

基于曲率特征的迭代最近点算法配准研究

曾繁轩, 李亮, 刁鑫鹏

中国矿业大学环境与测绘学院, 江苏 徐州 221116

摘要 在三维激光扫描技术中,点云数据配准技术直接影响后期建模质量。点云配准主流算法为迭代最近点(ICP)算法,该算法能自动、高精度配准,也具有时间空间复杂度较大、收敛缓慢、易匹配错误对应点等缺点。将基于曲率极值的算法与ICP算法相结合,对曲率特征明显的点云模型进行配准。从算法收敛效率、抗噪性及点云初始位置优劣对算法的影响三方面设计实验,并与经典ICP算法及其他改进算法进行对比。结果表明,该算法对于曲率变化明显的点云数据表现出的收敛效率高于其他算法,对于质量较差的初始数据,该算法收敛稳定性较强。

关键词 图像处理; 点云配准; 迭代最近点算法; 曲率极值算法

中图分类号 P232 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP54.011003

Iterative Closest Point Algorithm Registration Based on Curvature Features

Zeng Fanxuan, Li Liang, Diao Xinpeng

School of Environment Science and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China

Abstract Point cloud registration plays an important role in three-dimensional laser scanning technology as it affects modeling quality directly. The iterative closest point (ICP) algorithm is widely used in point cloud registration because it can register the point cloud automatically and accurately. But the ICP algorithm is complex in time and space, slow convergence and easy incorrect matching. The ICP algorithm and the curvature extremum algorithm are combined as a new algorithm to process point clouds with apparent curvature features. Experiments are conducted concerning effect of convergence efficiency, robustness and quality of initial data on the new algorithm, and the results of the classic ICP algorithm and other modified ICP algorithms are compared. The results show that the proposed algorithm has high convergence efficiency for point clouds with apparent curvature features and good convergence stability for worse initial data.

Key words image processing; point cloud registration; iterative closest point algorithm; curvature extremum algorithm

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 100.6890

1 引言

在利用三维激光扫描技术采集物体空间信息的过程中,因为激光具有不可穿透性,所以目标表面完整信息需要经过多站扫描获得。由于各扫描站坐标系之间相互独立,在使用数据前需先将其配准到同一坐标系下,配准精度将直接影响到后期建模的质量。因此,点云数据配准是三维激光扫描技术后处理过程中的一个关键步骤。Besl等^[1]首次提出了一种点云自动配准算法,即迭代最近点(ICP)算法。该算法实质是创建参考点云与待配准点云间欧氏距离最小的对应点对,并通过对待配准点云进行刚体变换,使得两块点云中对应点间的均方根误差(RMSE)最小,以求得待配准点云的旋转、平移变换矩阵。ICP算法使用时需满足以下两个条件:1)参考点云与待配准点云之间必须存在包含关系;2)两块点云的初始相对位置应偏差较大,否则

收稿日期: 2016-08-05; 收到修改稿日期: 2016-09-26; 网络出版日期: 2016-12-26

基金项目: 国家自然科学基金(51504239)

作者简介: 曾繁轩(1992—),男,硕士研究生,主要从事地面三维激光扫描方面的研究。E-mail: xuange92@163.com

算法会陷入局部最优。经典 ICP 算法在实现点云高精度、自动配准的同时,也具有时间复杂度和空间复杂度较高、易匹配错误的对应点对、迭代收敛慢等缺点。针对上述缺点,国内外学者大致从以下三方面进行改进研究:1) 改进约束条件以加快迭代收敛;2) 提出新的对应点搜索算法,快速、高效地完成对应点匹配;3) 改进采样方式以减少误匹配。

经典 ICP 算法通过最小二乘法计算最优坐标变换参数,使迭代时误差函数最小。为了使迭代收敛更快,Mitra 等^[2]通过平方距离函数的局部二次逼近方式改进了 ICP 算法的收敛函数。Fitzgibbon^[3]利用通用非线性优化的方法直接减小配准误差,从而提高了 ICP 算法收敛速度,而对应点的选取最初以欧氏距离最短为判断依据,虽然该方法便于操作,但是算法效率低。在此基础之上,Li 等^[4]提出基于光固化成型(STL)文件格式中的 facet 三角面片矢量信息匹配的方法,加速对应点搜索,并引入动态调整因子加快迭代收敛速度。Jost 等^[5]采用启发式搜索算法加快临近点搜索,并将其与多分辨率逼近相结合,在保证配准质量的前提下大幅提升 ICP 算法速度,然而在某些特征不明显的区域,由于缺少约束条件,过多的对应点对会导致算法收敛缓慢^[6]。Guehring^[7]采用对已有点对进行定权的方式增强算法稳定性。Rusinkiewicz 等^[8]采用对输入数据重采样的方式增强刚体变换的约束,从而加强 ICP 算法的稳定性。Gelfand 等^[6]基于输入网格特征重采样的对应点选择策略,改进了 ICP 算法几何稳定性,从而加快了收敛。陶海脐等^[9]根据点云法向量变化提取特征点,通过随机抽样一致性算法对 ICP 算法精确配准进行了改进。

本文从点云模型曲率特性入手,计算点集中每个点的主曲率,并提取点云模型中曲率极值点为特征点进行 ICP 算法精确配准。从算法收敛稳定性和收敛效率两方面进行实验,并与经典 ICP 算法进行对比。

2 经典 ICP 算法及曲率极值法

2.1 经典 ICP 算法

经典 ICP 算法^[1]利用最小二乘最优匹配原理,通过迭代进行点云之间的刚体变换。首先已知两块待配准的重叠点云 $P = \{p_i\}_{i=1}^{N_p}$ 和 $X = \{x_j\}_{j=1}^{N_x}$,其中 P 为待配准点云, X 为参考点云。 P 点集中的每一点 p_i 以最小距离原则在 X 中寻找对应点,对应点构成新的点集 $Y = \{y_i\}_{i=1}^{N_p}$,此时 (p_i, y_i) 构成 N_p 组对应点对。所有对应点对的欧氏距离平方和为^[10]

$$f(\mathbf{q}) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=0}^{N_p} \|y_i - R(\mathbf{q}_R)p_i - \mathbf{q}_T\|^2, \quad (1)$$

式中矢量 $\mathbf{q} = [\mathbf{q}_R/\mathbf{q}_T]^T$ 表示点集 P 与点集 Y 之间刚体变换的旋转矢量 \mathbf{q}_R 、平移矢量 \mathbf{q}_T 。反复迭代求出满足(1)式且收敛于给定阈值的旋转、平移矩阵,即为 ICP 算法精配准的最终目的。

ICP 算法过程描述如下:

- 1) 寻找对应点对 $Y_k = C(P_k, X)$;
- 2) 计算配准向量 $(q_k, d_k) = Q(P_k, Y_k)$,其中 d_k 代表第 k 次迭代后对应点的 RMSE;
- 3) 修正待配准点云 P_k 得到新的点云 $P_{k+1} = q_k(P_k)$,即 $\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{q}_{Rk}\mathbf{P}_k + \mathbf{q}_{Tk}$;
- 4) 如果点对匹配均方差收敛于某阈值 τ ,即 $d_k - d_{k+1} < \tau$,则停止迭代,否则令 $k = k + 1$,并返回步骤1)。

2.2 曲率极值法

在三维欧几里得空间中,几何体结构特征描述子主要包括曲率和法矢,曲率和法矢突变的点可视作该几何结构体的特征点^[11]。三维欧氏空间中曲面或曲线上某点曲率可分为平均曲率、主曲率和高斯曲率。曲率极值法的基本原理为某点的两个主曲率中任意一个是其主方向上的极值,则该点为特征点。曲率极值特征提取算法^[12]描述如下:。

- 1) 选择种子点,构建种子点 K 邻域内的二次曲面方程:

$$\mathbf{r}(u, v) = \sum_{j=0}^2 \sum_{i=0}^2 \mathbf{Q}_{ij} u^i v^j, \quad (2)$$

式中 \mathbf{Q} 为 3 阶的系数矩阵。

- 2) 计算曲面上该种子 K 处两个主方向的对应主曲率。该种子点在 $\mathbf{w} = [du, dv]^T$ 方向上的法曲率为

$$\mathbf{k}_n = \frac{\mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}_2 \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}_1 \mathbf{w}}, \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\phi}_1 = \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial u} \cdot \frac{\partial r}{\partial u} & \frac{\partial r}{\partial u} \cdot \frac{\partial r}{\partial v} \\ \frac{\partial r}{\partial v} \cdot \frac{\partial r}{\partial u} & \frac{\partial r}{\partial v} \cdot \frac{\partial r}{\partial v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\phi}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{n} \cdot \frac{\partial^2 r}{\partial u^2} & \mathbf{n} \cdot \frac{\partial^2 r}{\partial u \partial v} \\ \mathbf{n} \cdot \frac{\partial^2 r}{\partial u \partial v} & \mathbf{n} \cdot \frac{\partial^2 r}{\partial v^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中 \mathbf{n} 为单位法矢。

将(3)式展开为

$$\begin{cases} (d_{11} - \mathbf{k}_n g_{11}) du + (d_{12} - \mathbf{k}_n g_{12}) dv = 0 \\ (d_{21} - \mathbf{k}_n g_{21}) du + (d_{22} - \mathbf{k}_n g_{22}) dv = 0 \end{cases}, \quad (6)$$

消去 du 、 dv 可得

$$|\boldsymbol{\phi}_1| \mathbf{k}_n^2 - (g_{11} d_{22} + d_{11} g_{22} - 2g_{12} d_{12}) \mathbf{k}_n + |\boldsymbol{\phi}_2| = 0, \quad (7)$$

通过(7)式可解得主曲率 k_1 、 k_2 ，再将 k_1 、 k_2 代入(6)式可解得主曲率对应的主方向。

3) 判断该点主曲率 k_1 或 k_2 在其对应主方向上是否为极值，若为极值，则保留该点，进行下一个种子点判断。

3 基于点云曲率极值特征的 ICP 算法

3.1 基于点云曲率极值的 ICP 算法实现流程

由于特征不明显区域冗余的对大幅降低了 ICP 算法的收敛效率^[13-14]，故增加曲率极值点的约束条件以加快 ICP 算法的收敛。算法过程如下。

1) 载入全体待配准点云 P 和全体参考点云 X 。

2) 从点云 P 中取一种子点，以该种子点 K 临近(KNN)拟合二次曲面。

3) 计算该种子点主曲率 k_1 、 k_2 及其对应主方向 α_1 、 α_2 ，并判断该点主曲率是否为其对应主方向上曲率的极值点。判断方法为沿其极大值主方向选择两个临近点，判断对应主曲率是否为曲率极值，若不是则判断是否满足极小值主方向，满足其中一个条件，该点即为曲率极值点。若该点为曲率极值点，则存入点集 P' ，否则返回步骤 2) 直至遍历 P 中所有点。

4) 从点云 X 中取一种子点，以该种子点 K 临近拟合二次曲面。

5) 计算该种子点主曲率 K_1 、 K_2 及其对应主方向 β_1 、 β_2 ，并判断该点主曲率是否为其对应主方向上曲率的极值点。若该点为曲率极值点，则存入点集 X' ，否则返回步骤 4) 直至遍历 X 中所有点。

6) 以距离最近为判断依据，从 P' 、 X' 选择点并构成点对 (P', X') 存放在点集 Y 中。

7) 计算对应点配准向量 \mathbf{q} 及配准均方差 d ，并修正全体待配准点云 P 及部分特征点云 P' ，得到 p 及 p' 。

8) 计算 X' 与 p' 的均方差 d' ，判断是否满足 $d - d' < \tau$ 。满足则停止并输出 p 点集，否则返回步骤 1) 并以 p 替换 P 。算法流程如图 1 所示。

3.2 基于点云曲率极值的 ICP 算法复杂度分析

ICP 算法主要语句包括最近点搜索和旋转平移矩阵的计算^[15]。设 ICP 算法迭代次数为 n ，待配准点云个数为 m ，其中最近点搜索语句频度为 $n \times m$ ，计算矩阵频度为 n 。因此，经典 ICP 算法时间复杂度为 $O(n \times m) + O(n)$ ，因为 $n \times m \gg n$ ，所以算法计算复杂度约等于 $O(n \times m)$ 。所提出的基于点云曲率极值的 ICP 算法主要语句包括曲率计算、最近点搜索和旋转平移矩阵的计算，设本文算法迭代次数为 N ，经过曲率极值筛选后点云个数为 M ，计算复杂度为 $O(m \times N) + O(M \times N) + O(N) \approx O(m \times N)$ 。由此可知，两种算法复杂度数量级基本相同，且本文算法复杂度略小于经典 ICP 算法。

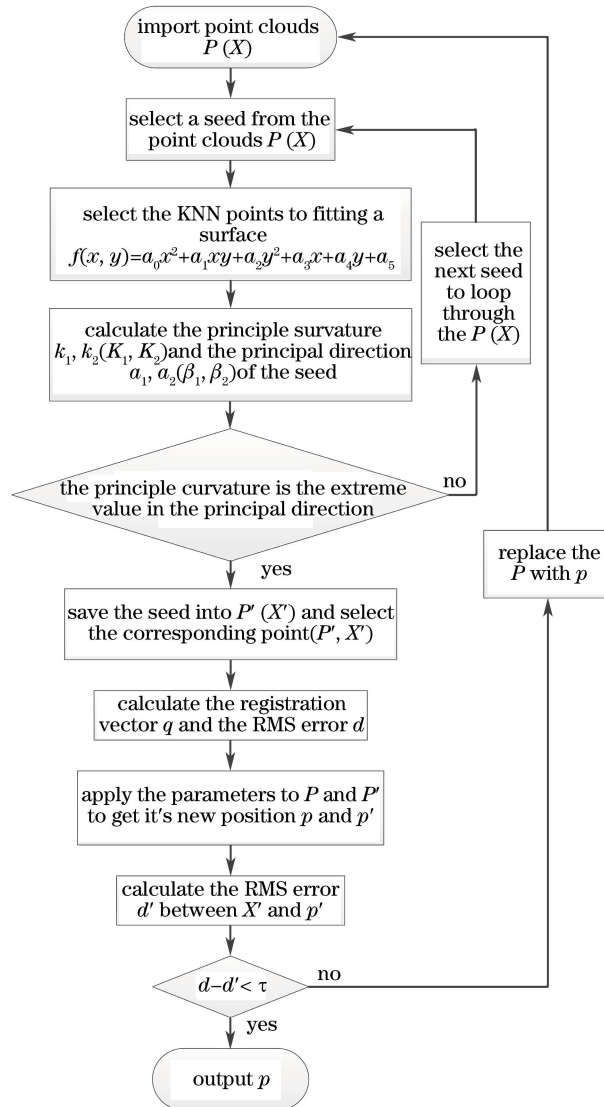


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

4 实验与分析

采用 Trimble GX3D 三维激光扫描仪对中国矿业大学标志性建筑焦作门进行扫描, 获得相关数据。实验一对比了经典 ICP 算法、本文算法和法向量变化 ICP 算法^[16]的收敛速度, 旨在验证算法效率; 实验二和实验三分别在高斯噪声影响及偏离程度更大的条件下处理已采集的数据, 旨在验证算法的稳定性。以经典 ICP 算法^[1]中所述最近点的 RMSE 作为评价指标, 与经典 ICP 算法配准效果进行直观的对比, 从而更客观地评价配准质量。

4.1 实验一

采用三种算法对 949227 个点的焦作门数据进行配准。配准前模型如图 2(a) 所示, 经典 ICP 算法配准后点云模型如图 2(b) 所示, 本文算法配准后点云模型如图 2(c) 所示, 基于法向量变化的 ICP 算法配准后点云模型如图 2(d) 所示。对比图 2(b)~(d) 可以明显看出, 针对棱角分明、表面平坦的数据, 本文算法配准后的点云分布更均匀, 配准效果更好。

点集 RMSE 收敛曲线如图 3 所示, 可以看出从第 3 次迭代开始, 经典 ICP 算法收敛速度减慢。这是因为对于特征不明显区域, 冗余对应点会对减缓经典 ICP 算法的收敛速度。本文算法剔除了部分冗余点对, 有效提高了 ICP 算法的收敛速度。

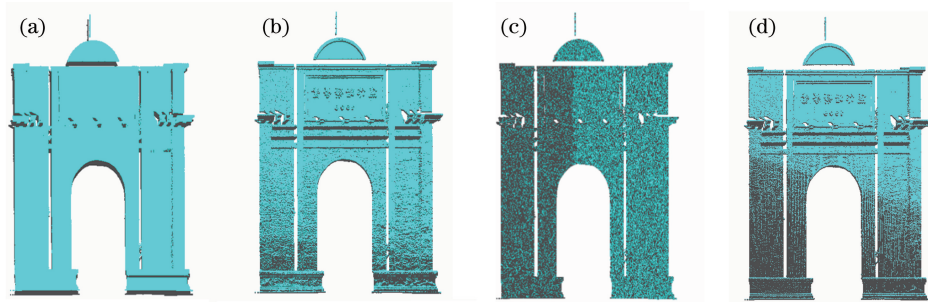


图 2 基于不同算法配准的点云模型图。(a)原图;(b)经典 ICP 算法;(c)本文算法;(d)基于法向量变化的 ICP 算法
Fig. 2 Point cloud diagrams based on different algorithms. (a) Original image; (b) classic ICP algorithm; (c) proposed algorithm; (d) ICP algorithm combining normal vector change

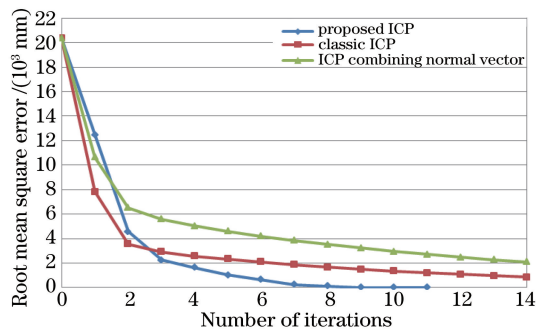


图 3 迭代收敛曲线

Fig. 3 Iterative convergence curves

配准结果如表 1 所示,可以看出经典 ICP 算法在收敛阈值为 10 的情况下,迭代次数为 32 时停止迭代,基于法向量变化的 ICP 算法对数据进行处理时陷入局部最优,而本文算法在迭代次数为 11 时, RMSE 已经可以忽略。经过曲率的计算,单次迭代平均耗时有所增加,但迭代收敛次数大幅减少,总耗时缩短。

表 1 不同算法配准结果

Table 1 Registration results of different algorithms

Algorithm	Number of iterations	RMSE /mm	Time /s	Average time per iteration /s
Classic ICP	32	121.84	949	29.66
Proposed	11	0.08	431	39.18
ICP combining normal vector	27	746.36	1274	47.19

4.2 实验二

分别以实验一的三种算法对包含少量随机噪声的点云数据进行配准,对比分析随机噪声对算法稳定性的影响。在点云数据中人为添加 5000 个标准差为 100 的高斯噪声,配准结果如图 4 所示。

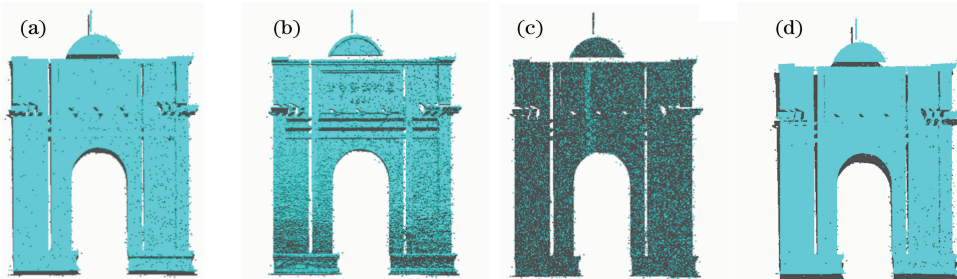


图 4 加入高斯噪声后基于不同算法配准的点云模型图。(a)原图;(b)经典 ICP 算法;
(c)本文算法;(d)基于法向量变化的 ICP 算法

Fig. 4 Point cloud diagrams based on different algorithms with Gaussian noise added. (a) Original image; (b) classic ICP algorithm; (c) proposed algorithm; (d) ICP algorithm combining normal vector change

从图 4 可看出,在数据包含高斯噪声的情况下,基于法向量变化的算法受影响较为严重,本文算法配准结果较好。统计算法配准结果如图 2 所示。

对比表 2 和表 1 可以看出,加入高斯噪声后,三种算法收敛性均受到一定程度的影响。但是本文算法迭代次数并没有增加,其抗噪性优于其他两种算法。综合实验一与实验二,绘制三种算法在两种条件下前 14 次迭代的收敛曲线,如图 5 所示。

表 2 不同算法配准结果

Table 2 Registration results of different algorithms

Algorithm	Number of iterations	RMSE /mm	Time /s	Average time per iteration /s
Classic ICP	34	169.71	966	28.41
Proposed	11	46.40	456	41.45
ICP combining normal vector	39	51443.91	1886	48.36

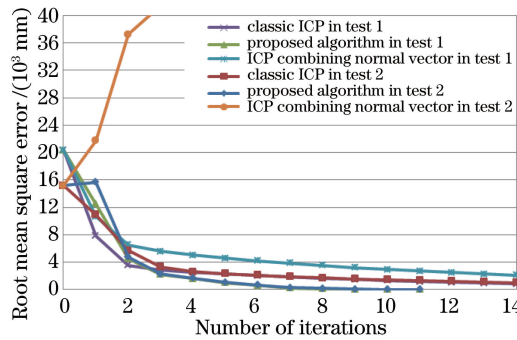


图 5 迭代收敛曲线

Fig. 5 Iterative convergence curves

从图 5 可以看出,加入噪声后,本文算法收敛速度依然比经典 ICP 算法快,而基于法向量变化的 ICP 算法已经失效。在高斯噪声影响下,初始 RMSE 降低。第 1 次迭代后,本文算法产生跳跃,这是由于高斯噪声使原本离得较远的两块整体点云的个体点距离减小,最终导致整体 RMSE 减小,经过一次刚体变换后,两块整体点云靠近,但是个体点距离增大,导致整体 RMSE 增大。对比实验一和实验二收敛曲线可见,本文算法在第 2 次迭代后点集 RMSE 基本相等,而经典 ICP 算法大致第 4 次迭代时才基本重合,因此本文算法对噪声的稳健性更强。

4.3 实验三

在实验一数据基础上增大实验数据偏移程度,配准模型如图 6 所示,统计算法配准结果如表 3 所示,绘制三种算法前 14 次迭代的收敛曲线如图 7 所示。

对比表 3 和表 1 可看出,在初始位置偏离更远的情况下,基于法向量变化的算法依然得到局部最优解,

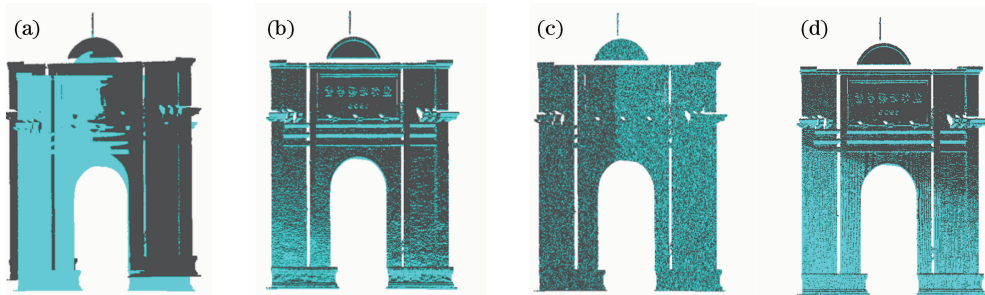


图 6 增大实验数据偏移程度后基于不同算法配准的点云模型图。(a)原图;(b)经典 ICP 算法;
(c)本文算法;(d)法向量变化 ICP 算法

Fig. 6 Point cloud diagrams based on different algorithms when data deviation rises. (a) Original image;
(b) classic ICP algorithm; (c) proposed algorithm; (d) ICP algorithm combining normal vector change

经典 ICP 算法迭代次数增加较为明显,而配准结果与实验一相比没有太大差别。本文算法与实验一相比迭代次数少量增加而配准结果基本未变,可证明本文算法对待配准点云初始位置的要求较低。

表 3 不同算法配准结果

Table 3 Registration results of different algorithms

Algorithm	Number of iterations	RMSE /mm	Time /s	Average time per iteration /s
Classic ICP	52	124.60	1451	27.90
Proposed	15	0.39	755	50.33
ICP combining normal vector	34	977.39	1525	44.85

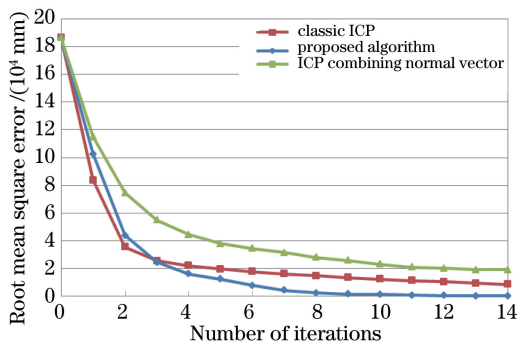


图 7 迭代收敛曲线

Fig. 7 Iterative convergence curves

5 结 论

将曲率判别引入点云配准,从点云模型曲率极值特征入手改进 ICP 算法,筛选特征明显区域的对应点对以减少冗余点对对算法收敛效率的影响,实验证明了算法的可行性。并且对于棱角分明、表面平坦的数据,基于曲率的方法比法向量变化判别的方法效果更好。

在进行含有少量高斯噪声的点云数据配准时,虽然各种算法在不同程度上都受到了噪声影响,但是本文算法表现出更强的稳健性;进行初始位置较差的点云数据配准时,本文算法依然具有比较稳定的收敛性。

对于曲率特性不明显的点云数据配准,本文算法收敛效率未必优于基于法向量变化判别的 ICP 算法;对于含有大量噪声的点云数据,曲率极值算法和法向量变化判别的方法均受到明显的噪声影响,算法配准质量较差。

参 考 文 献

- [1] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [2] Mitra N J, Gelfand N, Pottmann H, *et al.* Registration of point cloud data from a geometric optimization perspective [C]. Proceedings of Eurographics Symposium on Geometry Processing, 2013: 22-31.
- [3] Fitzgibbon A W. Robust registration of 2D and 3D point sets[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(13-14): 1145-1153.
- [4] Li W M, Song P F. A modified ICP algorithm based on dynamic adjustment factor for registration of point cloud and CAD model[J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 65: 88-94.
- [5] Jost T, Hugli H. A multi-resolution ICP with heuristic closest point search for fast and robust 3D registration of range images[C]. Proceedings of IEEE International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2003: 427-433.
- [6] Gelfand N, Rusinkiewicz S, Ikemoto L, *et al.* Geometrically stable sampling for the ICP algorithm[C]. Proceedings of IEEE International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2003: 260-267.
- [7] Guehring J. Reliable 3D surface acquisition, registration and validation using statistical error models[C]. Proceedings of IEEE International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2001: 224-231.

- [8] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. Proceedings of IEEE International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2001: 145-152.
- [9] Tao Haiji, Da Feipeng. Automatic registration algorithm for the point clouds based on the normal vector[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(8): 0809001.
陶海跻, 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): 0809001.
- [10] Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images[J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145-155.
- [11] Woo H, Kang E, Wang S, *et al.* A new segmentation method for point cloud data[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2002, 42(2): 167-178.
- [12] Yang M, Lee E. Segmentation of measured point data using a parametric quadric surface approximation[J]. Computer-Aided Design, 1999, 31(7): 449-457.
- [13] Wei Shengbin, Wang Shaoqing, Zhou Changhe, *et al.* An iterative closest point algorithm based on biunique correspondence of point clouds for 3D reconstruction[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(5): 0515003.
韦盛斌, 王少卿, 周常河, 等. 用于三维重建的点云单应性迭代最近点配准算法[J]. 光学学报, 2015, 35(5): 0515003.
- [14] Zhao Mingbo, He Jun, Luo Xiaobo, *et al.* Two-viewing angle ladar data registration based on improved iterative closest-point algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(11): 1128007.
赵明波, 何峻, 罗小波, 等. 基于改进迭代最近点算法的两视角激光雷达数据配准[J]. 光学学报, 2012, 32(11): 1128007.
- [15] An Dong, Gai Shaoyan, Da Feipeng. A new model of three-dimensional shape measurement system based on fringe projection[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 0512004.
安东, 盖绍彦, 达飞鹏. 一种新的基于条纹投影的三维轮廓测量系统模型[J]. 光学学报, 2014, 34(5): 0512004.
- [16] Huang Yuan, Da Feipeng, Tao Haiji. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. Chinese J 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.