

基于曲率阈值的点云配准方法研究

刘今越, 张港, 贾晓辉*, 郭皓天, 李铁军

河北工业大学机械工程学院, 天津 300401

摘要 激光扫描仪可以准确高效完成建筑物内部的三维重建,通过每站数据配准即可得到完整的三维信息。为解决点云配准数据量大、重合率低时难以配准的问题,提出了一种基于曲率阈值的点云配准方法。利用点云的法向量求出该点的曲率,通过设定合适的曲率阈值,对点云完成精简,并将此作为输入点云的特征点集。采用基于概率分布的点云配准算法进行粗配准,从而快速高效完成点云初步配准,然后以KD-Tree加速的迭代最近点算法进行精配准。与经典SAC-IC等算法进行了对比,实验结果表明,所提方法将配准精确度提高了35%以上,配准时间提高了30%以上,重建效率提高了30%以上。

关键词 遥感; 曲率; 法线信息; 点云配准; 低重合率

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.1828006

Point Cloud Registration Method Based on Curvature Threshold

Liu Jinyue, Zhang Gang, Jia Xiaohui*, Guo Haotian, Li Tiejun

College of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China

Abstract The laser scanner can precisely and efficiently conduct the three-dimensional reconstruction of the building's interior, and data registration of each station can offer complete 3D information. A point cloud registration approach based on curvature threshold is proposed to tackle the difficulty of registration with a large amount of point cloud data and a low coincidence rate. The point cloud's normal vector is employed to estimate the point's curvature. To obtain the input point cloud's characteristic point set, a suitable curvature's threshold is set to simplify the point cloud and take it as the characteristic point set. The point cloud registration algorithm that is based on probability distribution is adopted for coarse registration, to quickly and effectively conduct the point cloud's preliminary registration. For precise registration, the iterative closest point algorithm of KD-Tree acceleration is employed. Through comparison time and precision analysis with classic SAC-IC and other algorithms, the experimental results demonstrate that the registration accuracy is enhanced by more than 35% in scenes with a large amount of point cloud data and low coincidence rate, and registration time is enhanced by more than 30%, and reconstruction efficiency is enhanced by more than 30%.

Key words remote sensing; curvature; normal information; point cloud registration; low coincidence rate

1 引言

近年来,三维空间信息采集技术与点云数据处理技术逐渐成为研究热点,激光扫描得到的数据作为一种包含了完整空间三维数据的特殊信息表达,被广泛应用于建筑测绘、历史文物保护和数字城市模型等领域^[1]。通过激光扫描仪对建筑物室内外进行扫描可以生成建筑物的三维模型,而其中的关键步骤则是将各站点采集的点云进行配准,传统配准需要点云重合率在70%以上才能达到较好的配准效果。因此,采集时

需要设置较多的站点,这降低了采集效率。而站点设置较少则会使点云重合率低,难以保证其配准精度。

经典的配准算法是由Besl等^[2]提出的迭代最近点算法(ICP),但是该算法的运行速度和收敛性很大程度上取决于点云的初始位姿,目标函数易陷入局部最优,故常用于精确配准。2007年,Magnusson等^[3]在二维正态分布变换配准(NDT)点云配准的基础上提出了三维NDT算法,NDT点云配准算法的速度很快,尤其是在点云数据量比较大的时候,但是其配准精度较ICP算法低。目前,点云数据的配准技术并不是十分

收稿日期: 2021-07-16; 修回日期: 2021-08-18; 录用日期: 2021-09-02

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFB1312103)、国家自然科学基金(U1813222)、河北省教育厅重点项目(ZD2018220)

通信作者: *2010081@hebut.edu.cn

完善,国内外诸多学者对该领域进行了各种尝试及研究。Li等^[4]在ICP算法中引入动态调整因子。He等^[5]结合曲率、法向量角度和点云密度等寻找点云对应关系。基于ICP的改进方法虽具备较强的鲁棒性,但受限于点云个数及初始距离,匹配迭代计算极其耗时,且易陷入局部最优,难以应用于建筑物等大场景的点云配准拼接。Men等^[6]与王勇等^[7]分别提出了基于颜色特征点云配准算法,该算法利用权色调值与三维(3D)坐标数据加速配准。刘玉珍等^[8]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。王畅等^[9]提出了一种结合点云全局与局部结构特征的快速配准方法。Jauer等^[10]假设点云是由粒子组成的刚体,基于力学原理使用粒子之间的相互作用力加速点云配准。宋成航等^[11]提出了一种基于特征采样点一致性的改进ICP算法。Holz等^[12]使用局部形状特征描述符实现粗配准。王永波等^[13]引入单位四元数作为空间旋转变换的描述算子。李仁忠等^[14]提出了一种散乱点云的均匀精简算法,该算法在充分保留点云数据几何特征的前提下,能够有效滤除部分点云数据冗余量。熊风光等^[15]基于最近邻匹配关键点,通过K-means算法和分裂算法剔除了大量的错误关键点匹配对。Kleppe等^[16]提出了一种基于局部曲率的点云粗对齐方法。上述方法基于点云几何特征或物理信息对配准算法进行改进,但受限于建筑物场景单一,特征不明显,难以完成准确高效的配准。近年来,也有学者将深度学习^[17]引入点云配准,如Elbaz等^[18]设计了一种关键点描述符,并使用基于深度神经网络的自动编码器对局部3D几何特征进行编码。李昌华等^[19]提出了一种基于卷积神经网络结合改进HARRIS-SIFT的点云配准方法。Aoki等^[20]在点云配准的问题上引入经典的图像对齐视觉算法。上述方法通过引入外部条件增加点云的识别性,但在点云重合率低时难以配准。

针对点云数据量较大、重合率较低时配准时间长、配准精度低的问题,本文提出了一种基于点云曲率阈值的配准算法。所提算法增加了点云特征的识别性,有利于提高点云的配准效率,可为点云精配准提供良好的初值,以KD-Tree加速的ICP算法进行精确配准。实验结果表明,所提算法具有较好的配准效果。

2 基本原理

2.1 点云数据获取

利用图1所示的移动机器人搭载激光扫描仪对建筑物进行站点式测量,激光扫描仪通过计算测量原点至扫描点的距离,再配合扫描的水平与垂直角,可以得到每一个扫描点与激光扫描仪的空间相对坐标。机器人的多点导航通过robot operating system(ROS)实现,首先通过二维平面地图选择合理的站点坐标,考虑到若站点设置得过多,虽能保证较高的点云重合

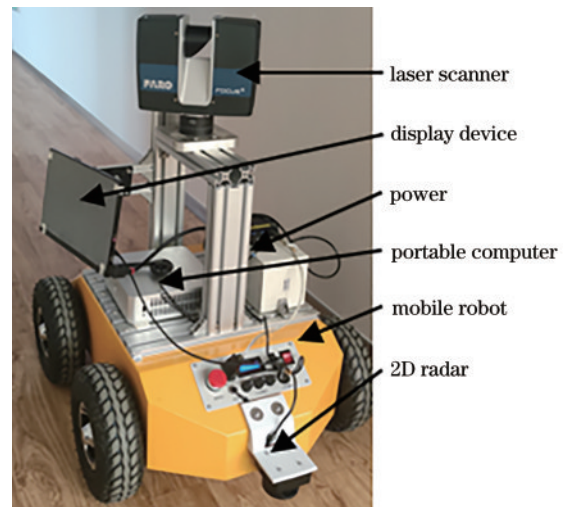


图1 实验装置

Fig. 1 Experimental device

率,但采集的数据量大,扫描耗时长;若设置的站点较少,虽能提高整体建筑的扫描时间,但由于各个站点之间的点云重合率较低,则难以实现精确配准。因此,本实验组在点云重合率较低的情况下,对点云的曲率设定阈值来选取关键点,从而完成点云的配准拼接。通过ROS的通讯机制将选取好的每一个站点的坐标值输入机器人,机器人按照所获站点坐标开始导航,同时,通过搭载的二维雷达实时获取外界环境信息,躲避障碍;通过机器人自身里程计与二维雷达实时判断自身位置,当到达第一个站点后,机器人停止运动,并开启激光扫描仪对建筑物进行扫描,扫描完毕后,激光扫描仪关闭,机器人启动并向下一个站点移动,依次循环,直至完成所有站点的全部扫描。将每一站得到的点云数据进行拼接配准,即可得到完整的建筑物整体三维模型。

2.2 点云配准算法流程

基于曲率阈值的配准算法步骤如下:

- 1) 对两个预处理的点云数据 P_1 与 P_2 分别进行法向量计算。
- 2) 通过法向量求取两簇点云中的曲率信息,设置合适的阈值选取边缘点集与平面点集,将其合集作为点云的特征点集 P_{1f} 与 P_{2f} 。
- 3) 使用概率滤波方式将点云特征点集 P_{1f} 与 P_{2f} 进行粗配准,得到变化后的点云 P_{1fd} 与 P_{2fd} 。
- 4) 将变化后的点云 P_{1fd} 与 P_{2fd} 通过KD-Tree进行划分,以加速ICP的配准。
- 5) 选取划分后的点云 P_{1fd} 中的任意一点作为初始点,采用最小二乘法计算其与 P_{2fd} 中对应点的距离之和,得到旋转与平移矩阵。
- 6) 对旋转与平移矩阵进行迭代计算,直至误差函数达到最小值或满足迭代次数条件。

所提算法流程如图2所示:

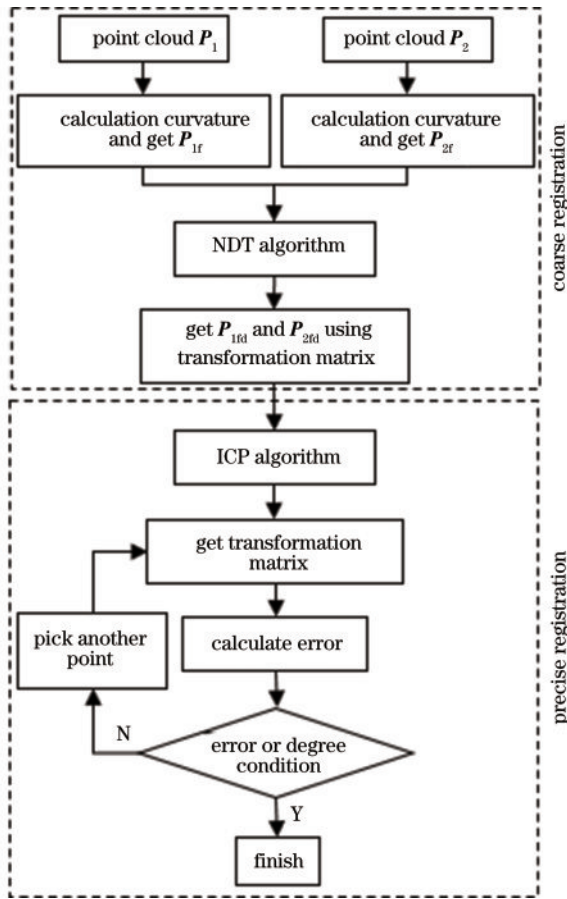


图 2 配准算法流程图

Fig. 2 Flow chart of registration algorithm

3 点云粗配准

粗配准利用两组点云数据的重叠部分进行初步拟合,快速高效完成点云初步配准,可以很大程度上避免精配准陷入局部收敛。

首先对点云进行 K 邻域选取,即选取样本空间中的 K 个距离最近的点,计算每个 K 邻域内点云的法向量,通过点云的法向量计算该点的曲率,设定曲率阈值对点云进行区分,得到边缘点与平面点,组成点云的特征点集 P_f ,再进行 NDT 配准以获取初始变换矩阵。

3.1 点云曲率计算与阈值分割

设点 P 周围邻域内 m 个最近点为 $Q_j, j=1, 2, 3, \dots, m, \vec{n}$ 为点 P 的法向量, \vec{m}_j 为点 Q_j 的法向量,则点 P 相对于点 Q_j 的法曲率 k_n^j 为

$$k_n^j = -\frac{\sin \beta}{|\mathbf{PQ}_j| \sin \alpha}, \quad (1)$$

式中: α 为向量 \vec{n} 与向量 \mathbf{PQ}_j 之间的夹角; β 为向量 \vec{n} 与向量 \vec{m}_j 之间的夹角; $|\mathbf{PQ}_j|$ 为点 P 与点 Q_j 之间的欧氏距离。

根据欧拉公式可知,法曲率与主曲率的关系为

$$k_n^j = k_1 \cos^2(\theta_j + \theta) + k_2 \sin^2(\theta_j + \theta), \quad (2)$$

式中: k_1 和 k_2 为主曲率; $\theta_j + \theta$ 为点 P 过点 Q_j 的法截线的

切线与主方向的夹角。

对式(2)进行最小二乘优化:

$$\min_{k_1, k_2, \theta} \sum_{j=1}^m [k_1 \cos^2(\theta_j + \theta) + k_2 \sin^2(\theta_j + \theta) - k_n^j]^2. \quad (3)$$

求解此最小二乘问题即可获得主曲率 k_1 和 k_2 , 曲率值则为 $k_1 \times k_2$ 。

在获取高斯曲率之后,设置曲率标准差阈值 μ 与法向量夹角阈值 g , 然后分别计算每个 K 邻域内的局部曲率标准差 μ_k , 若 K 邻域内的局部曲率标准差 μ_k 大于曲率阈值标准差 μ , 则认为此区域为边界区域, 通过设置较小的精简率 f_1 , 保留该邻域内的较多点; 若 K 邻域内的局部曲率标准差 μ_k 小于曲率阈值标准差 μ , 则首先计算该邻域内的法向量与平均法向量的最大夹角 g_m , 若最大夹角 g_m 大于法向量阈值夹角 g , 则认为此区域为介于边界区域与平坦区域之间的区域, 则设置适中的精简率 f_2 , 然后将后续所有区域视为平面区域, 设置较高的阈值 f_3 , 保留较少的点, 而后将保留的所有点作为输入点云的特征点集 P_f 。曲率精简算法流程如图 3 所示。

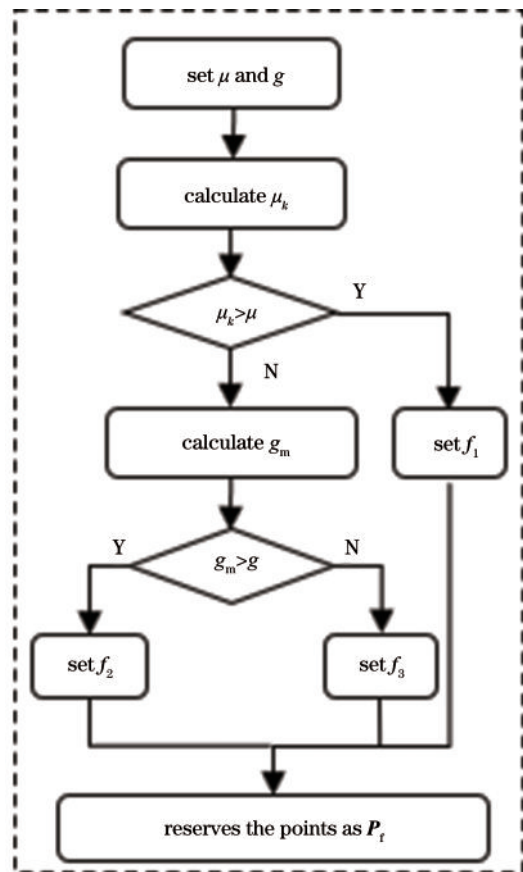


图 3 曲率精简算法流程图

Fig. 3 Flow chart of curvature reduction algorithm

3.2 NDT 粗配准

NDT 算法是一种基于概率分布的点云配准算法, 它用一组正态分布表示三维空间, 然后再统计出点云的概率密度分布情况来进行配准。

首先,将特征点集 P_i 中所有的点用均匀的小立方体进行划分,每个立方体内含有一定数目的点,点云在立方体中服从高斯分布,因此点云数据的高斯分布参数为

$$u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (4)$$

$$C = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - u)(x_i - u)^T, \quad (5)$$

式中: u 表示均值向量; C 为协方差矩阵; n 为立方体中点云总点数; x_i 为立方体中的一点。

每一个点在小方格内的概率密度函数可表示为

$$p(x) \approx \exp\left[-\frac{1}{2}(x-u)^T C^{-1}(x-u)\right]. \quad (6)$$

迭代计算所有对应点落在小立方体中的概率和,直到满足迭代条件,得到粗变换矩阵。

4 点云精配准

经历过粗配准之后的两片点云已经大致对齐,但是其精度还达不到要求,点云之间仍有错位,需要在粗配准的基础上进行精配准,提升配准的精度。考虑到点云数据量较大、重合率低,为了改善配准时间及配准精度,本实验组使用 KD-Tree 加速 ICP 算法配准过程。

4.1 KD 树加速索引

KD 树是一种索引结构,对点云数据构建 KD 树就是对由该数据构成的三维空间进行划分。如图 4 所示。

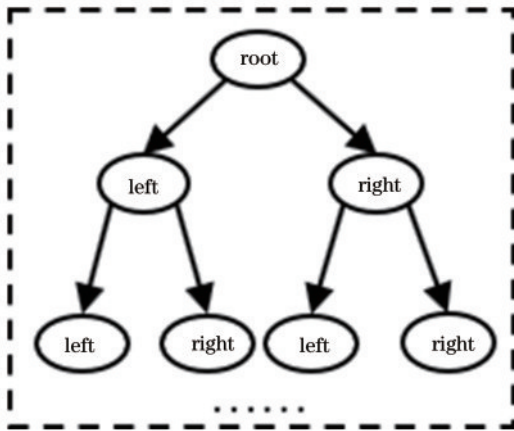


图 4 KD 树索引原理

Fig. 4 KD tree indexing principle

4.2 ICP 配准

ICP 算法分别在进行粗配准后的目标点云 P_{2fd} 和源点云 P_{1fd} 中以一定的约束条件找到最临近点,使得误差函数最小。首先在点云 P_{2fd} 中取一点 P_{2i} ,然后在点云 P_{1fd} 中找出与之对应点 P_{1i} , 依次寻找到所有对应点对,计算所有对应点对的平均距离,计算出旋转矩阵 R 与平移矩阵 t ,对点集 P_{2fd} 进行变换,即

$$P_{2fd}' = R \times P_{2i} + t, P_{2i} \in P_{2fd} \circ \quad (7)$$

点集 P_{2fd}' 与点集 P_{1fd} 中所有对应点的平均距离平方和为

$$d_a = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|P_{2i}' - P_{1i}\|^2, \quad (8)$$

式中: m 为对应点的个数。

若 d_a 小于设定的阈值或迭代次数大于设定的迭代次数,则停止计算,否则再从点云 P_{1fd} 中取另一点计算误差,直至满足收敛条件。

5 实验

为验证所提算法的可行性,分别从配准效果、配准时间和精度方面进行实验,实验使用便携式计算机,软件环境为 pcl-1.8.1,操作系统为 Ubuntu16.04,内存为 8 GB。

5.1 数据处理

利用激光扫描仪采用多点扫描方式获取实验室及走廊的点云数据,将实验室屋内外作为场景 1,将楼道作为场景 2,采集到的原始点云如图 5 所示,每帧点云约包含一百万个点。

[图 5(a)] 为实验室室内与屋外走廊的点云图,左图为实验室内部的扫描图,从中可以看到实验室内的桌子、椅子等部件及通过门获取的室外墙壁的部分点云;右图为实验室外部的扫描图,从中可以看到屋外的墙壁和部分天花板及通过门对屋内场景的部分扫描。总体上看,两个点云集的特征较为明显,且两个点云集的重叠部分较少,约为 20%~40%。[图 5(b)] 为走廊局部位置与走廊中部楼梯的扫描图,其中上图为走廊局部位置,只包含了门的位置,其他部分都是外墙与天花板,特征比较少;下图为走廊中部靠近楼梯的位置,其中较大部分区域都为楼梯处的外墙与天花板,少部分为走廊墙壁,特征比较单一,此两幅点云集的重叠部

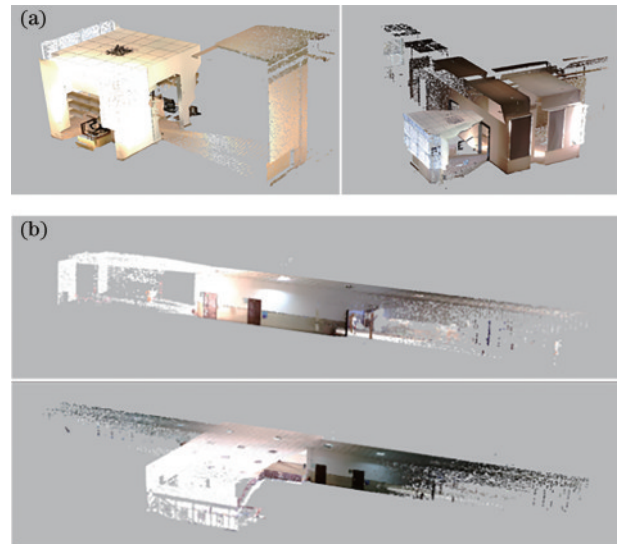


图 5 原始点云数据。(a) 实验室室内外界点云;(b) 走廊点云
Fig. 5 Raw point cloud data. (a) Point clouds inside and outside laboratory; (b) corridor point clouds

分较[图 5(a)]稍高,约为 30%~50%。

将原始点云进行阈值分割后,提取的特征点如图 6 所示,其中[图 6(a)]为实验室屋内与屋外走廊的



点云特征点图,[图 6(b)]为走廊局部位置与走廊楼梯的点云特征点图。由于原始点云较多,故设置特征点集数量在 $3 \times 10^4 \sim 5 \times 10^4$ 之间。



图 6 点云关键点。(a)场景 1 点云特征点;(b)场景 2 点云特征点

Fig. 6 Point cloud key point. (a) Feature point of cloud in scene 1; (b) feature point of cloud in scene 2

从图 6 可以看出,经曲率阈值筛选后的特征点大多为点云边缘点或集中在曲率变化较大及边界等位置的点,如墙体棱角处、门窗处及室内桌椅等。这些特征点在保留点云特征的同时,也最大限度减少了点云数据的数量,有助于提高配准速度。

5.2 配准效果

首先验证场景 1 的配准效果,对场景 1 提取的特征点集使用 NDT 算法进行初步配准,以获取较好的初值,然后以 ICP 算法进行精配准。利用配准得到的变换矩阵对原始数据进行配准拼接,得到配准完整的点云数据,如图 7 所示。

图 7 为场景 1 的配准效果图,[图 7(a)]中的红色点云为实验室屋内点云,黑色点云为屋外的点云。从配准后的真实场景图可以看出,所提配准算法能较精准将两簇点云配准在一起,在墙壁等细节之处也能比较准确实现点云配准,[图 7(a)]显示的缝隙实际为墙壁的两面,通过测量点云数据及实际墙壁厚度可知,其误差在 1~2 cm 之内,具有较好的配准效果。

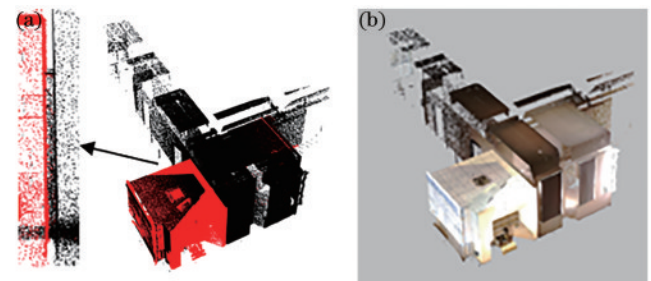


图 7 场景 1 点云配准效果图。(a) 配准效果图;(b) 真实场景图
Fig. 7 Scene 1 point cloud registration rendering. (a) Registration of rendering; (b) real scene diagram

同理可验证场景 2 的配准效果,配准的点云数据如图 8 所示。图 8 为场景 2 的配准效果图,[图 8(a)]中的红色点云为走廊局部点云,黑色点云为走廊楼梯的点云。从配准后的真实场景图可以看出,所提配准算法将该场景的两簇点云精准配准在一起,[图 8(a)]中的两个壁面的平均距离在 1 cm 之内,准确地完成了点云之间的拼接配准。

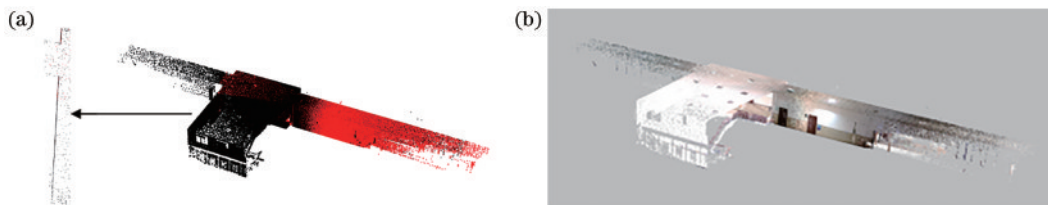


图 8 场景 2 点云配准效果图。(a) 配准效果图;(b) 真实场景图

Fig. 8 Scene 2 point cloud registration rendering. (a) Registration of rendering; (b) real scene diagram

综上所述,所提算法能在低重合率时保证较好的配准精度,位置与角度偏差较小,实现了点云之间的准确配准。

5.3 配准时间与精度对比

从配准时间与精度方面,将所提算法与几种常见的配准算法进行了对比,结果如表 1 所示。

SAC-IC+ICP^[11]首先计算 FPFH 特征,然后利用

SAC-IC 方法作为粗配准,ICP 方法为精配准。基于体素滤波^[14]的 DNT+ICP^[2-3]则利用体素滤波完成点云的精简,后以 DNT 方法进行粗配准,ICP 方法进行精配准。基于颜色^[7]的方法则在基于体素滤波方法基础上加入颜色信息辅助配准。所提方法利用曲率信息完成点云精简,后以 DNT 方法进行粗配准,ICP 方法进行精配准。配准精度为所有对应点之间的距离的平方

表 1 配准数据对比表
Table 1 Registration data comparison table

Method	Rough registration		Precise registration		Total time /s		Precision /m ²	
	time /s		time /s					
	Scene 1	Scene 2	Scene 1	Scene 2	Scene 1	Scene 2	Scene 1	Scene 2
SAC-IC+ICP	739	685	49	38	788	723	0.100	0.095
DNT+ICP based on voxel filter	93	97	4	2.7	97	99.7	0.092	0.065
DNT+ICP based on color	76	96	6	4.4	82	100.4	0.076	0.052
Proposed method	57	70	1.02	1.36	58.02	71.36	0.040	0.045

之和。从表 1 可以看出,所提算法在场景 1 点云数据配准时间为 58 s,较 SAC-IC+ICP 方法、体素滤波的 DNT+ICP 方法和基于颜色的 DNT+ICP 方法的 788 s、97 s、82 s,在时间上分别提高了 1200%、67%、41%。所提算法在场景 1 中的精度为 0.04,较前三种算法的 0.1、0.092、0.076,大致提升了 50% 以上。在场景 2 中,所提算法的配准时间为 71 s,较前三种算法的 723 s、99 s、100 s,分别提升了 900%、39%、40%。所提算法在场景 2 中的精度为 0.045,较前三种算法的 0.095、0.065、0.052,分别提升了 110%、42%、15%。即所提算法相较于其他三类算法在点云数据配准过程中具有明显优势。

6 结 论

针对大批量点云数据,提出了一种基于点云曲率阈值的配准算法。所提算法通过对点云设置合适的阈值,尽可能地保留了样本点周围的局部信息,简化了配准算法。在实验室内外和楼道走廊两个场景的实验结果表明,在点云重叠率较低时,所提算法较常用算法精确度提高了 40% 以上,在点云数据量较大的时候,配准时间提高的 30% 以上,可准确高效地完成对目标的配准。对低重合率点云配准的研究,使得较少的站点即可完成三维重建,将重建效率提升了 30% 以上。所提算法在精度与速度都有较大提升,但仍有不足之处,对于更低重合度的点云问题,并不能有效配准,未来仍有一定的研究空间。

参 考 文 献

- [1] 杨帆,唐伟智,吴昊.改进迭代最近点算法的点云自动精配准[J].遥感信息,2018,33(2):40-45.
Yang F, Tang W Z, Wu H. Automatic registration of point clouds based on improved iterative closest point algorithm[J]. Remote Sensing Information, 2018, 33(2): 40-45.
- [2] 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.
- [3] Magnusson M, Lilienthal A, Duckett T. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(10): 803-827.
- [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] He Y, Liang B, Yang J, et al. An iterative closest points algorithm for registration of 3D laser scanner point clouds with geometric features[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1862-1878.
- [6] Men H, Gebre B, Pochiraju K. Color point cloud registration with 4D ICP algorithm[C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011: 1511-1516.
- [7] 王勇,黎春.基于颜色信息和几何信息的点云自适应配准算法[J].激光与光电子学进展,2020,57(20):201015.
Wang Y, Li C. Point cloud adaptive registration algorithm based on color information and geometric information[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201015.
- [8] 刘玉珍,张强,林森.一种改进的基于快速点特征直方图的ICP点云配准算法[J].激光与光电子学进展,2021,58(6):0611003.
Liu Y Z, Zhang Q, Lin S. Improved ICP point cloud registration algorithm based on fast point feature histogram[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0611003.
- [9] 王畅,舒勤,杨赞秀,等.利用结构特征点云快速配准算法[J].光学学报,2018,38(9):0911005.
Wang C, Shu Q, Yang Y X, et al. Quick registration algorithm of point clouds using structure feature[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(9): 0911005.
- [10] Jauer P, Kuhlemann I, Bruder R, et al. Efficient registration of high-resolution feature enhanced point clouds[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41(5): 1102-1115.
- [11] 宋成航,李晋儒,刘冠杰.利用特征点采样一致性改进ICP算法点云配准方法[J].北京测绘,2021,35(3):317-322.
Song C H, Li J R, Liu G J. Point cloud registration method using feature point sampling consistency initial alignment and improved ICP algorithm[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2021, 35(3): 317-322.
- [12] 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.
- [13] 王永波,郑南山,卞正富.平面特征约束下基于四元数

- 描述的 LiDAR 点云配准算法[J]. 光学学报, 2020, 40(23): 2310001.
- Wang Y B, Zheng N S, Bian Z F. Planar feature-constrained, quaternion-based registration algorithm for LiDAR point clouds[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(23): 2310001.
- [14] 李仁忠, 杨曼, 刘阳阳, 等. 一种散乱点云的均匀精简算法[J]. 光学学报, 2017, 37(7): 0710002.
- Li R Z, Yang M, Liu Y Y, et al. An uniform simplification algorithm for scattered point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(7): 0710002.
- [15] 熊风光, 霍旺, 韩燮, 等. 三维点云中关键点误匹配剔除方法[J]. 光学学报, 2018, 38(2): 0210003.
- Xiong F G, Huo W, Han X, et al. Removal method of mismatching keypoints in 3D point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 0210003.
- [16] Kleppe A L, Tingelstad L, Egeland O. Coarse alignment for model fitting of point clouds using a curvature-based descriptor[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2019, 16(2): 811-824.
- [17] Zhang Z Y, Dai Y C, Sun J D. Deep learning based point cloud registration: an overview[J]. Virtual Reality & Intelligent Hardware, 2020, 2(3): 222-246.
- [18] Elbaz G, Avraham T, Fischer A. 3D point cloud registration for localization using a deep neural network auto-encoder[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2472-2481.
- [19] 李昌华, 史浩, 李智杰. 基于卷积神经网络结合改进 Harris-SIFT 的点云配准方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201102.
- Li C H, Shi H, Li Z J. Point cloud registration method based on combination of convolutional neural network and improved Harris-SIFT[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201102.
- [20] Aoki Y, Goforth H, Srivatsan R A, et al. PointNetLK: robust & efficient point cloud registration using PointNet [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 7156-7165.