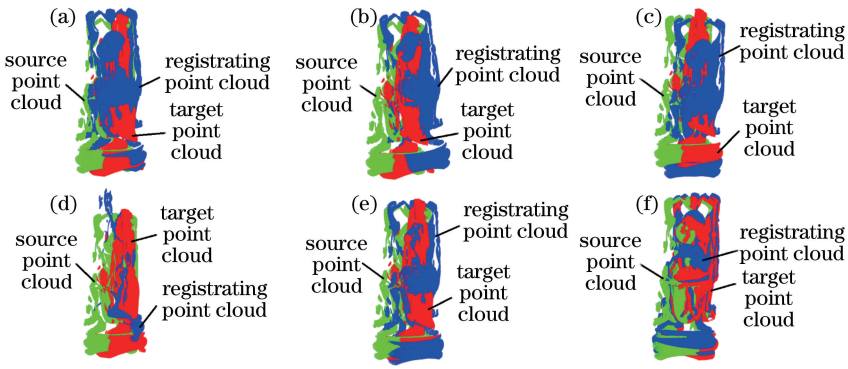


图4 佛点云的配准效果。(a) 3DSC;(b) PFH;(c) FPFH;(d) NDT;(e) ICP;(f) 4PCS

Fig. 4 Registration effect of Happy point cloud. (a) 3DSC; (b) PFH; (c) FPFH; (d) NDT; (e) ICP; (f) 4PCS

表2 配准时间

Table 2 Registration time

Registration algorithm	Bunny	Dragon	Happy
3DSC	166.808	179.130	176.349
PFH	33.577	16.615	8.838
FPFH	7.214	5.100	3.562
NDT	120.975	41.197	54.498
ICP	0.450	0.197	0.401
4PCS	373.231	344.641	347.600

配准效果明显不好,这是因为该算法通常要求点云配准之前需要有较好的初始变换矩阵,否则会陷入局部最优解以致配准失败;4PCS 则是因为需要对整个点云搜索共面四点基,所以计算复杂度高,耗时最长。

NDT 的点云配准效率在 6 种点云配准方法中处于中等。

3.2 点云配准精度

实验过程中还记录了配准点云相对于目标点云在 x 、 y 、 z 轴上的旋转角度误差和平移距离误差,分别如表 3~8 所示。

表3 兔子点云在 x 、 y 、 z 轴上的旋转角度误差

Table 3 Rotation angle error of Bunny point cloud on the x , y , and z axis

Registration algorithm	x -axis	y -axis	z -axis
	rotation error / ($^{\circ}$)	rotation error / ($^{\circ}$)	rotation error / ($^{\circ}$)
3DSC	0.034515	0.081468	0.104313
PFH	0.138971	0.058927	0.074916
FPFH	0.023005	0.009067	0.313266
NDT	0.143152	0.085159	0.068617
ICP	0.991003	0.419185	1.142622
4PCS	0.090667	0.077507	0.292008

由表 3~5 可知,在 x 轴上的旋转角度误差由大到小依次为:兔子点云 ICP、NDT、PFH、4PCS、

表4 龙点云在 x 、 y 、 z 轴上的旋转角度误差

Table 4 Rotation angle error of Dragon point cloud on the x , y , and z axis

Registration algorithm	x -axis	y -axis	z -axis
	rotation error / ($^{\circ}$)	rotation error / ($^{\circ}$)	rotation error / ($^{\circ}$)
3DSC	0.001644	0.423961	0.741546
PFH	0.008555	0.419259	0.768035
FPFH	0.017583	0.403607	0.815591
NDT	0.101121	0.460063	1.075075
ICP	0.063309	0.277009	0.756355
4PCS	0.037944	0.415443	0.784269

表5 佛点云在 x 、 y 、 z 轴上的旋转角度误差

Table 5 Rotation angle error of Happy point cloud on the x , y , and z axis

Registration algorithm	x -axis	y -axis	z -axis
	rotation error / ($^{\circ}$)	rotation error / ($^{\circ}$)	rotation error / ($^{\circ}$)
3DSC	0.232867	0.213501	0.740605
PFH	0.163750	0.020620	0.642075
FPFH	0.224111	0.035201	0.802984
NDT	1.572930	1.550770	0.787526
ICP	0.136925	0.174513	0.732324
4PCS	0.027133	0.341683	0.785396

3DSC、FPFH; 龙点云 NDT、ICP、4PCS、FPFH、PFH、3DSC; 佛点云 NDT、3DSC、FPFH、PFH、ICP、4PCS。在 y 轴上的旋转角度误差由大到小依次为: 兔子点云 ICP、NDT、3DSC、4PCS、PFH、FPFH; 龙点云 NDT、3DSC、PFH、4PCS、FPFH、ICP; 佛点云 NDT、4PCS、3DSC、ICP、FPFH、PFH。在 z 轴上的旋转角度误差由大到小依次为: 兔子点云 ICP、FPFH、4PCS、3DSC、PFH、NDT; 龙点云 NDT、FPFH、4PCS、PFH、ICP、3DSC; 佛点云 FPFH、NDT、4PCS、3DSC、ICP、PFH。

由表 6~8 可知,在 x 轴上的平移距离误差

表6 兔子点云在 x 、 y 、 z 轴上的平移距离误差Table 6 Translation distance error of Bunny point cloud on the x , y , and z axis

Registration algorithm	x -axis	y -axis	z -axis
	translation error /mm	translation error /mm	translation error /mm
3DSC	0.704254	0.300157	0.195203
PFH	0.716919	0.296079	0.208742
FPFH	0.690379	0.309533	0.193855
NDT	0.704577	0.290671	0.211123
ICP	0.624948	0.311314	0.141410
4PCS	0.685978	0.318527	0.190419

表7 龙点云在 x 、 y 、 z 轴上的平移距离误差Table 7 Translation distance error of Dragon point cloud on the x , y , and z axis

Registration algorithm	x -axis	y -axis	z -axis
	translation error /mm	translation error /mm	translation error /mm
3DSC	0.006429	0.296806	0.198664
PFH	0.001024	0.302251	0.200578
FPFH	0.001999	0.299705	0.201195
NDT	0.017200	0.297122	0.208962
ICP	0.002499	0.300879	0.194551
4PCS	0.002422	0.292338	0.196441

表8 佛点云在 x 、 y 、 z 轴上的平移距离误差Table 8 Translation distance error of Happy point cloud on the x , y , and z axis

Registration algorithm	x -axis	y -axis	z -axis
	translation error /mm	translation error /mm	translation error /mm
3DSC	0.019926	0.293849	0.213958
PFH	0.039929	0.291362	0.206794
FPFH	0.010529	0.309017	0.213628
NDT	0.007608	0.276117	0.183919
ICP	0.016240	0.299706	0.203684
4PCS	0.000684	0.294896	0.196272

由大到小依次为: 兔子点云 PFH、NDT、3DSC、FPFH、4PCS、ICP; 龙点云 NDT、3DSC、ICP、4PCS、FPFH、PFH; 佛点云 PFH、3DSC、ICP、FPFH、NDT、4PCS。在 y 轴上的平移距离误差由大到小依次为: 兔子点云 4PCS、ICP、FPFH、3DSC、PFH、NDT; 龙点云 PFH、ICP、FPFH、NDT、3DSC、

4PCS; 佛点云 FPFH、ICP、4PCS、3DSC、PFH、NDT。在 z 轴上的平移距离误差由大到小依次为: 兔子点云 NDT、PFH、3DSC、FPFH、4PCS、ICP; 龙点云 NDT、FPFH、PFH、3DSC、4PCS、ICP; 佛点云 3DSC、FPFH、PFH、ICP、4PCS、NDT。

为了进一步比较不同的点云配准方法在 x 、 y 、 z 轴上的旋转精度和平移精度之间的差异, 本文将兔子点云中每一个方向轴上的精度最低的点云配准方法的精度设为 1, 计算并得到其余 5 种点云配准算法相对提升的精度, 如图 5 所示。

由图 5 可知, 从配准算法总体来看, 相对于点云配准时的旋转角度精度之间的差别, 点云配准时的平移距离精度近乎一致, 可忽略不计。

从不同的点云模型来看, 对于低覆盖率的兔子点云来说, 3DSC、PFH、FPFH 的配准效果整体上要优于另外 3 种点云配准算法, 尤其是 FPFH 在 x 轴和 y 轴的旋转角度表现最佳; ICP 配准效果最差, 不适用于该点云的粗配准; 4PCS 在 x 、 y 、 z 轴上的配准效果表现良好; NDT 的配准效果仅优于 ICP, 相比其他算法存在一定的差距。对于含有噪声的龙点云来说, NDT 的配准效果不佳, 其余 5 种算法的配准效果较为接近。对于大数据量的佛点云来说, NDT 的配准效果最差, 与其余 5 种算法存在明显的差距。

4 结 论

本文采用 6 种点云配准算法对三维点云数据进行了粗配准, 比较分析了其配准时间和配准误差。实验结果表明, 3DSC、PFH、FPFH 的配准效果从整体上要优于另外 3 种点云配准算法, 其中这 3 种算法中又以 FPFH 的耗时最短, 说明该类算法对粗配准有良好的实用性; ICP 耗时最短, 但配准效果一般, 不适用于粗配准; 4PCS 耗时最长, 配准效果良好; NDT 不适用于含有噪声和数据量大的点云。

本文还存在不足, 即没有对点云配准在 x 、 y 、 z 轴上的旋转和平移误差进行具体分析, 没有得到在各个方向轴差异之间的原因。此外, 还可以在精配准中对各算法进行进一步的比较分析。

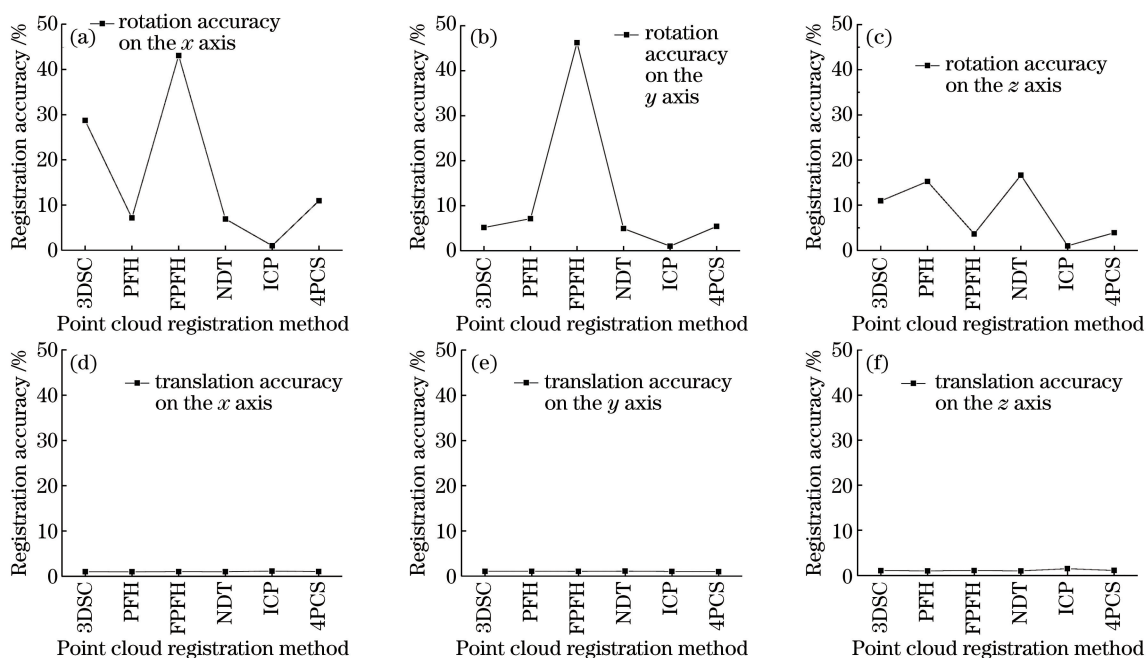


图5 点云配准精度。(a) x 轴上的旋转精度对比;(b) y 轴上的旋转精度对比;(c) z 轴上的旋转精度对比;(d) x 轴上的平移精度对比;(e) y 轴上的偏移精度对比;(f) z 轴上的偏移精度对比

Fig. 5 Point cloud registration accuracy. (a) Comparison of rotation accuracy on the x axis; (b) comparison of rotation accuracy on the y axis; (c) comparison of rotation accuracy on the z axis; (d) comparison of translation accuracy on the x axis; (e) comparison of translation accuracy on the y axis; (f) comparison of translation accuracy on the z axis

参 考 文 献

- [1] Luo Y, Guan T, Wei B, et al. Fast terrain mapping from low altitude digital imagery [J]. Neurocomputing, 2015, 156: 105-116.
- [2] Wang J C, Wang T M, Xu Y, et al. Registration method based on ICP algorithm for 3D surgical navigation [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(4): 434-438.
王君臣, 王田苗, 徐源, 等. 基于ICP算法的手术导航三维配准技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(4): 434-438.
- [3] Bidanda B, Hosni Y A. Reverse engineering and its relevance to industrial engineering: a critical review [J]. Computers & Industrial Engineering, 1994, 26(2): 343-348.
- [4] Zhao F Q, Zhou M Q, Geng G H. Local feature registration method of skull point cloud model [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(8): 1120-1127.
赵夫群, 周明全, 耿国华. 颅骨点云模型的局部特征配准方法[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(8): 1120-1127.
- [5] Yan J F, Deng K Z, Xing Z Q. 3D laser scanning point cloud filtering based on least squares fitting [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2013(5): 43-46.
严剑锋, 邓喀中, 邢正全. 基于最小二乘拟合的三维激光扫描点云滤波[J]. 测绘通报, 2013(5): 43-46.
- [6] Liu J, Bai D. 3D point cloud registration algorithm based on feature matching [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(12): 1215005.
刘剑, 白迪. 基于特征匹配的三维点云配准算法[J]. 光学学报, 2018, 38(12): 1215005.
- [7] 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.
- [8] Ou X L, Kuang X L, Ni W Y. Summarization on 3D scattered point cloud segmentation [J]. Journal of Hunan University of Technology, 2010, 24(5): 45-49.
欧新良, 匡小兰, 倪问尹. 三维散乱点云分割技术综述[J]. 湖南工业大学学报, 2010, 24(5): 45-49.
- [9] He H G, Tian J, Zhao M C, et al. A 3D medical imaging surface reconstruction scheme based on segmentation [J]. Journal of Software, 2002, 13(2):

219-226.

何晖光, 田捷, 赵明昌, 等. 基于分割的三维医学图像表面重建算法[J]. 软件学报, 2002, 13(2): 219-226.

- [10] Li P, Xing S, Li J, et al. A three-dimensional laser point cloud rough registration algorithm based on virtual feature points[J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(4): 430-439.
李鹏, 邢帅, 李瑾, 等. 基于虚拟特征点的三维激光点云粗配准算法[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(4): 430-439.
- [11] Zhang X, Zhang R, Zhang X C. Matching method of point cloud models based on auxiliary device [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2014, 20(5): 1029-1034.
张旭, 张冉, 张学昌. 基于辅助装置的多视点云精确配准方法[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(5): 1029-1034.
- [12] Yang Z H, Zhang Y S. A global registration method of terrestrial laser point cloud based on feature points [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(4): 66-68, 71.
杨志华, 张云生. 一种基于特征点的地面激光点云全局配准方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(4): 66-68, 71.
- [13] Li B F, Tian B H, Zhang X M, et al. Accelerator of the global automated image registration algorithm [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2012, 24(10): 1363-1368.
李宝峰, 田宝华, 张晓明, 等. 全局自动图像配准算法加速器[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(10): 1363-1368.
- [14] Chen C S, Hung Y P, Cheng J B. RANSAC-based DARCES: a new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(11): 1229-1234.
- [15] Zhang X, Zhang A, Wang Z H. Point cloud registration based on improved normal distribution transform algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(4): 041002.
张晓, 张爱武, 王致华. 基于改进正态分布变换算法的点云配准[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(4): 041002.
- [16] Tangelder J W H, Veltkamp R C. A survey of content based 3D shape retrieval methods [J]. Multimedia Tools and Applications, 2008, 39(3): 441-471.
- [17] Yan J F, Deng K Z. Point cloud registration algorithm based on extracting and matching feature points[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2013(9): 62-65.
严剑锋, 邓喀中. 基于特征点提取和匹配的点云配准算法[J]. 测绘通报, 2013(9): 62-65.
- [18] Lun J, Peng Z T, Dong D L, et al. The registration algorithm of point cloud based on optimal extraction of FPFH feature[J]. New Industrialization Strategy, 2014(7): 75-81.
陆军, 彭仲涛, 董东来, 等. 点云 FPFH 特征提取优化配准算法[J]. 新型工业化, 2014(7): 75-81.
- [19] Aiger D, Mitra N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 85.
- [20] Li R Z, Yang M, Tian Y, et al. Point cloud registration algorithm based on the ISS feature points combined with improved ICP algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 312-319.
李仁忠, 杨曼, 田瑜, 等. 基于 ISS 特征点结合改进 ICP 的点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 312-319.
- [21] Biber P, Strasser W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching[C]// Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No. 03CH37453), October 27-31, 2003, Las Vegas, Nevada, USA. New York: IEEE, 2003: 2743-2748.