

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209196

基于特征向量提取的点云配准算法

冯 田^{1,2,3} 冯志辉^{1,2,3} 南亚明^{1,2,3} 雷 铭^{1,2}(1. 中国科学院光电技术研究所 成都 610209; 2. 中国科学院空间光电精密测量技术重点实验室 成都 610209;
3. 中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 为提高现有配准算法精度和配准效率,提出了一种基于点云特征向量提取的点云配准算法。该算法利用点曲率和邻域内点数量作为综合判据筛选特征点,然后对特征点进行主成分分析提取特征向量,利用特征向量变换关系求解待配准点云之间的变换矩阵实现粗配准,精配准阶段创建点云 k 维二叉树,通过 k 维二叉树最近邻搜索来提高 ICP 算法精配准效率。为验证算法的有效性,将本文算法与多种配准算法在公开数据集 Bunny 和 Horse 以及实测环境点云数据进行配准实验对比分析,实验结果表明,计算时间相较于 ICP 算法减少 60%,所提算法具有良好的精度和配准效率。

关键词: 点云配准;特征向量;主成分分析;迭代最近点

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Point cloud registration algorithm based on feature vector extraction

Feng Tian^{1,2,3} Feng Zhihui^{1,2,3} Nan Yaming^{1,2,3} Lei Ming^{1,2}(1. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China; 2. Key Laboratory of Science and Technology on Space Optoelectronic Precision Measurement, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and efficiency of existing registration algorithms, a point cloud registration algorithm based on point cloud feature vector extraction was proposed. The point curvature and the number of points in the neighborhood are used as comprehensive criterion to filter feature points, and then feature vectors are extracted by principal component analysis of feature points. The transformation relationship of feature vectors is used to solve the transformation matrix between the point clouds to achieve rough registration of point clouds. In the precise registration, the point cloud k-dimensional binary tree is created, and the nearest neighbor search by the k-dimensional binary tree is used to improve the precision registration efficiency of the ICP algorithm. The proposed algorithm was compared with a variety of algorithms in the public data sets Bunny and Horse and the measured environmental point cloud data to verify the effectiveness. The results show that computation time is reduced by 60% compared with ICP algorithm, and the proposed algorithm has good accuracy and registration efficiency.

Keywords: point cloud registration; feature vector; principal component analysis; ICP

0 引言

近年来,随着激光成像技术的发展,点云配准技术广泛应用于三维重建^[1]、目标跟踪与识别^[2]、文物修复^[3]等领域。在点云数据采集过程中受到目标相对位置、视角等因素影响,通常不能单次成像获得完整点云数据,因此需要确定变换矩阵将不同视角下的点云数据转换到同一坐标系中,即点云的配准^[4],特别是在目标姿态测量与跟踪领域,快速、高精度的点云配准是关键技术基础。

现阶段,点云配准技术已经获得迅速发展,其中应用较为广泛的配准算法有 Besl 提出的迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法,以及 Biber 等提出的正态分布变换算法(normal distribution transform, NDT)等。ICP^[5]算法通过在待配准点云中寻找欧氏距离最近的点对,计算变换矩阵并不断迭代上述过程,直至目标函数值小于阈值。该算法能够获得较高的配准精度,但存在受目标初值影响较大、易陷入局部最优等问题,因此通常用于精配准。NDT^[6-8]算法通过快速空间模型技术将点云映射到二位单

元格中并转换为连续可微的概率密度分布函数,进而求出配准所需的变换矩阵。该方法提高了点云配准效率,但精度有所损失。因此,主流点云配准方案是粗配准与精配准结合的思路。点云粗配准方法主要分为以下 3 类:1)基于人为标识的方法^[9-10],通过在测量区域放置标靶,利用公共区域靶标建立变换关系完成点云配准;2)基于局部特征^[11]的方法,首先计算点云的局部特征,然后结合采样一致性等算法寻找对应特征,获得粗配准变换矩阵;如李新春^[12]、陶海路^[13]、孙文潇^[14]、李绕波^[15]等提出利用点云的曲率、密度、法向量和重心特征等提取特征参量,再对特征参量进行配准的方法,该方法能够提高点云配准效率,但局部特征提取易受到噪声影响;3)基于全局搜索的方法,通过在整体点云进行全局搜索方式建立变换关系,王宾等^[16]利用主成分分析的方法实现点云粗配准,通过双向距离比例改进 ICP 算法提高配准精度和效率;Aiger 等提出的四点全等集合算法(4-points congruent sets, 4PCS)^[17],在两组点云中分别选取 4 个共面点进而计算变换矩阵;尽管基于全局搜索的方法能够提高配准算法的鲁棒性,但该类方法时间复杂度较高,影响点云配准速度。

针对上述传统点云配准算法存在的鲁棒性差和效率低不能满足姿态测量对配准效率的需求等问题,提出了一种利用特征向量提取的点云配准方法。通过仿真数据与实测点云数据进行配准实验验证所提算法可行性,并传统算法进行分析对比。

1 点云配准方法

本文所提的点云配准方法流程如图 1 所示,由于激光雷达或扫描仪等获取点云数据通常为散乱点云,数据量较大并且携带一定的噪声点,因此本文首先对点云进行特征点筛选,通过点云邻域判据和曲率判据综合选取特征点,在减小噪声点影响的同时能够尽可能保留点云特征信息。然后对特征点主成分分析提取特征向量,并依据两组点云特征向量变换关系计算变换矩阵完成粗配准,最后应用 k 维二叉树最近邻搜索对 ICP 算法进行改进实现精配准提高点云配准效率。

1.1 特征点筛选

特征点又称兴趣点,是通过算法提取出的具有代表性、稳定性、可区别性的点集。在点云数据中由于目标形状、遮挡等因素会导致点云分布不均,本文设计一种特征点提取方法,结合计算点曲率与领域点数量方式筛选特征点,在兼顾稀疏区域特征点的同时滤除离群点噪声,筛选流程如图 2 所示。

首先依据邻域点数量判断该点是否为特征点。以 p_i 为邻域中心构建基于欧式距离的邻域,半径为 ϵ 的球体空间内所有数据点记为邻域点,邻域点数量记为 n_i 。邻域点数量大于阈值 n 的点判定为特征点,其邻域点不再进行筛选,如图 3 所示为设定阈值 n 为 3 时的判断结果,其中红色

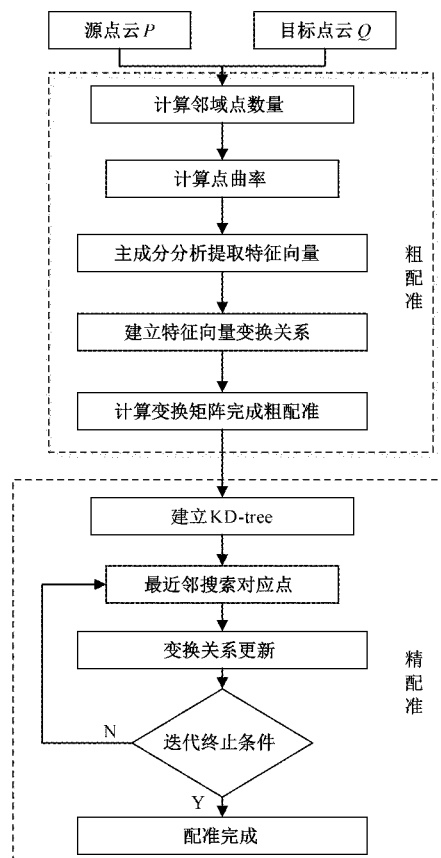


图 1 本文所提方法的流程

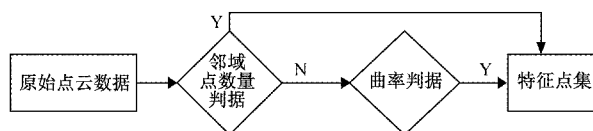


图 2 特征点筛选流程

点表示该点邻域内点数量小于阈值判定为非特征点,绿色点则表示判定为特征点。对于邻域点判据判断为非特征点的点云数据需要进一步计算点曲率作为筛选依据。

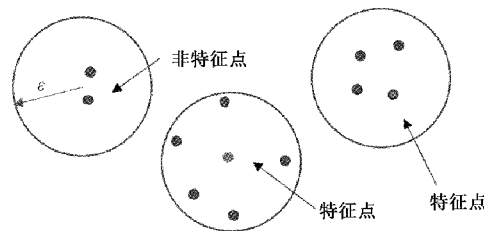


图 3 邻域点判据示意图

邻域点判据判定为非特征点的数据可以认为该处点云密度较低,对于一些关键曲面特征应该作为特征点保留,因此对于此类点通过点曲率再次判定。通过最小二乘法拟合构建二次曲面求解点曲率,首先对于上述以 p_i 为邻域中心,半径为 ϵ 的球体空间内的邻域点构建二次曲面 C ,曲面方程为:

$$C(x, y) = ax^2 + bxy + cy^2 \quad (1)$$

式(1)中 a, b, c 为二次曲面系数, 根据最小二乘原理, 二次曲面系数使得式(2)取最小值:

$$W^2 = \sum_i (ax_i^2 + bx_i y_i + cy_i^2 - z_i^2), i \in (0, n_i) \quad (2)$$

式(2)中 x_i, y_i, z_i 表示邻域点坐标, 对式(2)求偏导使偏导数为0, 解出最佳拟合曲面参数 a, b, c 的值:

$$\begin{cases} \frac{\partial^2 W}{\partial a} = \sum_i (2ax_i^2 + 2bx_i y_i + 2cy_i^2 - 2z_i^2) = 0 \\ \frac{\partial^2 W}{\partial b} = \sum_i (2ax_i^2 y_i + 2bx_i^2 y_i + 2cy_i^3 - 2x_i y_i z_i) = 0 \\ \frac{\partial^2 W}{\partial c} = \sum_i (2ax_i^2 y_i^2 + 2bx_i y_i^3 + 2cy_i^4 - 2y_i^2 z_i) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

曲面 C 在邻域中心点 p_i 处的一阶偏导表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{h}_x = \frac{\partial C(x, y)}{\partial x} \\ \mathbf{h}_y = \frac{\partial C(x, y)}{\partial y} \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中 $\mathbf{h}_x, \mathbf{h}_y$ 表示曲面 C 的一阶偏导数, 根据曲面第一基本公式可以计算曲面 C 的第一基本量:

$$\begin{cases} E = \mathbf{h}_x \cdot \mathbf{h}_x \\ F = \mathbf{h}_x \cdot \mathbf{h}_y \\ G = \mathbf{h}_y \cdot \mathbf{h}_y \end{cases} \quad (5)$$

曲面 C 在点 p_i 处的法向量表示为:

$$\mathbf{n} = \frac{\mathbf{h}_x \times \mathbf{h}_y}{|\mathbf{h}_x \times \mathbf{h}_y|} \quad (6)$$

曲面 C 在邻域中心点 p_i 处的二阶偏导表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{h}_{xx} = \frac{\partial^2 C(x, y)}{\partial x^2} \\ \mathbf{h}_{xy} = \frac{\partial^2 C(x, y)}{\partial x \partial y} \\ \mathbf{h}_{yy} = \frac{\partial^2 C(x, y)}{\partial y^2} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中 $\mathbf{h}_{xx}, \mathbf{h}_{xy}, \mathbf{h}_{yy}$ 表示曲面 C 的二阶偏导数, 根据曲面第二基本公式可以计算曲面第二基本量:

$$\begin{cases} L = \mathbf{n} \cdot \mathbf{h}_{xx} \\ M = \mathbf{n} \cdot \mathbf{h}_{xy} \\ N = \mathbf{n} \cdot \mathbf{h}_{yy} \end{cases} \quad (8)$$

高斯曲率和平均曲率为:

$$\begin{cases} K = \frac{LN - M^2}{EG - F^2} \\ H = \frac{LG - 2MF + NE}{2(EG - F^2)} \end{cases} \quad (9)$$

主曲率为:

$$k_i = H \pm \sqrt{H^2 - K} \quad (10)$$

式中: k_i 表示最大主曲率和最小主曲率, H 表示局部平均

曲率, K 表示高斯曲率。保留曲率大于局部平局曲率的点能够有效保留局部特征^[18], 保留该点作为特征点。

1.2 主成分分析提取特征向量

主成分分析法(principal component analysis, PCA)是一种数据降维技术^[19]。对特征点进行主成分分析提取点云特征向量来保证全局最优特征提取:

1) 计算样本重心。以源点云 \mathbf{P} 为例, 特征点集定义表示为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 & \cdots & x_m \\ y_1 & \cdots & y_m \\ z_1 & \cdots & z_m \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, 每列为第 i 点的坐标。求取特征点集的重心点坐标 $\mathbf{M}_0 = (x_0, y_0, z_0)^T$, 其中:

$$\begin{cases} x_0 = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} x_i \\ y_0 = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} y_i \\ z_0 = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} z_i \end{cases} \quad (12)$$

2) 计算协方差矩阵。计算公式为:

$$\mathbf{cov} = (\mathbf{X} - \mathbf{M}_0)(\mathbf{X} - \mathbf{M}_0)^T \quad (13)$$

3) 特征值分解。对协方差矩阵进行奇异值分解(singular value decomposition, SVD)取前3个方差最大特征值 $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$, 对应的特征向量记为:

$$\mathbf{V} = [\boldsymbol{\eta}_1, \boldsymbol{\eta}_2, \boldsymbol{\eta}_3] \quad (14)$$

同理得目标点云 \mathbf{Q} 的重心点坐标及特征向量:

$$\mathbf{M}'_0 = (x'_0, y'_0, z'_0)^T \quad (15)$$

$$\mathbf{W} = [\boldsymbol{\xi}_1, \boldsymbol{\xi}_2, \boldsymbol{\xi}_3] \quad (16)$$

1.3 点云粗配准流程

粗配准阶段缩短两组点云数据的空间距离, 为点云精配准提供相对较好的配准初始值。在完成点云特征向量提取后, 通过建立特征向量之间的变换关系完成粗配准。点云粗配准的步骤如下:

1) 根据1.1节所提方法结合领域点数量和点曲率判断筛选特征点;

2) 对特征点进行主成分分析提取特征向量, 以重心为起点, 方差最大的3个特征值对应的向量作为点云特征向量;

3) 依据矩阵的正交化和旋转不改变其特征值, 建立特征向量变换关系, 计算方式为:

$$\mathbf{R}_0 = \mathbf{VW}^{-1} \quad (17)$$

$$\mathbf{T}_0 = \mathbf{M}'_0 - \mathbf{M}_0 \quad (18)$$

4) 利用旋转矩阵 \mathbf{R}_0 和平移矩阵 \mathbf{T}_0 对配准点云进行转换, 完成粗配准, 变换后的源点云 \mathbf{P}' 表示为:

$$\mathbf{P}' = \mathbf{R}_0 * \mathbf{P} + \mathbf{T}_0 \quad (19)$$

1.4 改进ICP算法点对搜索策略

为提高不同视角点云配准的精度, 在粗配准完成后需

要利用 ICP 算法进行精配准。ICP 算法的基本原理是在源点云 P 和目标点云 Q 中,找到任意一点 p_i 的最邻近点 q_i , 以此计算最优变换矩阵 R 和 T 使得误差函数最小,误差函数表示为:

$$f(R, T) = \frac{1}{S} \sum_{j=1}^S |P_j^k - RQ_j^k - T|^2 \quad (20)$$

根据 ICP 算法的原理可以分析到,该算法整个点云数据逐一寻找对应关系,计算效率较低,降低了点云配准速度。为提高精配准计算速度,本文采用基于 k 维二叉树的最近邻搜索改进 ICP 算法的对应点搜索策略。 k 维二叉树是一种高维空间索引数据结构,将二叉查找树拓展到多维数据的组织、存储和索引^[20],由于点云数据点云数据是对三维空间进行分割,所以 k 取 3,即三维二叉树。 k 维二叉树通过左右叶子指针建立数据关系,任何一个非叶子节点的左右子树均为 k 维二叉树。定义某节点在某一维度的值为 $root$,该节点左子树任一节点在同一维度上值为 $root_{left}$,右子树上任一节点值在同一维度上值为 $root_{right}$,则满足以下关系:

$$root_{left} \leq root \leq root_{right} \quad (21)$$

k 维二叉树的创建原理是每次利用某一维度的值确定一个超平面,将 k 维空间划分为两个 k 维子空间,子空间的点分别构成了根节点的两个子树,具体构建步骤如下:

- 1) 在每个维度上计算数据点的方差,选取方差最大的维度作为参考维度,最大程度保证 k 维二叉树的平衡;
- 2) 在参考维度上对数据点进行排序,将中值点作为根节点,根据式(21)将数据点分别划入根节点的左右子树;
- 3) 对左右子树上的点集按照上述方法分别进行划分,直至划分到叶子节点。

改进 ICP 算法的搜索策略如下:

- 1) 二叉树搜索。首先从根节点开始按照目标点与各个节点的比较结果向下访问 k 维二叉树,直至到达叶子节点作为最近邻近节点。
- 2) 回溯查找。回溯搜索路径,判断其他子节点空间是否有更邻近的节点,如果存在则进入其他子节点空间进行搜索,直至搜索路径为空。

1.5 点云精配准流程

利用改进 ICP 算法实现精配准步骤如下:

- 1) 配准初始化。输入经过粗配准的源点云 P' 和目标点云 Q' ,设置最大迭代次数 i_{max} 、误差阈值 e_{final} 和单次迭代误差变化阈值 ϵ_{final} 。
- 2) 对应点搜索。对完成粗配准源点云 P' 和目标点云 Q' ,应用 1.4 所述搜索方法寻找最近点。
- 3) 求解变换矩阵。依据步骤 2) 所得的对应点关系,求解当次迭代对应的旋转矩阵 R_i 和平移矩阵 T_i ,并依据式(20)更新误差函数值,得到配准误差 e_i 和本次迭代误差变化值 ϵ_i 。
- 4) 更新点集并判断迭代条件。重复步骤 2)~步骤 3),

直至满足任一迭代结束条件:配准误差小于阈值 $e_i < e_{final}$, 单次迭代误差变化值小于阈值 $\epsilon_i < \epsilon_{final}$, 或者迭代次数大于最大迭代次数 $i < i_{max}$, 得到最终的变换矩阵 $[R, T]$ 。

2 实验结果与分析

为验证本文算法有效性与可行性,本文设计了经典斯坦福点云数据配准和激光雷达实测环境点云数据配准。并将本文算法配准结果与 ICP 算法、NDT 算法以及文献[12]、[15]算法的配准结果进行对比分析。本文实验使用软件环境是 Matlab2016a,并运行于 Intel Core(TM) i5-8250U@1.6 GHz 的 CPU、8 GB 内存、64 位 Win10 操作系统的计算机上。

2.1 经典点云数据集配准实验

经典点云配准采用经典斯坦福开源点云数据库 The Stanford 3D Scanning Repository 的 Bunny 模型(35 948 个点数据)和 Horse 模型(48 486 个点数据)数据。为验证所提算法的点云配准效果,分别对 Bunny 和 Horse 进行旋转和平移,然后使用本文所提算法与 ICP 算法、NDT 算法以及文献[12]、[15]提出的算法进行对比实验,Bunny 模型配准结果如图 4 所示,Horse 模型配准结果如图 5 所示。

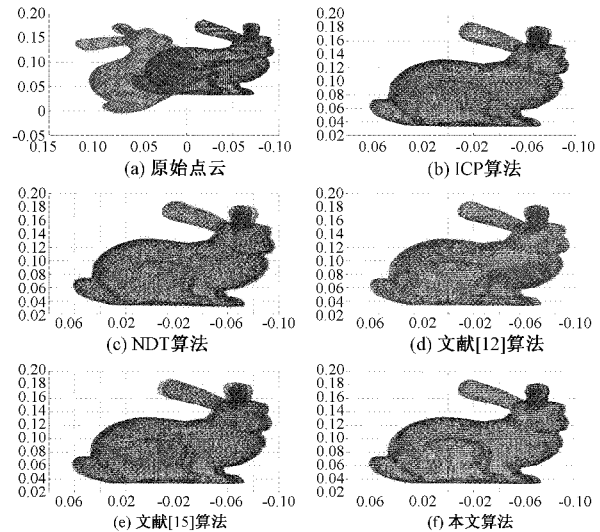


图 4 Bunny 模型配准结果

图 4 (b)、(c)、(d)、(e)、(f)分别为 ICP 算法、NDT 算法、文献[12]及文献[15]所提算法与本文算法对 Bunny 的配准结果图;从图中可以看到五种配准算法中 NDT 算法配准效果最差,能够看到明显的位姿偏差,而 ICP 算法能够较好的完成配准,但在 Bunny 耳朵处仍存在局部较差的情况,本文算法与文献[12]、文献[15]所提算法配准效果较好,从点云色差能够看出本文算法配准效果优于其余两种算法。图 5(b)、(c)、(d)、(e)、(f)分布为上述算法对 Horse 的点云配准结果对比,从图中可以看出 NDT 算法配准结果出现明显偏差,而其余算法效果较好,从点云色差可以看出本文算法配准效果最优。表 1 统计了各种配准算法的时

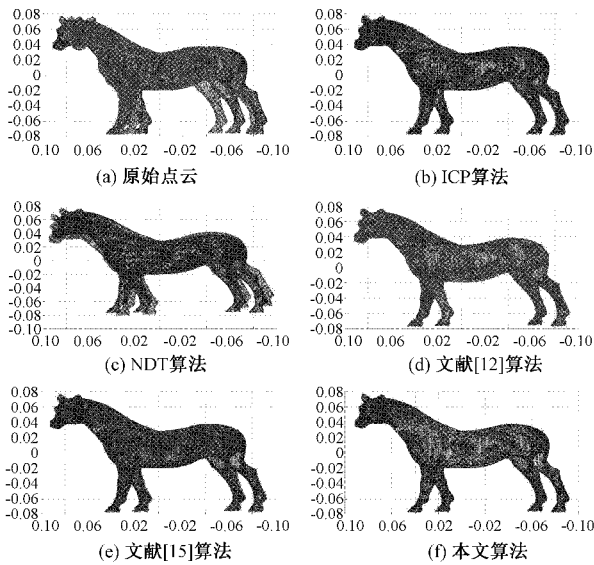


图5 Horse模型配准结果

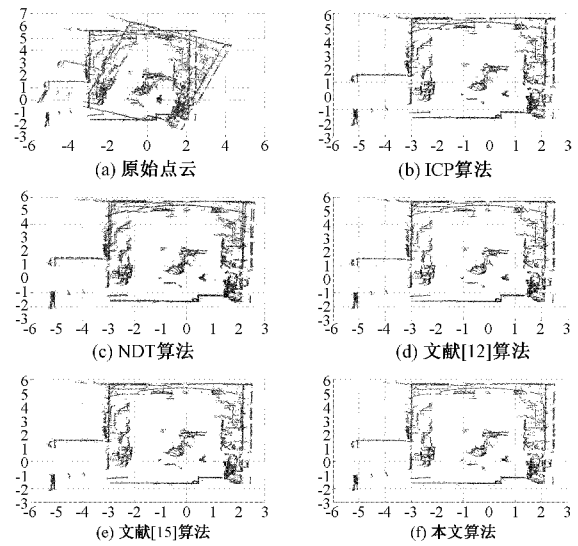


图6 实测数据配准结果

间消耗以及均方根误差。

表1 经典点云数据配准结果比较

算法	配准时间/s		均方根误差/mm	
	Bunny	Horse	Bunny	Horse
文献[12]	35.31	38.64	0.031 7	0.047 8
文献[15]	24.53	26.37	0.022 6	0.020 2
NDT	66.84	77.29	0.451 2	0.498 7
ICP	45.86	48.49	0.267 9	0.324 5
本文算法	16.58	21.79	0.014 5	0.018 7

由表1可知,在对Bunny和Horse进行配准时,本文配准算法在速度和精度上较现有算法有较大提高,其中计算时间相较于ICP算法减少约60%,文献[12]、文献[15]所提算法由于计算过多的特征量使得粗配准阶段配准速度较慢,而NDT算法和ICP算法由于较差的初始姿态使得迭代次数较多以及对应点搜索效率低等原因导致配准速度最慢。本文算法精度和文献[15]相似,相较于ICP算法和NDT算法亦有较大提高。

2.2 实测环境点云配准实验

实测点云数据为利用Velodyne VLP-16-A型号激光雷达在不同视角下采集的实验室环境点云数据: Laboratory1以及Laboratory2。为验证所提算法在实际复杂场景下应用的可行性,采用激光雷达在不同视角下获取实验室环境点云数据进行配准实验。其中点云数据Laboratory1有22 779个点数据(红色),点云数据Laboratory2有22 866个点数据(蓝色),将所提算法与NDT算法、ICP算法以及文献[12]、[15]所提算法进行对比试验,本文算法对两组点云数据配准结果如图6所示。

由图6可以看出,对带有噪声的实测环境点云数据进行配准时,ICP算法与NDT算法能够完成点云配准,局部点云存在位置偏差,文献[12]、[15]和本文所提算法具有较好配准效果,但从点云细节能够看出本文算法配准效果更优。表2统计了各算法配准时间消耗和均方根误差。

表2 实测点云数据配准结果比较

算法	配准时间/s	均方根误差/mm
文献[12]	45.64	0.338 6
文献[15]	30.78	0.238 5
NDT	86.67	0.486 8
ICP	70.56	0.388 9
本文算法	26.58	0.140 5

由表2可知,由于实测环境复杂以及噪声的影响,几种配准算法在配准性能均有所下降,但本文所提算法在计算速度和精度仍然明显优于ICP和NDT算法,相较于文献[12]、[15]所提算法也有不同程度的提高。通过上述实验利用不同算法分别对经典点云数据和实测点云数据的配准结果进行分析与对比,证明了本文所提算法的可行性和实用性。

为验证本文算法在不同初始姿态下进行点云配准的鲁棒性,使用激光雷达旋转 360° 在不同视角采集点云数据,每 20° 采集一次实验室环境点云,然后对本文算法以及ICP算法、NDT算法、文献[12]、[15]所提算法进行对比,实验结果如图7所示。从图7种可以看出,ICP与NDT算法应对恶劣初始姿态能力较差,本文算法与文献[12]、文献[15]算法能够在不同姿态下完成配准,并且本文算法精度优于上述4种算法。

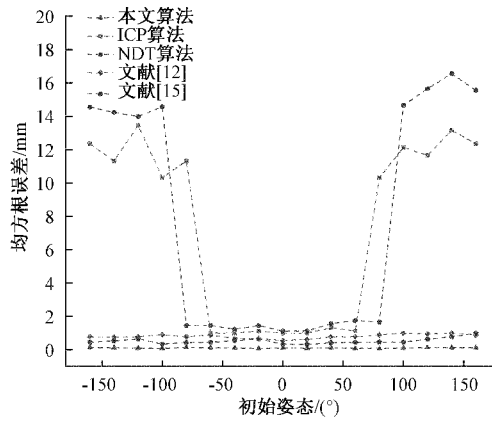


图 7 不同姿态实测数据配准结果

3 结 论

为解决现有云点配准算法在姿态测量与跟踪领域应用时存在精度差和配准效率低等问题,提出了一种基于特征向量提取的云点配准算法。结合邻域点数量和点曲率综合筛选特征点,在提高特征向量提取效率的同时能够保留点云特征信息,减少噪声对特征向量提取影响。通过对特征点进行主成分分析提取特征向量建立变换关系,完成粗配准;再应用k维二叉树最近邻搜索方法改进ICP算法提高对应点搜索效率。实验结果表明本文算法能够在噪声干扰及恶劣初始姿态情况下完成配准,相较于传统ICP算法计算时间减少60%,具有较好的配准精度、鲁棒性和配准效率。

参考文献

- [1] 李玉梅,万旺根,王旭智. 三维重建中点云配准算法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(12): 75-79.
- [2] 张楠,孙剑峰,姜鹏,等. 激光雷达场景三维姿态点法向量估计方法[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(1): 171-178.
- [3] 张子健,程效军,曹宇杰,等. 结合激光与视觉点云的占遗迹三维重建应用[J]. 中国激光, 2020, 47(11): 273-282.
- [4] 孙炜,苑河南,刘乃铭,等. 融合轮廓特征的线激光点云的快速配准算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 156-162.
- [5] 王建军,卢云鹏,等. 实现激光点云高效配准的ICP优化及性能验证[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(10): 309-315.
- [6] 李建微,占家旺. 三维点云配准方法研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(2): 349-367.

- [7] 宗文鹏,李广云,李明磊,等. 激光扫描匹配方法研究综述[J]. 中国光学, 2018, 11(6): 914-930.
- [8] 余洪山,付强,孙健,等. 面向室内移动机器人的改进3D-NDT点云配准算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 151-161.
- [9] 闫蓓蓓,姜小平. DAISY和LBP描述符结合的三维点云粗拼接方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 73-78.
- [10] MENG C, ZHANG J, ZHOU F G, et al. New method for geometric calibration and distortion correction of conventional C-arm[J]. Computers in Biology & Medicine, 2014, 52(3): 49-56.
- [11] 王珊,王春阳. 基于特征点匹配的三维点云配准算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(12): 23-28.
- [12] 李新春,闫振宇,林森,等. 基于邻域特征点提取和匹配的点云配准[J]. 光子学报, 2020, 49(4): 255-265.
- [13] 陶海达,达飞鹏. 一种基于法向量的点云自动配准方法[J]. 中国激光, 2013, 40(8): 184-189.
- [14] 孙文潇,王健,梁周雁,等. 法线特征约束的激光点云精确配准[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(7): 988-995.
- [15] 李晓波,袁希平,甘淑,等. 利用重心特征变换处理的点云配准方法研究[J]. 光子学报, 2021, 50(11): 145-155.
- [16] 王宾,刘林,侯榆青,等. 应用改进迭代最近点方法的三维心脏点云配准[J]. 光学精密工程, 2020, 28(2): 474-484.
- [17] 崔志婷,李彩林,朱夫宏,等. 基于Super4PCS的激光点云配准适用性研究[J]. 激光杂志, 2021, 42(4): 46-51.
- [18] TANG Y, LI H, SUN X, et al. Principal curvature measures estimation and application to 3D face recognition[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2017, 59(2): 211-233.
- [19] 王小玉,陈琳. 基于主成分分析与迭代最近点的三维膝关节配准[J]. 北京邮电大学学报, 2020, 43(3): 112-117.
- [20] 王育坚,廉腾飞,吴明明,等. 基于八叉树与KD树索引的点云配准方法[J]. 测绘工程, 2017, 26(8): 35-40.

作者简介

冯田,硕士研究生,主要研究方向为点云处理算法。

E-mail: fengtian19@mails.ucas.ac.cn

冯志辉(通信作者),工学博士,研究员,主要研究方向为空间激光精密测距、激光三维成像与跟踪技术。

E-mail: fengzh@ioe.ac.cn

南亚明,博士研究生,主要研究方向为三维重建。

雷铭,硕士,主要研究方向为空间光电精密测量。