

改进的迭代最近点点云配准方法

王文博¹, 田茂义^{1*}, 俞家勇², 宋成航¹, 李晋儒¹, 周茂伦³

¹山东科技大学测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590;

²安徽建筑大学土木工程学院, 安徽 合肥 230601;

³青岛秀山移动测量有限公司, 山东 青岛 266590

摘要 针对传统的迭代最近点(ICP)点云配准算法存在收敛缓慢、配准时间长、重叠率过低导致的匹配错误等问题,提出了一种以分块提取特征点为核心、块状配准点云重叠率为约束的改进 ICP 配准算法。首先,计算点云的平均距离密度,在设定的数量阈值内对点云进行分块,并从分块后的点云中并行提取尺度不变特征变换(SIFT)特征点,采用快速点特征直方图(FPFH)进行特征描述;然后,利用采样一致性初始配准(SAC-IA)算法实现点云的匹配,同时以块间匹配率 50% 作为依据,提取点云的重叠区域;最后,基于匹配的特征点计算初始姿态,在此基础上利用重叠部分实现两块点云的精确配准。实验结果表明,重叠率较低点云经分块及重叠区域提取后,可以大幅缩短运行时间,提高配准精度。

关键词 机器视觉; 点云配准; 点云分块; 特征提取; 重叠区域; 精细配准

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0215007

Improved Iterative Nearest Point Point Cloud Alignment Method

Wang Wenbo¹, Tian Maoyi^{1*}, Yu Jiayong², Song Chenghang¹, Li Jinru¹, Zhou Maolun³

¹College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao,

Shandong 266590, China;

²School of Civil Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China;

³Qingdao Xiushan Mobile Survey Co., Ltd., Qingdao, Shandong 266590, China

Abstract Aiming at the problems of slow convergence, long alignment time, and matching error due to low overlap rate in the traditional iterative nearest point (ICP) point cloud alignment algorithms, an improved ICP alignment algorithm based on chunked feature point extraction as the core and chunked alignment point cloud overlap rate as the constraint is proposed. First, the average distance density of the point cloud is calculated, the point cloud is chunked within the set number threshold, and the scale invariant feature transform (SIFT) feature points are extracted in parallel from the chunked point cloud, and the fast point feature histogram (FPFH) is used for feature description; then, the sampling consistency initial alignment (SAC-IA) algorithm is used to realize the matching of the point cloud, and the overlapping region of the point cloud is extracted based on the 50% inter block matching rate; finally, the initial attitude is calculated based on the matched feature points, and the overlapping part is used to achieve accurate alignment of the two point clouds. The experimental results show that the point cloud with low overlap rate after segmentation and overlapping region extraction can greatly shorten the running time and improve the registration accuracy.

Key words machine vision; point cloud registration; point cloud registration; point cloud block; feature point extraction; overlapping areas; fine alignment

收稿日期: 2021-07-23; 修回日期: 2021-08-25; 录用日期: 2021-09-03

基金项目: 国家自然科学基金(42106180)、山东省重点研发计划(重大科技创新工程)(2019JZZY010429)、安徽建筑大学博士科研启动基金(2020QDZ35)

通信作者: *tianmaoyi_zhy@126.com

1 引言

三维激光扫描技术的快速发展,使得其在三维重建^[1]、逆向工程^[2]、数字城市^[3]、医学研究^[4]等方面都得到了广泛的应用。三维数据扫描过程中,由于受到仪器本身分辨率和外界环境因素的影响,需要对被测物体进行多站、多次扫描,采集的每片点云数据只覆盖了被测物体表面的部分信息,为了得到被测物体表面完整的几何信息,必须对不同测站扫描的点云进行配准,使其变换到同一坐标系下。

点云配准技术是一种将多视角点云向同一坐标系转换的技术^[5],目前应用最广泛且最经典的点云配准算法是 Besl 等^[6]提出的迭代最近点(ICP)算法,但该算法对初始配准位置要求较高,否则容易陷入局部最优,达不到配准要求的效果。为了克服 ICP 算法的局限性,近十几年来,国内外不少学者对 ICP 算法进行了各种改进。张彬等^[7]提出了一种基于体素下采样和关键点提取的点云自动配准算法,根据体素对源点云下采样,并结合法向量(NV)特征提取关键点,该算法对密度大的点云效果较好,但是对于密度小或者小数量的点云优势不明显;彭真等^[8]提出了一种基于关键点提取和优化 ICP 的点云配准算法,将体素格滤波与法向量提取特征点相结合,并利用“点到面”模型的加速 ICP 的精确配准,该算法对强噪声且密度不均匀的点云有较好的配准效果;李宇翔等^[9]提出了一种基于 ISS 算法提取特征点,并通过 SHOT 算法进行描述的点云配准算法,该算法对重叠率较低点云具有较好的稳健性,但是 SHOT 描述子生成效率较低;陈学伟等^[10]提出了一种基于采样一致性(SAC-IA)的点云配准算法,通过 SAC-IA 实现两点云的初始变换,使两点云集有较好的初始姿态,该算法加快了点云配准的收敛速度,但是配准时易陷入局部最优;张哲等^[11]提出了一种基于 NV 提取特征点的点云配准算法,该算法可以过滤平滑区域,但点云精简效果并不明显,计算量仍然较大;范强等^[12]提出了一种基于 3D-Harris 与快速点特征直方图(FPFH)改进的 3D-NDT 配准算法,该算法在迭代次数较低时能较为精确地完成多幅点云数据的自动配准,但是复杂度较高,配准时间较长;尺度不变特征变换(SIFT)算法是 Lowe^[13]于 1999 年提出的一种局部特点描述算法,并于 2004 年得以完善总结。SIFT 特征不但对旋转、尺度缩放、亮度变化保持不变性,并且具有良

好的独特性、多量性和可扩展性,因此 SIFT 算法常被用于提取特征点。孙培芪等^[14]提出了一种基于特征点提取与配对的粗配准算法,该算法提高了配准精度、缩短了 ICP 配准的时间,但是粗配准时,使用 SIFT 算法提取特征点的时间性能有待进一步优化。李昌华等^[15]提出了一种基于卷积神经网络结合改进 Harris-SIFT 的点云配准算法,该算法通过改进 Harris-SIFT 算法提取关键点,并通过卷积神经网络对关键点构建匹配对应关系,不需要生成对应关系的点描述,解决了全局搜索量大的问题,但是卷积神经网络的配准网络模型仍然需要进一步改进。

针对点云配准收敛缓慢、配准时间长、重叠率过低导致的匹配错误等问题,本文提出一种以分块提取特征点为核心、块状配准点云重叠率为约束的改进 ICP 配准算法。对点云根据平均密度分块后并行利用 SIFT 算法提取特征点,并对特征点进行快速点特征直方图(FPFH)特征描述,利用 SAC-IA 算法对分块后的点云进行匹配,并根据匹配程度提取两片点云的重叠部分,同时实现待匹配点云和目标点云的初始匹配,然后在传统 ICP 算法基础上使用 k-d 树近邻搜索法提高对应点对的查找速度完成点云的精确配准。

2 所提算法流程

针对初始位置差、点云数据量大、重叠率较低的点云配准等问题,所提算法的主要思想为:1) 首先根据点云平均距离密度设置点云分块空间大小;2) 对点云并行提取 SIFT 特征点,并使用 FPFH 进行特征描述;3) 对分块后的点云利用 SAC-IA 算法两两匹配,通过匹配率提取出初始两片点云的重叠区域,并求取初始的位姿参数;4) 使用基于 k-d 树的 ICP 算法实现两片点云的精细匹配。所提算法流程如图 1 所示。

2.1 3D SIFT 算法

2D SIFT 算法的核心思想是把图像之间的匹配转化为特征点向量之间的匹配,将这些稳定的详细特征转化为特征向量,根据这些特征向量对特征点进行特征匹配^[16],PCL 中的 SIFTKpoint 类将二维图像中的 SIFT 算子调整移植到了 3D 空间中,该类可以计算出点云的 SIFT 特征点,使 SIFT 算子实现了在 3D 空间中的直接应用^[17]。3D SIFT 特征提取算法^[18]主要步骤如下。

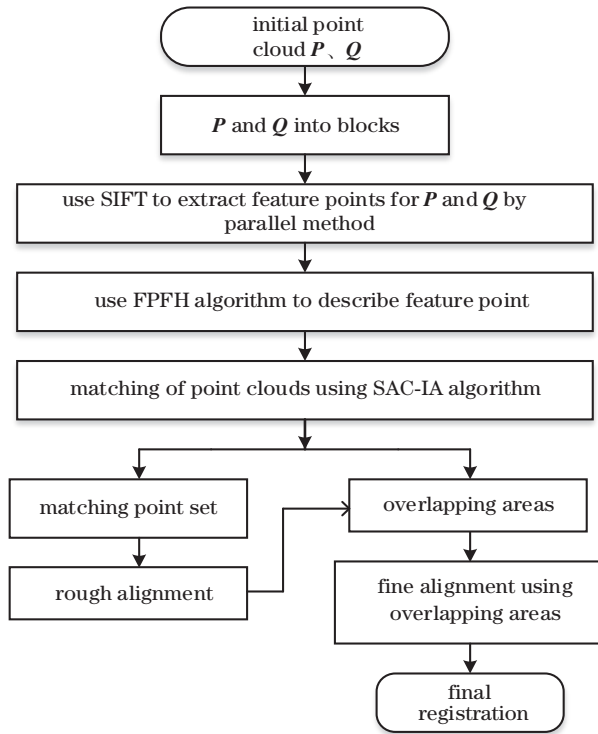


图 1 所提算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

2.1.1 尺度空间的表示

尺度空间理论的基本思想是在图像信息处理

模型中引入一个被视为尺度的参数,通过连续变化尺度参数获得多尺度下的尺度空间表示序列,对这些序列进行尺度空间主轮廓的提取,并以该主轮廓作为一种特征向量,实现边缘、角点检测和不同分辨率上的特征提取等。

一个三维点云的尺度空间 $L(x, y, z, \delta)$ 定义为一个变化尺度的高斯函数 $G(x, y, z, \delta)$ 与原始点云 $P(x, y, z)$ 的卷积。

$$L(x, y, z, \delta) = G(x, y, z, \delta) * P(x, y, z), \quad (1)$$

$$G(x, y, z, \delta) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi} \delta)^3} e^{-\frac{x^2+y^2+z^2}{2\delta^2}}, \quad (2)$$

式中: * 表示卷积计算; (x, y, z) 代表三维点云的位置; δ 是尺度空间因子,与点云的平均距离密度 \bar{d} 有关,表达式为

$$\delta_n = 2^n * \bar{d}. \quad (3)$$

2.1.2 候选特征点的检测

特征点的初步探查是通过同一组内各高斯差分(DOG)算子相邻层点云之间比较完成的,并且使用高斯差分函数 $G(x, y, z, \delta)$ 提高极值检测过程中的效率和准确率。

$$G(x, y, z, \delta) = [G(x, y, z, k^{i+1}\delta) - G(x, y, z, k^i\delta)] * P(x, y, z) = \frac{L(x, y, z, k^{i+1}\delta) - L(x, y, z, k^i\delta)}{L(x, y, z, k^{i+1}\delta) - L(x, y, z, k^i\delta)}, \quad (4)$$

式中: $i \in [0, s + 2]$, s 为构建点云高斯金字塔时,每组金字塔组内层数。

特征点是由 DOG 空间的局部极值点组成的,为了寻找 DOG 函数的极值点,中间的检测点不仅要和它同尺度的 26 个点比较,还要和上下相邻尺度对应的 $27 \times 2 = 54$ 个点比较,只有当其大于或者小于所有 80 个邻域点时,该点被检测为极值点。

2.1.3 特征点的确认

获得特征点后,通过计算候选特征点 k 邻域中各点 (x_j, y_j, z_j) 到邻域中心点 (x_o, y_o, z_o) 矢量的模 $m(x, y, z)$ 、角度 θ (方位角)和角度 σ (俯仰角)进行特征点确认。

$$\begin{cases} m(x, y, z) = \sqrt{(x_j - x_o)^2 + (y_j - y_o)^2 + (z_j - z_o)^2} \\ \theta(x, y, z) = \arctan [(y_j - y_o) / (x_j - x_o)] \\ \sigma(x, y, z) = \arcsin [(z_j - z_o) / m(x, y, z)] \end{cases} \quad (5)$$

根据(5)式,将幅值 m 作为权值,利用直方图统

计特征点邻域内的 θ 和 σ ,对直方图进行高斯加权 $e^{-[2m(x, y, z) / R_{\max}]^2}$,以确定特征点的主方位,其中 R_{\max} 表示特征点邻域的最大范围。直方图的峰值代表了该特征点邻域的方向,并将该方向作为特征点的主方向,同时保留峰值大于主方向 80% 的方向作为该特征点的辅助方向。此时,检测处含有位置、尺度和方向的特征点即是点云的 3D SIFT 特征点。

2.2 点云分块

不同数量的点云在用 SIFT 算法提取特征点时,所用的时间也是不同的。对几种不同数量的点云模型分别用 SIFT 算法提取特征点时所用的时间如表 1 和图 2 所示。

从图 2 中可以看到,对于同一类型的点云,提取特征点所用时间和点云数量呈线性相关。由于原始点云数量巨大,在提取特征点过程中存在计算量大、耗时长等问题,提出了一种基于点云平均距离密度的分块并行计算法来提高所提算法处理效率。

表 1 不同数量点云用 SIFT 算法提取特征点所用时间

Table 1 Time taken to extract feature points with SIFT algorithm for different number of point clouds

Point cloud model	Number of point clouds	Time spent extracting feature points /s	Point cloud model	Number of point clouds	Time spent extracting feature points /s
Temple 1	133201	77.005	Moto 1	104907	78.435
Temple 2	92116	52.265	Moto 2	59023	43.847
Temple 3	66472	38.461	Moto 3	45884	33.744
Temple 4	51577	29.383	Moto 4	37025	27.726
Temple 5	41022	24.343	Moto 5	21998	15.804
Temple 6	31250	17.541	Moto 6	14179	10.055
Temple 7	21073	12.601	Moto 7	5674	4.008

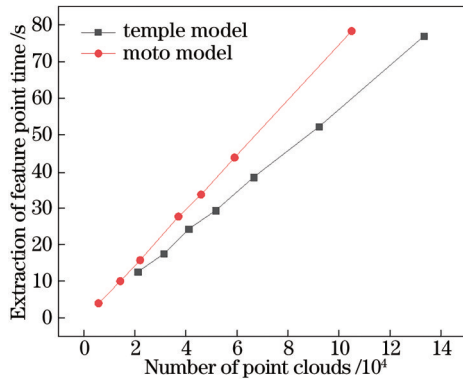


图 2 不同数量的点云提取特征点

Fig. 2 Extracting feature points from different number of point clouds

基于距离的平均距离密度表示法是通过计算点云各点的距离平均值来估算点云分布疏密程度的。

在点数为 N 的点云 C 中,用 $\text{dis}(p, q)$ 表示点 p 与其他任意点 q 之间的距离,用 d_p 表示点 p 与其他点的最小距离,则有

$$d_p = \min [\text{dis}(p, q)], |q| = 1, 2, \dots, N, p \neq q. \quad (6)$$

则点云的平均距离密度为

$$\bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{|p|=1}^N d_p. \quad (7)$$

平均距离越小,点云分布越密集,密度越大;平均密度越大,点云分布越稀疏,密度越小。单位体积内的点云数量可由点云平均距离密度计算,分块区域可根据表 1 中点云数量和时间的关系按需确定。

2.3 FPFH 特征描述

为了能够确切地对特征点进行描述,采用 FPFH 进行特征描述。FPFH 是点特征直方图 (PFH) 的一种简化算法,PFH 通过参数化查询点与邻域点之间的空间差异,形成一个多维直方图对点的 k 邻域几何属性进行描述,基于点与其 k 邻域之间的关系及它们的估计法线描述样本的几何特征,最

终的 PFH 描述子是通过计算邻域内所有两点之间关系而得到的直方图。为了计算两点 P_s 和 P_t 及与它们对应的法线 n_s 和 n_t 之间的相对偏差,在其中一个点上定义一个固定的局部坐标系,如图 3 所示。

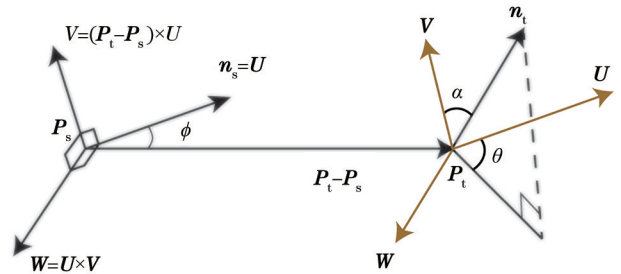


图 3 局部坐标系

Fig. 3 Local coordinate system

使用图 3 中的 UVW 坐标系,法线 n_s 和 n_t 之间的偏差可以表示为

$$\begin{cases} \alpha = V \cdot n_t \\ \phi = U \cdot \frac{P_t - P_s}{d} \\ \theta = \arctan(W \cdot n_t, U \cdot n_t) \\ d = \|P_t - P_s\|_2 \end{cases}, \quad (8)$$

式中: d 是 P_s 和 P_t 的欧氏距离。计算 k 邻域内的每一点对的 $(\alpha, \phi, \theta, d)$ 四组值就把两点和它们法线相关的 12 个参数 (xyz 坐标值和法线信息) 减少到 4 个。

FPFH 降低了 PFH 的计算复杂度,但是仍然保留了 PFH 的大部分特性。对于每一个查询点 P_q ,通过计算这个点和它的邻域点之间的一个元组 (α, ϕ, θ) ,得到简化的点特征直方图 SPFH,重新确定每个点的 k 邻域,使用邻近的 SPFH 值来计算 P_q 的 FPFH。

$$\text{FPFH}(P_q) = \text{SPFH}(P_q) + \frac{1}{k} \sum \frac{1}{\omega_k} \cdot \text{SPFH}(P_k), \quad (9)$$

式中:权重 ω_k 在一些给定的度量空间中,表示查询

点 P_q 和邻近点 P_k 之间的距离。

PFH 和 FPFH 的计算原理如图 4、5 所示。

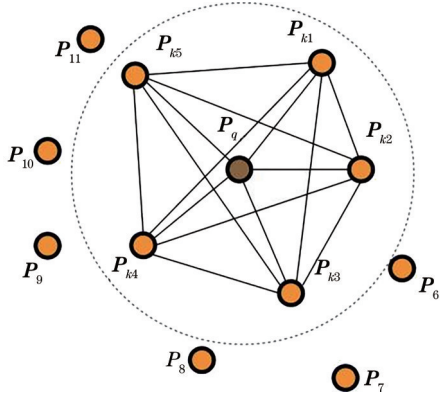


图 4 PFH 计算原理

Fig. 4 Calculation principle of PFH

2.4 重叠区域对匹配精度的影响分析及提取

采用的初始配准算法为 SAC-IA 算法^[19], 基本原理如下。

1) 从源特征点集 P 中选取 n 个样本点, 并使它们两两之间的距离大于预先设定的最小值 d_{\min} , 以保证样本点之间有不同的 FPFH 值, d_{\min} 取值可以以(7)式作为依据。

2) 在目标特征点集 Q 中查找与源特征点集 P 中具有相似 FPFH 值的点, 并从这些点中随机选择一个点作为源特征点集 P 在目标特征点集 Q 中的对应点。

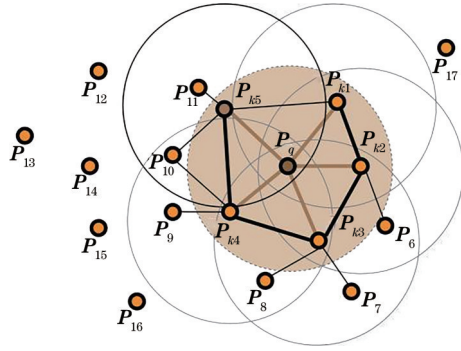


图 5 FPFH 计算原理

Fig. 5 Calculation principle of FPFH

3) 根据点云对应关系计算对应点之间的刚体变换矩阵, 并通过求解对应点变换后的距离误差函数评价当前配准变换的效果。距离误差函数可用 Huber 评价公式表示

$$H(l_o) = \begin{cases} \frac{1}{2} l_o^2, & |l_o| < m_l \\ \frac{1}{2} m_l (2|l_o| - m_l), & |l_o| > m_l \end{cases}, \quad (10)$$

式中: m_l 为预先给定的误差阈值; l_o 为第 o 组对应点变换之后的距离差。计算得到误差函数值最小的一组变换即为初始配准的最优变换矩阵^[20]。

对不同重叠率的点云进行配准, 结果如表 2 所示。

表 2 不同重叠率的点云匹配精度

Table 2 Point cloud matching accuracy with different overlap rates

Parameter	Overlap rate 100%	Overlap rate 80%	Overlap rate 50%	Overlap rate 30%
Point cloud alignment visualization				
Registration error /m	2.7×10^{-3}	3.2×10^{-3}	3.9×10^{-3}	Matching error

从表 2 中可以看到: 重叠区域低于 50% 时, 由于非重叠区域的影响, 易出现匹配错误的情况; 当重叠区域大于 50% 时, 可以较好地完成匹配, 且重叠区域越少, 当点集中的所有点参与匹配时, 误差越大。

将分块后的源点云和目标点云利用 SAC-IA 算法进行两两匹配, 当匹配个数达到 50% 时, 同时匹配的点数不小于 3 个, 而且匹配点形成的曲面表面积占对应分块点云表面积的 50%, 则认为这两块点

云属于重叠区域。遍历所有的分块点云, 直至提取出源点云和目标点云的重叠区域。将提取出的重叠区域进行配准, 结果如表 3 所示。

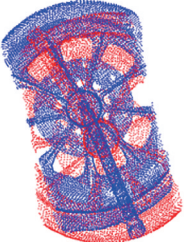
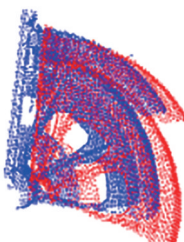

从表 3 中可以看出, 不同重叠率的点云提取重叠区域后利用重叠区域进行配准误差都有所减少, 且不会出现匹配错误的现象。

2.5 精细匹配

经过 SAC-IA 算法提取两片点云的重叠区域后, 两片点云已大致重合, 但配准的精度仍然较低。为了

表 3 不同重叠率的点云提取重叠区域后的匹配精度

Table 3 Matching accuracy after extracting overlapping regions from point clouds with different overlapping rates

Parameter	Overlapping areas extracted at 80% overlap	Overlapping areas extracted at 50% overlap	Overlapping areas extracted at 30% overlap
Point cloud alignment visualization			
Registration error /m	3.0×10^{-3}	2.7×10^{-3}	2.5×10^{-3}

提高配准精度,采用基于k-d树的ICP算法^[21]实现两片点云的精确配准,提高配准的效率,基本原理如下。

假设源点云 P 经过粗配准后得到的点云为 P_0 , 利用k-d树在目标点云 Q 中寻找与其距离最近的点作为新的对应点集 Q_0 。采用文献[10]的方法去除错误的对应点对,以避免错误的对应点对影响最终的配准结果。

1) 对 P_0 和 Q_0 采用四元数法计算出本次迭代的旋转矩阵 R_0 和平移矩阵 T_0 ;

2) 利用求得的旋转矩阵 R_0 和平移矩阵 T_0 对 P_0 进行更新,并计算更新后的 P_0 和 Q_0 均方误差 $d_k = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \|Q_{0m} - (R_0 P_{0m} + T_0)\|$;

3) 预先设定某一阈值 $\epsilon = d_k - d_{k-1}$ 和最大迭代次数 N_{\max} , 如果两次迭代的误差小于阈值 ϵ 或者

当前迭代次数小于 N_{\max} , 则停止迭代, 否则重复1)~3)步骤, 直至满足收敛条件, 获得最终的旋转矩阵 R_0 和平移矩阵 T_0 。

3 实验结果与分析

为了验证所提算法的配准准确性和有效性, 在采集到的福建省福清市昭灵庙点云数据集上进行了相关实验。实验在 4.2 GHz Inter Core i5-1135G7 四核 CPU 8G RAM 计算机, Visual Studio 2019 环境下运行, 开源点云库为 PCL1.8.1。将不同基站的点云数据 temple 1 和 temple 2 分别作为实验的源点云和目标点云, temple 1 和 temple 2 点云个数为 614917 和 563749, 平均距离密度为 0.016703 m 和 0.0168012 m。可视化结果如图 6 所示。

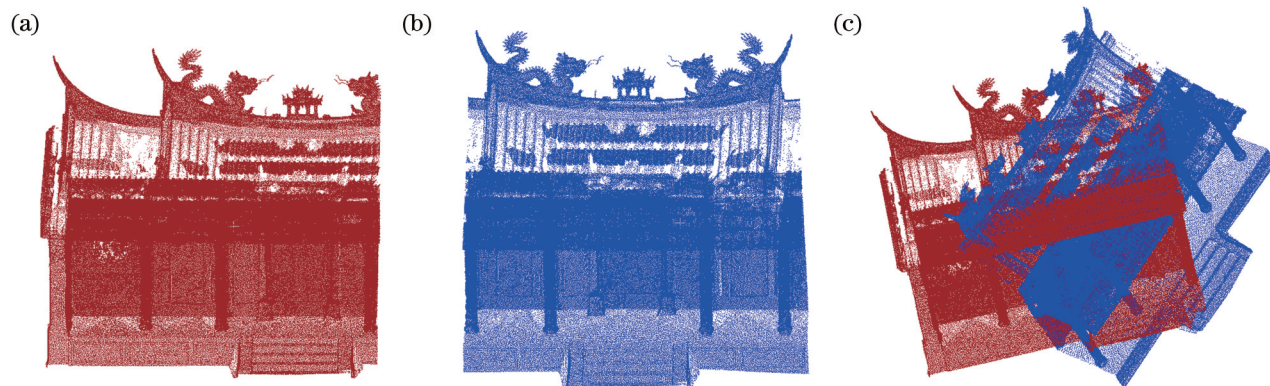


图 6 点云可视化。(a)源点云;(b)目标点云;(c)整体点云

Fig. 6 Point cloud visualization. (a) Source point cloud; (b) target point cloud; (c) overall point cloud

3.1 点云分块及特征点提取

将 temple 点云模型分块的数量阈值设置为 50000, 在数量阈值内对 temple 模型的源点云和目标点云按形状进行分块, 分块效果如图 7 所示。

将尺度空间层数设置为 3 层, 对 temple 点云及分块后的点云分别用 SIFT 算法提取特征点并可视化, 效果如图 8、9 所示。

从图 8 和图 9 可以看出: 所提算法可以较好提

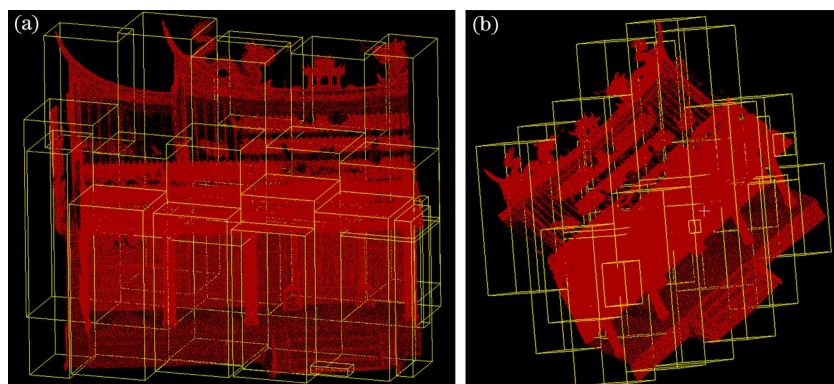


图 7 点云分块效果。(a) Temple 源点云分块结果; (b) temple 目标点云分块结果

Fig. 7 Block effect of point cloud. (a) Chunking result of temple source point cloud; (b) chunking result of temple target point cloud

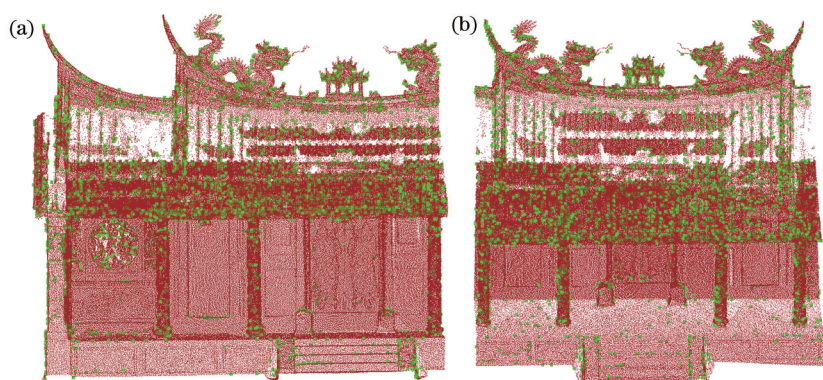


图 8 对 temple 点云提取特征点。(a) Temple 源点云特征点提取结果; (b) temple 目标点云特征点提取结果

Fig. 8 Extracting feature points from temple point cloud. (a) Feature point extraction result of temple source point cloud; (b) feature point extraction result of temple target point cloud

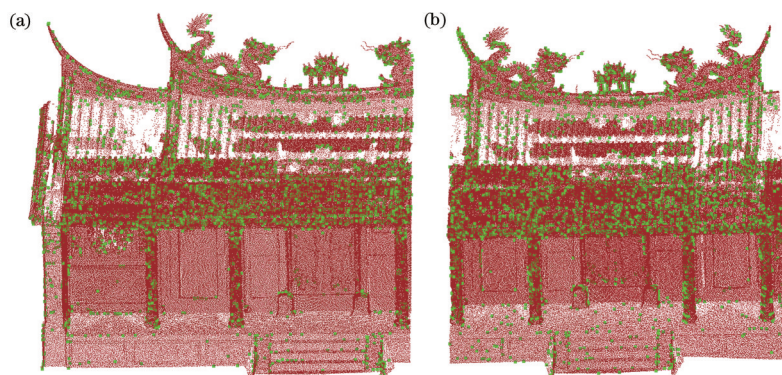


图 9 对分块后的 temple 点云提取特征点。(a)分块后的 temple 源点云特征点提取结果; (b)分块后的 temple 目标点云特征点提取结果

Fig. 9 Extracting feature points from chunked temple point cloud. (a) Feature point extraction result of temple source point cloud after chunking; (b) feature point extraction result of temple target point cloud after chunking

取出 temple 点云特征点,即使少数的区域也可以产生大量的 SIFT 特征向量;在分块的边界区域,可以提取更多的特征点,既能对旋转、尺度缩放、亮度变化保持不变性,又能对视角变化、仿射变换、噪声保持一定程度的稳定性。

3.2 点云重叠部分的提取

将分块后的 temple 源点云和 temple 目标点云用 SAC-IA 算法两两匹配,如果匹配率达到 50%,则认为这两块点云为重叠区域。遍历所有分块的点云,提取出点云的重叠区域,并实现点云的粗配准,结果如图 10 所示。

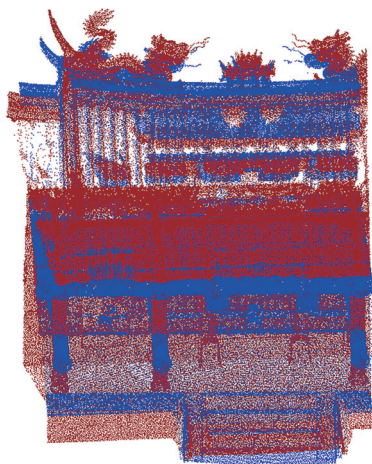


图 10 点云重叠区域的提取

Fig. 10 Extraction of overlapping point cloud regions

从图 10 可以看出,在提取 temple 源点云和目标点云的重叠区域的同时,完成了点云的粗配准,为点云的精细配准提供良好的初始姿态。

3.3 基于 k-d 树的 ICP 精配准

在利用 SAC-IA 算法对点云提取重叠区域后,两片点云也获得了良好的初始姿态,然后用基于

k-d 树的 ICP 算法实现点云的精确配准,并和经典 ICP 算法对比,结果如图 11 所示。

从图 11 中可以看出,不论是否提取重叠区域,temple 点云模型用 SIFT 特征提取算法配准均可以将不同角度的两片点云完美重合到一起,但是在用传统 ICP 算法配准时出现了局部最优的情况。配准结果如表 4 所示

从表 4 中可以看出,相对于未分块的 SIFT 算法提取特征点的时间,点云分块后提取点云特征点的时间为 44.801 s,大大缩短了提取点云特征点的时间;先提取重叠区域再进行匹配的算法和没有提取重叠区域直接匹配的算法都能很好完成点云配准,不会出现传统 ICP 算法点云的局部最优情况,但是所提算法在进行 ICP 精匹配的时候可以缩短配准时间,同时降低了精细配准的误差。综合而言,所提算法通过对点云分块后提取特征点大幅度缩短了提取特征点的时间,通过提取重叠区域减少了精细匹配的误差,从而比较完美实现点云的匹配。

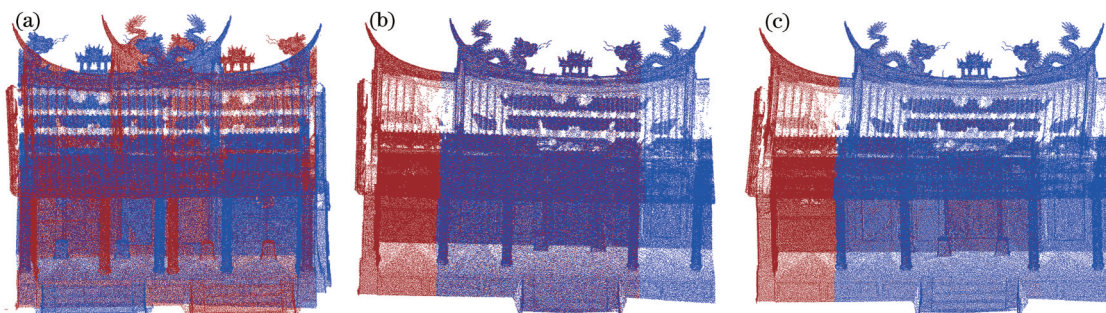


图 11 不同算法的精确配准。(a)传统 ICP 算法的精配准结果;(b)未提取重叠区域的精配准结果;(c)提取重叠区域后的精配准结果

Fig. 11 Accurate alignment of different algorithms. (a) Precision alignment result of conventional ICP algorithm; (b) fine alignment result without extraction of overlapping areas; (c) fine alignment result after extraction of overlapping regions

表 4 各配准算法的运行时间和配准精度比较

Table 4 Comparison of running time and registration accuracy of each registration algorithm

Time taken to extract feature points /s		Fine registration time /s		Fine registration error /m	
Point clouds are unpartitioned	Point clouds are partitioned	No overlapping area extracted	Extracted overlapping areas	No overlapping area extracted	Extracted overlapping areas
356.166	44.801	4.523	3.159	2.569×10^{-5}	1.497×10^{-5}

4 结 论

针对三维点云配准效率和精度的问题,提出一种以分块提取特征点为核心、块状配准点云重叠率为约束的改进 ICP 配准算法。通过数据分块

和计算块间匹配率对 ICP 配准过程进行优化,从而提升配准算效率的稳健性和效率。该算法通过对分块后的点云并行提取特征点的操作极大缩短了提取特征点的时间,以块间匹配率为依据提取点云的重叠区域可以提高点云配准的精度。实验结

果表明,对于重叠率较低的点云,所提算法可以大幅度提升配准的效率和精度,是一种有效的点云配准方法。不过点云分块的阈值选择和方式有待进一步优化。

参 考 文 献

- [1] Chen H, Ma S W, Nuechter A. Asynchronous point cloud 3D reconstruction method based on laser scanning and SFM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(5): 1148-1157.
陈辉, 马世伟, Nuechter Andreas. 基于激光扫描和 SFM 的非同步点云三维重构方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(5): 1148-1157.
- [2] Wang Y L, Xia G F, Hu C M. Industrial equipment 3D reconstruction based on 3D laser scanning technology and its deformation analysis[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2012(2): 94-96.
王延亮, 夏国芳, 胡春梅. 利用三维激光扫描技术进行工业设备三维重建及变形分析[J]. 测绘通报, 2012(2): 94-96.
- [3] Liu K, Fan T L, Yang J, et al. Acquisition of urban digital surface data based on mobile measurement technology in complex environments[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(6): 157-158.
刘坤, 樊廷立, 杨晶, 等. 复杂环境下基于移动测量技术的城市数字地表数据的获取[J]. 测绘通报, 2017(6): 157-158.
- [4] 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.
- [5] Jiang Y, Huang H G, Shu Q, et al. Scale point cloud registration algorithm in high-dimensional orthogonal subspace mapping[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(3): 0315007.
蒋悦, 黄宏光, 舒勤, 等. 高维正交子空间映射的尺度点云配准算法[J]. 光学学报, 2019, 39(3): 0315007.
- [6] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. Proceedings of SPIE, 1992, 1611: 586-606.
- [7] Zhang B, Xiong C B. Automatic point cloud registration based on voxel downsampling and key point extraction[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041008.
张彬, 熊传兵. 基于体素下采样和关键点提取的点云自动配准[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041008.
- [8] Peng Z, Lü Y J, Qu C, et al. Accurate registration of 3D point clouds based on keypoint extraction and improved iterative closest point algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 061002.
彭真, 吕远健, 渠超, 等. 基于关键点提取与优化迭代最近点的点云配准[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061002.
- [9] Li Y X, Guo J M, Pan S Y, et al. A point cloud registration algorithm based on ISS-SHOT features[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(4): 21-26.
李宇翔, 郭际明, 潘尚毅, 等. 一种基于 ISS-SHOT 特征的特征点云配准算法[J]. 测绘通报, 2020(4): 21-26.
- [10] Chen X W, Zhu Y L, Wu T, et al. The point cloud registration technology based on SAC-IA and improved ICP[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2017, 31(3): 395-401.
陈学伟, 朱耀麟, 武桐, 等. 基于 SAC-IA 和改进 ICP 算法的点云配准技术[J]. 西安工程大学学报, 2017, 31(3): 395-401.
- [11] Zhang Z, Xu H L, Yin H. A fast point cloud registration algorithm based on key point selection[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(12): 121002.
张哲, 许宏丽, 尹辉. 一种基于关键点选择的快速点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(12): 121002.
- [12] Fan Q, Liu P, Yang J, et al. Improved 3D-NDT point cloud registration algorithm based on 3D-Harris and FPFH[J]. Journal of Graphics, 2020, 41(4): 567-575.
范强, 刘鹏, 杨俊, 等. 基于 3D-Harris 与 FPFH 改进的 3D-NDT 配准算法[J]. 图学学报, 2020, 41(4): 567-575.
- [13] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [14] Sun P Q, Bu J Z, Tao T Y, et al. Point cloud registration algorithm based on feature point method vector[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(8): 48-53.
孙培芪, 卜俊洲, 陶庭叶, 等. 基于特征点法向量的点云配准算法[J]. 测绘通报, 2019(8): 48-53.
- [15] 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.
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.
- [16] Pan Z A. Research on image matching based on SIFT algorithm[D]. Xi'an: Xidian University, 2012.
潘子昂. 基于 SIFT 算法的图像匹配研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
- [17] Zhang S Y. Point cloud registration method based on SIFT feature points[J]. Computer & Digital Engineering, 2018, 46(3): 449-453.
张少玉. 基于 SIFT 特征点的点云配准方法[J]. 计算机与数字工程, 2018, 46(3): 449-453.
- [18] Li X D, Liu M M, Xu Y F, et al. A recognition algorithm of generic objects based on FeatureLevel fusion of 2D and 3D SIFT descriptors[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(11): 2277-2283.
李新德, 刘苗苗, 徐叶帆, 等. 一种基于 2D 和 3D SIFT 特征级融合的一般物体识别算法[J]. 电子学报, 2015, 43(11): 2277-2283.
- [19] 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.
- [20] Tu Z Q, Zhang K, Yang C L, et al. Improved ICP registration in 3-D model reconstruction[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2013, 34(1): 97-100, 118.
涂志强, 张轲, 杨成龙, 等. 三维模型重建中点云 ICP 拼接算法的改进[J]. 焊接学报, 2013, 34(1): 97-100, 118.
- [21] Tang H, Zhou M Q, Geng G H. Point cloud registration algorithm based on extended point feature histogram feature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(24): 241503.
汤慧, 周明全, 耿国华. 基于扩展的点特征直方图特征点云匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(24): 241503.