

成对点云对应关系优化的点云配准算法

梁 宏

(江西理工大学 土木与测绘工程学院, 江西 赣州 341000)

摘要:针对点云配准过程中存在的迭代次数多、易收敛到局部最优、配准时间长等问题,提出一种基于成对点云对应关系优化的点云配准方法。首先利用快速特征直方图(FPFH)与特征优化生成初始的对应关系;然后通过检查对应点之间是否满足最邻近原则得到初始的对应点集,再对初始的点集进行 L2 范数比值判别,基本选择出正确对应关系的对应点集,最后通过交替优化计算点云的变换矩阵,实现点云的精确配准。实验结果表明,与传统算法相比,该算法配准速度快,配准精度较高,并且对重叠度低、噪声大的点云具有很好的稳健性。

关键词:点云对应优化;点云配准;L2 范数;交替优化

中图分类号:P225.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2021)04-0290-05

三维点云配准问题是计算机视觉^[1]、逆向工程^[2]和三维重建^[3]等领域的一项关键技术,在三维物体的激光扫描测量中,为了完整地表示该物体详细信息需要从不同角度对物体进行扫描,因此必须对多组点云数据进行配准来得到完整的点云。本质上是通过计算基准帧与非基准帧的变换矩阵,把非基准帧的坐标系转换到基准帧的坐标系下。

快速精确的点云配准是三维建模研究的热点和重点,目前已有多种解决点云配准问题的算法。Besl 等^[4]提出了迭代最近点算法(ICP),它是目前应用最广最为经典的配准算法,中外学者提出了一系列改进^[5-7],这些算法在点云变换的幅度较小时配准精度较高,但是对配准初始条件要求较高,否则容易陷入局部最优。因此,研究学者大多先采用初始配准获得良好的初始配准位置,再采用 ICP 算法进行精确配准。目前,通过扫描对象表面的局部几何特征寻找点云间点与点对应关系是目前点云配准的研究热点之一。常用的 3D 特征描述子有旋转图像(spin image)^[8]、点特征直方图(PFH)及改进的快速点特征直方图(FPFH)^[9-10]、旋转投影统计(RoPs)^[11]等,但对于稠密的点云,计算每个点的特征描述子常与特征点相结合。陆军等^[12]根据不同邻域半径估算的法向量的方向偏差选择特征点,并依据点云多法向量邻域特征进行配准;舒程珣等^[13]将点云转化为深度图像,再利用卷积神经网络进行

配准;胡修祥等^[14]结合 NARF 特征点与 FPFH 特征描述子获得良好的初始位置,再利用 3D-NDT 进行精确配准;曾繁轩等^[15]提出了基于曲率特征结合 ICP 的配准算法。这些方法描述性强,但是稳健性较差,易出现错误的对应点对,且计算复杂,配准效率低。

基于以上情况,为了提高点云配准的精度和效率,提出一种基于成对点云点云对应关系优化的快速点云配准方法,通过建立点云的对应关系,对对应关系进行优化,通过交替优化的方式来求解点云的变化姿态,从而实现对点云的配准。实验结果表明,与其他算法相比,本文算法配准精度较高,速度较快。

1 基于成对点云对应关系优化的点云配准

1.1 问题提出

给两个曲面点云 A 、 B ,目的是找到一个刚性变换矩阵 T ,使得 A 、 B 两个点云能够完美对齐。采用一种针对 A 、 B 对应关系进行稳健的优化。这些对应关系通过执行 FPFH 特征匹配来建立优化。但是,在优化过程中不会重新计算点与点的对应关系,因此这种优化必须要处理一些错误或者虚假的对应关系,如图 1 所示。

1.2 对应关系优化

为了生成初始的对应点集 L ,使用了快速特征点直方图(FPFH),选择该特征是因为它可以在 0.01 s 内计算出来,并且可以在广泛的数据集中

收稿日期:2020-10-14

作者简介:梁宏(1995—),男,江西赣州人,江西理工大学土木与测绘工程学院,硕士研究生,研究方向为点云数据处理。

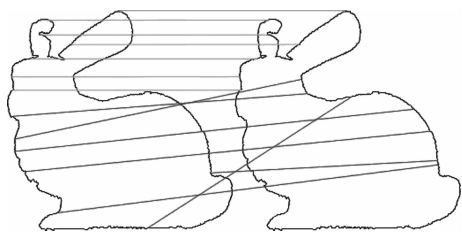


图1 一对有对应关系的表面点云

提供良好的匹配精度。定义 $F(A) = \{F(a), a \in A\}$, 其中 $F(A)$ 是针对 a 点计算的 FPFH 特征, 同理定义 $F(B) = \{F(b), b \in B\}$ 。采用最近邻搜索查找初始的对应点集, 即对于每个点 a , 在 $F(B)$ 中找到 $F(a)$ 的最近邻点, 对于每个点 b , 在 $F(A)$ 中找到 $F(b)$ 的最近邻点, 组成初始对应点集 L_1 。仅仅只通过最近邻点来生成初始点集, 此时 L_1 的误差非常高。采用两次优化来削弱误差。首先, 特征优化原则, 即对应点 (a, b) 需满足 a 的最近点是 b 并且 b 的最近邻点是 a , 此时对应点就满足了距离最近原则, 优化后得到的点集记为 L_2 ; 其次对应优化原则, 即参考点云特征点之间的 L2 范数与待配准点云对应点之间的 L2 范数之比需满足以下关系:

$$\forall i \neq j, \lambda < \frac{\|a_i - a_j\|_2}{\|b_i - b_j\|_2} \leq \frac{1}{\lambda} \quad (1)$$

式中, $\lambda = 0.9$, 对应点满足这个关系之后就认为这两个对应点是完全对应的, 通过优化之后得到的点集记为 L_3 。

1.3 优化原理

给定一组表面点云 $\{Q_i\}, i = 1, 2, 3, \dots, n$, 估计一组转换姿态 T 组成一个矩阵, 使这个矩阵将这些点云在全局坐标系中对齐。首先为重叠区域每对点云 (P_i, Q_i) 经过对应点优化后构造一组候选对应关系 $r_{ij}, i < j$ 。目标函数为

$$E(T) = \sum_{i=1}^n \sum_{(p,q) \in r_{ij}} \|T_{ip} - T_{i+1q}\|^2 + \sum_{i < j} \sum_{(p,q) \in r_{ij}} \theta(\|T_{ip} - T_{i+1q}\|) \quad (2)$$

该函数要实现对错误的点云对应关系进行优化, 令 $K_{p,q}$ 为对应关系上的处理函数, 此时要求解的目标函数变为

$$E(T, L) = \sum_{i=1}^n \sum_{(p,q) \in r_{ij}} \|T_{ip} - T_{i+1q}\|^2 + \sum_{i < j} \left[\sum_{(p,q) \in r_{ij}} K_{p,q} \|T_{ip} - T_{i+1q}\|^2 + \sum_{(p,q) \in r_{ij}} \Delta(K_{p,q}) \right] \quad (3)$$

式中,

$$\Delta(K_{p,q}) = \mu (\sqrt{K_{p,q}} - 1)^2 \quad (4)$$

为了使得加入的处理函数不会影响点云转换姿态 T , 因此, 令函数对变量函数求导后为 0, 即

$$\frac{\partial E}{\partial L} = \|T_{ip} - T_{jq}\|^2 + \mu \frac{\sqrt{K_{p,q}} - 1}{\sqrt{K_{p,q}}} = 0 \quad (5)$$

解得

$$K_{p,q} = \left(\frac{\mu}{\mu + \|T_{ip} - T_{jq}\|^2} \right)^2 \quad (6)$$

为了求解该函数的最小化问题, 采用交替优化来解决该问题。首先对函数进行优化, 根据式(4)、式(5)进行优化, 为了简化该问题, 实际应用时令 $\mu = 1$ 。当把 $K_{p,q}$ 优化完成之后, 接下来对所有的变换姿态 T 进行最小化。

首先根据最小 L2 范数的原则, 使得成对点云满足它们之间对应距离最小, 通过把变换姿态线性化成 6 个分量 $\tau = (\omega_i, t_i) = (\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i)$, 其中 ω, t 分别为旋转分量和平移分量。把 T 通过 τ 的局部线性函数可近似表示为

$$T_i = \begin{bmatrix} 1 & -\gamma_i & \beta_i & \Delta x_i \\ \gamma_i & 1 & -\alpha_i & \Delta y_i \\ -\beta_i & \alpha_i & 1 & \Delta z_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} T_i^k \quad (7)$$

式中, T_i^k 为先前迭代中估计的第 i 个变换。

此时目标函数(2)只跟 T_i 有关系, 然后通过高斯牛顿迭代法求解非线性模型的回归参数, 可得到

$$J_r^T J_r \tau = -J_r^T r \quad (8)$$

式中, J_r 为雅可比矩阵, 其中的元素为目标函数对 T_i 的一阶偏导数; r 为残差。

可以通过非齐次线性方程组的求解方法解出 τ , 此时得到了点云姿态的 6 个分量。最后通过 Eigen 库把这 6 个分量转化成一个 4×4 的变换矩阵, 再随机选择几组点云, 检验这几组点云是否能够完美对齐。

1.4 复杂度分析

该优化方法一共只有两次循环, 而且每次只更新转换的矩阵和残差。其中, 建立两个点云的线性关系只需执行一次。在进行迭代之前, 需要一次性建立两个点云的 k-d 树, 通过优化的最近邻搜索, 增加搜索的速度。其他的计算复杂度与优化算法的迭代次数有关。基于 k-d 树结构, 为 P_i 个点建立对应关系的复杂度为 $O(\lg P_i)$; 为 P_i 个点更新残差的复杂度为 $O(\lg P_i)$ 。假设最大迭代次数为 n , 则针对循环过程中一对点云的姿态优化算法。可给

出表 1 所示的复杂度分析结果。

表 1 复杂度分析结果

计算	计算复杂度	执行次数
在点云之间建立对应关系	$O(\lg P_i)$	1
建立 k-d 树	$O(\lg P_i)$	1
计算残差	$O(P_i)$	$\leq n$
计算转换矩阵	$O(P_i)$	$\leq n$
更新模型	$O(1)$	1

2 实验结果

为了验证本文方法的有效性,实验采用公开 4 个数据集进行测试和验证,并且采用三维扫描仪实地采集的点云数据模型进行测试。刚体优化的算法采用 C++ 语言编写,在 Visual Studio 2017 的开发环境下编译。所有程序均运行在一台内存为 32 G,主频为 3.6 GHz 的四核台式电脑上。

2.1 实验对比

该算法的时间和精度验证通过对点云进行一系列的控制实验。为了进行控制实验,使用公开的数据集中的 Bunny、Angel、Lion、Statue 点云数据模型和实地采集到的数据 Room 模型。为了进一步比

较本文算法与其他配准算法的配准性能,对 5 组点云采用不同算法进行 20 次配准,得到了平均配准误差和配准时间,如表 2 所示。由表 2 的实验结果可知,通过 4 种算法在 5 种不同的模型上进行实验得到了点云匹配的标注差(RMSE)。通过 4 种配准算法在不同模型上配准需要的时间 t 上可以看出,本文算法运行效率是在 PCL-ICP 以及 Scale-ICP 算法之上的。跟 ICP 算法相比,本文算法耗时降低了约 60%;跟 Scale-ICP 算法相比,本文算法耗时降低了 50%;跟 Sparse-ICP 算法相比,本文算法耗时降低了 20%左右,同时配准的精度与它们相当。Lion 配准图如图 2 所示。

为了验证本文算法是否解决了已收敛到局部最优的问题,改变点云初始状态,通过旋转与平移改变配准点云的初始位置,结果如图 3 所示。进行了两组实验,在 PCL 方法中,对其进行了初始化,在理想情况下时,本文算法可以相当于这些局部修正方法的精度。但是当初始位置偏离过大(旋转 20° 或者平移点云直径的 10%)时,局部方法的精度会降低。相反,本文算法在所有条件下都具有相同的精度。

表 2 不同算法点云配准对比

模型	PCL ^[16]		Sparse ^[17]		SuperPCS ^[18]		本文算法	
	t/s	RMSE/mm	t/s	RMSE/mm	t/s	RMSE/mm	t/s	RMSE/mm
Lion	26.178	47.025	20.484	30.016	13.012	25.016	10.715	10.013
Angel	32.334	46.024	25.932	34.015	18.503	21.015	16.019	10.014
Bunny	32.513	48.023	20.224	32.012	11.820	20.013	9.373	10.012
Statue	24.636	45.026	20.401	31.015	13.580	23.014	10.584	10.013
Room	15.324	43.025	8.345	33.014	6.605	22.013	2.712	10.015

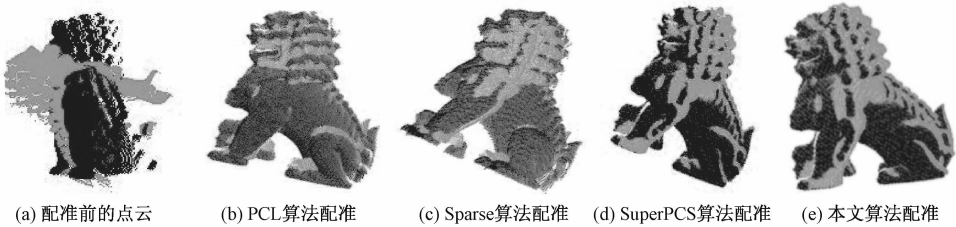


图 2 Lion 配准图

2.2 重叠度与鲁棒性分析

为了验证本文算法在不同的重叠度下的点云配准精度,对 UWA 数据集进行测试,数据集总共包含 188 个成对测试。结果如图 4 所示,现有的配准算法在此数据集的性能较差。本文算法实现了 85%的精确率,与 GoICP 和 OpenCV 相当(分别为 82%和 78%),PCL 和 Super4PCS 的精确度都低

于 50%。
算法的鲁棒性是衡量算法在有噪声或异常的情况下是否能够进行精确匹配,利用公开的 Angel 数据验证该方法在不同噪声水平下的鲁棒性。实验中,将 3 组不同的均匀噪声:① $\sigma=0$ 无噪声;② $\sigma=0.0025$ 的随机噪声;③ $\sigma=0.005$ 的随机噪声随机的加入到 Angel 模型中。为了消除随机性,该

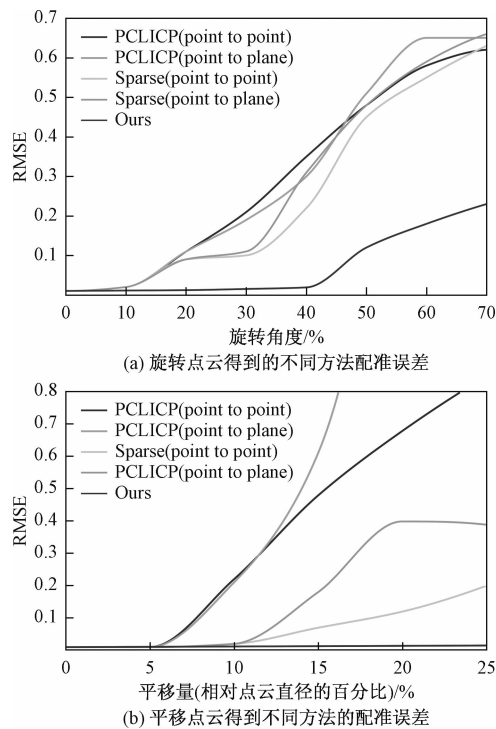


图 3 局部收敛性对比结果

方法在不同的噪声水平进行了 15 次蒙特卡洛独立

测试,并记录了各种方法的运行时间和配准误差。表 3 给出了各种方法在加入了随机噪声后的配准结果。

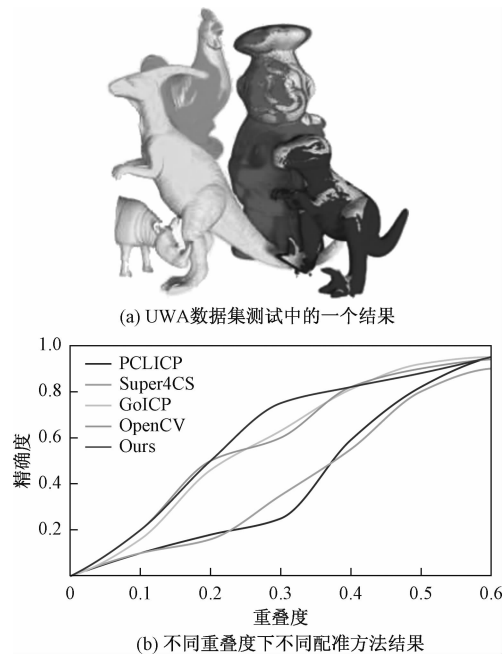


图 4 测试结果

表 3 不同噪声下各种点云配准方法结果

算法	$\sigma=0$		$\sigma=0.0025$		$\sigma=0.005$	
	t/s	RMSE/mm	t/s	RMSE/mm	t/s	RMSE/mm
PCL ^[16]	37.502	47.301	40.027	47.305	44.012	47.310
Super4PCS ^[18]	30.422	33.012	32.026	33.016	35.022	33.020
OpenCV ^[19]	25.430	25.101	27.317	25.104	30.315	25.108
GoICP ^[20]	20.173	19.201	22.394	19.205	24.432	19.208
本文算法	10.215	4.401	12.524	4.404	13.810	4.408

3 结论

首先通过 FPFH 生成初始点集,根据最邻近原则对点集进行筛选生成初始的对应关系,在根据 L2 范数比值去除错误的对应关系,实现点云的精确配准。选取了几个代表性的点云模型进行试验得出以下结论:

1)提出的成对点云对应关系优化的配准算法能够使旋转角度较大、初始距离较远的两点云配准时不易收敛到局部最优,能够实现全局配准

2)本文算法对比其他算法,在确保精度的同时,在迭代次数与配准时间上更具有优势,同时对噪声大、重叠度低点云配准也具有较好的效果。

今后考虑在点云对应点寻找前添加对点云颜色纹理特征的寻找,提高点云匹配的精度,从而提

升对应点集的精确性,最终提高配准速度。

参考文献

[1] KIM P, CHEN J, CHO Y K. SLAM-driven robotic mapping and registration of 3D point clouds[J]. Automation in Construction, 2018, 89: 38-48.

[2] HOFER M, MAURER M, BISCHOF H. Improving sparse 3D models for man-made environments using line-based 3D reconstruction[C]// International Conference on 3d Vision. Tokyo: IEEE, 2015: 14918693.

[3] ZHANG L, LI Z, LI A, et al. Large-scale urban point cloud labeling and reconstruction [J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 138: 86-100.

[4] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.

- [5] YANG C, MEDIONI G. Object modelling by registration of multiple range images[J]. *Image & Vision Computing*, 1992, 10(3): 145—155.
- [6] LI Q, GRIFFITHS J G. Iterative closest geometric objects registration[J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2000, 40(10—11): 1171—1188.
- [7] 刘斌, 郭际明, 邓祥祥. 结合八叉树和最近点迭代算法的点云配准[J]. *测绘科学*, 2016, 41(2): 130—132.
- [8] JOHNSON A E, HEBERT M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2002, 21(5): 433—449.
- [9] RUSU R B, BLODOW N, MARTON Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]// 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Nice: IEEE, 2008: 10355229.
- [10] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. Kobe: IEEE, 2009: 5152473.
- [11] GUO Y, SOHEL F, BENNAMOUN M, et al. Rotational projection statistics for 3D local surface description and object recognition[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 105(1): 63—86.
- [12] 陆军, 彭仲涛, 夏桂华. 点云多法向量邻域特征配准算法[J]. *光电子·激光*, 2015, 26(4): 780—787.
- [13] 舒程珣, 何云涛, 孙庆科. 基于卷积神经网络的点云配准方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(3): 129—137.
- [14] 胡修祥, 张良. 结合 NARF 特征的改进型 3D-NDT 多视点云配准[J]. *信号处理*, 2015, 31(12): 1674—1679.
- [15] 曾繁轩, 李亮, 刁鑫鹏. 基于曲率特征的迭代最近点算法配准研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(1): 113—120.
- [16] HOLZ D, ICHIM A E, TOMBARI F, et al. Registration with the point cloud library: A modular framework for aligning in 3-D[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2015, 22(4): 110—124.
- [17] BOUAZIZ S, TAGLIASACCHI A, PAULY M, et al. Sparse iterative closest point[C]. *Symposium on Geometry Processing*, 2013, 32(5): 113—123.
- [18] MELLADO N, AIGER D, MITRA N J. Super4PCS: fast global pointcloud registration via smart indexing[J]. *Computer Graphics Forum*, 2015, 33(5): 205—215.
- [19] DROST B, ULRICH M, NAVAB N, et al. Model globally, match locally: Efficient and robust 3D object recognition [C]// *Computer Vision & Pattern Recognition*. IEEE, 2010.
- [20] YANG J, LI H, CAMPBELL D, et al. Go-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2016, 38(11): 2241—2254.

Point Cloud Registration Algorithm on Optimization of Correspondence between Paired Point Clouds

LIANG Hong

(School of Architectural and Surveying & Mapping Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi 341000, China)

Abstract: Aiming at the problem of taking a lot of time to iterate, easy to converge to the local optimal, and long time for the point cloud registration, proposes a point cloud registration method based on the optimization of the corresponding relationship of the paired point clouds. Firstly, using the fast feature histogram (FPFH) and feature optimization to generate the initial correspondence; then, by checking whether the corresponding points meet the nearest neighbor principle, the initial corresponding point set is obtained, and then the initial point set is judged by the L2 norm ratio, and the corresponding point set with the correct corresponding relationship is basically selected. Finally, the point cloud is calculated by alternating optimization Transformation matrix to achieve precise registration of point clouds. Experimental results show that compared with the traditional ICP algorithm, the proposed algorithm has fast registration speed, high registration accuracy, and it is robust to point clouds with low overlap and high noise.

Key words: point cloud corresponding optimization; point cloud registration; L2 norm; alternate optimization