

激光扫描与摄影测量异源点云高精度配准方法

胡春梅^{1,2}, 费华杰^{1,2*}, 夏国芳³, 刘喜⁴, 马新建⁵¹北京建筑大学测绘与城市空间信息学院, 北京 100044;²代表性建筑与古建筑数据库教育部工程研究中心, 北京 100044;³中国文物信息咨询中心, 北京 100029;⁴黑龙江测绘计量仪器检定站, 黑龙江 哈尔滨 150081;⁵北京市测绘设计研究院, 北京 100038

摘要 针对激光扫描和摄影测量点云非同源数据自动配准困难的问题, 提出一种基于快速点特征直方图(FPFH)点云粗配准与八叉树格网迭代改进最近邻点(ICP)算法相结合的方法。在粗配准中, 首先采用体素格网对点云数据进行降采样处理, 然后使用FPFH进行特征匹配, 最后采用采样一致性初始配准(SAC-IA)算法获取初始配准变换矩阵。在精配准中, 以经典的ICP算法为基础, 首先通过设置欧氏距离阈值剔除错误的对应点, 然后在每个体素格网中选取精度最高的同名点对, 使用奇异值分解(SVD)法计算最终配准变换矩阵。实验结果表明, 所提方法可以解决激光扫描点云和摄影测量点云非同源数据的配准问题, 具有一定的研究和应用价值。

关键词 机器视觉; 点云配准; 扫描点云; 影像点云; 格网; 迭代最近点

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2415007

High-Precision Registration of Non-Homologous Point Clouds in Laser Scanning and Photogrammetry

Hu Chunmei^{1,2}, Fei Huajie^{1,2*}, Xia Guofang³, Liu Xi⁴, Ma Xinjian⁵

¹*School of Geomatics and Urban Spatial Informatics, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China;*

²*Representative Architecture and Ancient Architecture Database Engineering Research Center of the Ministry of Education, Beijing 100044, China;*

³*China Cultural Relics Information Consulting Center, Beijing 100029, China;*

⁴*Heilongjiang Surveying and Mapping Measuring Instrument Verification Station, Harbin 150081, Heilongjiang, China;*

⁵*Beijing Institute of Surveying and Mapping Design, Beijing 100038, China*

Abstract Aiming to address the difficulties in the automatic registration of non-homologous laser scanning and photogrammetric point cloud data, a method based on fast point feature histogram (FPFH) point cloud coarse registration and the octree grid iteration improved nearest neighbor (ICP) algorithm is proposed. For coarse registration, a voxel grid is used to desample the point cloud data before applying the FPFH for feature matching. Finally, the sampling consistent initial registration (SAC-IA) algorithm is used to obtain the initial registration transformation matrix. For fine registration, the classical ICP algorithm is used to eliminate the wrong corresponding points by setting the Euclidean distance threshold. Then, the homonymous point pairs with the highest accuracy are selected in each voxel grid, and the final registration transformation matrix is calculated using the singular value decomposition (SVD) method. The experimental results show that the proposed method can be used to solve the registration problem of non-homologous data between laser scanning and photogrammetric point clouds and has certain research and application value.

Key words machine vision; point cloud registration; scanning point cloud; image point cloud; grid; iteration closest point

收稿日期: 2022-08-12; 修回日期: 2022-09-29; 录用日期: 2022-10-09

基金项目: 国家自然科学基金(41401536, 42171416)、北京建筑大学市属高校基本科研业务费专项资金(X18230)

通信作者: *979227434@qq.com

1 引言

在非同源异构点云数据融合过程中,点云数据的配准是重中之重,三维建模成果质量直接受到点云配准精度的影响,点云配准是完成后续处理的前提和基础^[1-2]。点云配准是一种将不同视角下采集到的点云数据通过一系列旋转平移转换,使其在同一坐标系下的技术^[3-4],配准过程通常分为两步,即粗配准和精配准^[5]。粗配准能使任意初始位置的一对三维点云数据通过旋转平移基本对齐,为精配准提供良好的初始变换参数;精配准通过缩小三维点云数据之间对应点对的欧氏距离,进一步优化粗配准的变换参数。

对于粗配准,主要的方法有基于随机取样一致性(RANSAC)的配准^[6]和基于特征的配准^[7]。RANSAC算法经常用于计算机视觉中,在点云配准中可以按照几何位置关系的约束,随机选择3对以上的对应点进行配准,但该算法配准结果具有随机性,并且配准耗时较长。由于局部特征具有旋转平移不变性,在点云配准中可以提取特征点,可根据特征匹配进行配准,但基于局部特征配准耗时长,若点云分辨率不一致,配准精度很难满足要求。

对于精配准,目前应用最多的是Besl等^[8]提出的经典迭代最近点(ICP)算法,该算法在点云具有良好初始位置和完全重叠^[9]的情况下能提供收敛的精确配准结果,否则算法可能会陷入局部最优解。为解决这一问题,业内学者提出了各种ICP变体算法。钟莹等^[10]使用主成分分析法对点云进行粗略配准,对有噪声的点云数据使用欧氏距离阈值和方向向量阈值剔除错误对应点对,提高了ICP算法的精度和效率;靳宇婷等^[11]提出一种基于轮廓约束的配准方法,利用距离约束对三维轮廓特征点进行聚类 and 过滤实现点特征的精确描述,最终基于ICP算法实现点云的精确配准,该方法提高了配准精度。除了ICP算法,也有学者提出其

他算法来实现点云精配准。Aiger等^[12]提出近似全等四点搜索(4PCS)算法,通过对应的同一平面四点组仿射不变性寻找对应点,进而求出变换参数,该算法无须对点云数据进行滤波和去噪,对重叠区域较小的点云具有良好的配准效果。Magnusson等^[13]提出正态分布变换(NDT)算法,通过计算配准点云与待配准点云之间的姿态转换,来确定最优匹配,该算法不需要进行对应点的特征计算,但需要在每一次迭代过程中搜索所有的临近点,极大地增加了配准时间。

以上方法能对普通点云进行配准并取得良好的配准效果,但是由于扫描点云与影像点云数据量大、点云密度、精度不统一^[14],基于特征的配准方法无法提取足够的特征进行计算,4PCS和NDT需要多次实验调整配准参数。对此,本文提出一种基于八叉树格网与迭代改进最近邻点算法的激光扫描点云数据和影像点云数据由粗到细高效、高精度配准方法。该方法以改进采样一致性初始配准(SAC-IA)算法为基础,实现扫描点云与影像点云非同源数据的粗配准,再以此为基础,应用欧氏距离阈值和八叉树格网筛选实现同名点精确匹配从而达到精确配准的目的。

2 算法总述

针对激光扫描点云数据和摄影测量点云数据的自动配准,所提方法分为粗配准和精配准两个阶段。

在粗配准中,由于点云的数据量比较大,首先对点云进行精简处理,从而减少计算消耗时间,然后计算精简处理后点云的快速点特征直方图(FPFH)特征,使用SAC-IA算法获得初始配准矩阵。在精配准中,首先对点云进行八叉树格网划分,然后利用k-d tree选取两点云中的同名点对,设置欧氏距离动态阈值剔除错误的同名点对,最后选取格网中精度较高的点进行迭代,实现待匹配点云和目标点云的精确配准。具体流程如图1所示。

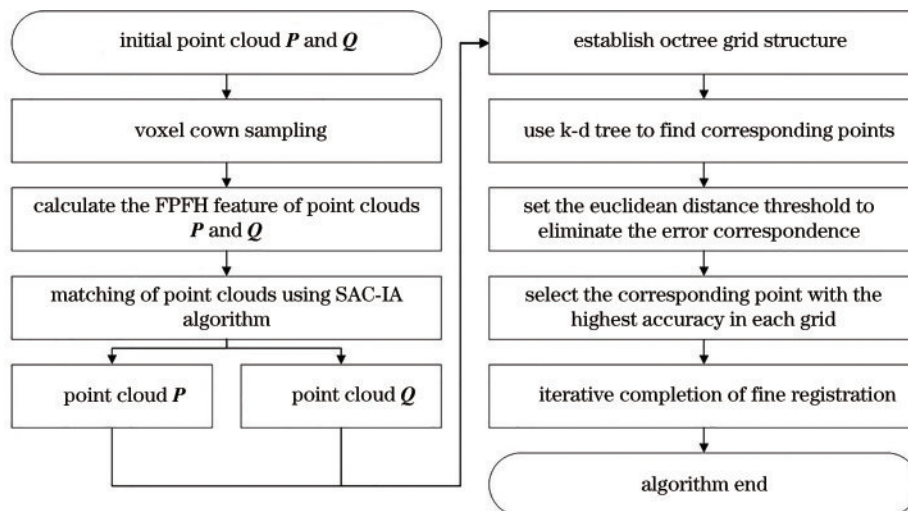


图1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow

2.1 点云粗配准

扫描点云与影像点云的配准是非同源数据间的配准,两种点云数据不仅数据量大,而且点云密度不均匀,所以首先对这两种数据进行体素下采样,降低点云复杂度,然后进行 FPFH 特征描述。假设 P 、 Q 分别为源点云和目标点云,对两片点云数据建立边长为 L 的体素格,计算每个体素格的质心,然后将距离体素格质心最近的一点作为下采样点。

$$\begin{cases} x_{\text{centroid}} = \frac{\sum_{i=1}^m x_i}{m} \\ y_{\text{centroid}} = \frac{\sum_{i=1}^m y_i}{m} \\ z_{\text{centroid}} = \frac{\sum_{i=1}^m z_i}{m} \end{cases}, \quad (1)$$

$$(x, y, z) = \min_{0 \leq i \leq m} \left[(x_i - x_{\text{centroid}})^2 + (y_i - y_{\text{centroid}})^2 + (z_i - z_{\text{centroid}})^2 \right], \quad (2)$$

式中: m 为体素格中点的数量。该过程保证了下采样后的点云数据仍为原来点云的点。接下来对下采样后的点云 P' 、 Q' 进行 FPFH 特征计算。FPFH 算法是由点特征直方图(FPH)改进而来的,FPH 通过对点及其邻域内所有点进行分析计算,针对点之间的几何关系(欧氏距离和法向量夹角),最终得到邻域内所有两点关系的直方图。FPFH 相比于 PFH 降低了计算的复杂度,它没有计算邻域内所有点,而是将邻点的邻点考虑进来,在满足特征精度的同时降低了算法的复杂度,把算法的时间复杂度从 $O(NK^2)$ 降到 $O(NK)$ 。FPFH 的计算原理如图 2 所示。

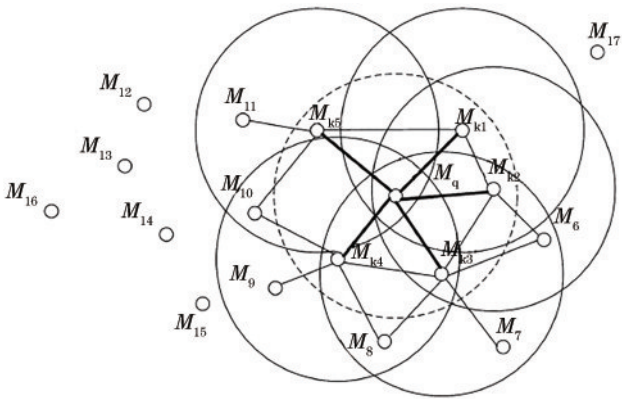


图 2 FPFH 计算原理

Fig. 2 FPFH calculation principle

最后对于已经进行 FPFH 特征计算的点云 P' 、 Q' , 使用 SAC-IA 算法求出最优的平移旋转矩阵。首先在点云 P' 中随机选取 n ($n \geq 3$) 个点,然后在 Q' 查找这些点的对应点,最后通过奇异值分解(SVD)算法求出平移旋转矩阵。配准误差的表达式为

$$H(l_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} l_i^2, & |l_i| < m_l \\ \frac{1}{2} m_l (2|l_i| - m_l), & |l_i| > m_l \end{cases}, \quad (3)$$

式中: m_l 为一预先给定值; l_i 为第 i 组对应点变换之后的距离差。

2.2 点云精配准

通过对源点云 P 和目标点云 Q 进行基于 FPFH 的特征初始配准使两组点云具有较好的初始位置。为了获得更好的配准效果,在初始配准的基础上进行 ICP 配准以提高配准的精度。

八叉树结构^[15]数据模型实质是通过循环递归的划分方法对三维空间的几何实体进行体元分割,使每个体元具有相同的时间和空间复杂度,图 3 为八叉树结构示意图。八叉树结构简单、存储快捷,是一种高效的三维空间索引。在精配准中,首先对点云数据进行基于八叉树的网格划分,不仅可以提高后续对应点对的查询效率,还可以使对应点对分布均匀,防止 ICP 算法陷入局部最优解。

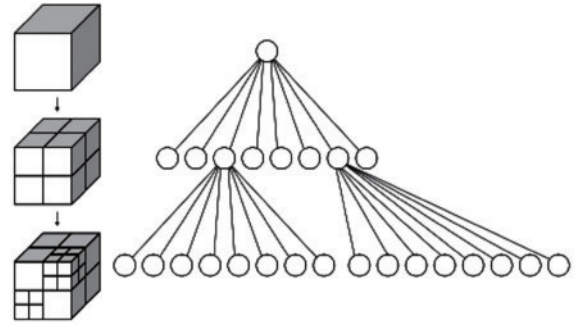


图 3 八叉树结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of octree structure

本研究采用 k-d tree 算法进行最近邻搜索来选取对应点并且提高对应点的查找速度,然后使用欧氏距离阈值法进行对应点的筛选,最后在每一个八叉树格网中选取一个欧氏距离最小的对应点作为最终的配准点对。关于 ICP 算法的改进可以提高对应点的准确度和 ICP 算法的运行速度。

在使用 k-d tree 寻找对应点的过程中不可避免地会出现错误的对应点对,使用欧氏距离阈值法可剔除错误点对,提高同名点对的正确率。将每次迭代后的均方根误差(R_{MSE})作为下一次迭代同名点对的欧氏距离阈值。

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|p_i - q_i\|^2}, \quad (4)$$

$$\|p_i - q_i\| \leq \delta, \quad (5)$$

式中: N 为对应点的点数; $p_i - q_i$ 为对应点对的欧氏距离; δ 为距离阈值。根据文献[16],取 δ 为 $3R_{\text{MSE}}$ 来剔除异常点对。

通过设置欧氏距离阈值可以剔除部分错误的对应

点对。为了防止在迭代过程中出现局部最优解,并且提高 ICP 算法的运行效率,使用八叉树格网结构在格网选取欧式距离最小的点组成对应点集,采用 SVD 法计算转换矩阵。假设源点云 P 经过粗配准后得到的点云为 P_0 ,整体改进 ICP 算法基本步骤如下:

- 1) 对源点云 P_0 建立基于八叉树的格网结构;
- 2) 在目标点云 Q 中使用 k-d tree 搜索源点云 P_0 中每个点的最近点;
- 3) 设置以欧式距离为标准的动态阈值消除错误的对应点对;
- 4) 在每个八叉树格网中选择距离最近的点对作为最终配准点对;
- 5) 采用 SVD 计算旋转矩阵 R 和平移矩阵 T ;
- 6) 使用旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 对 P_0 进行计算,并求得计算后 P_0 和 Q 均方根误差 R_{MSE} ;
- 7) 预先设定阈值 ϵ (通常取 10^{-6}) 和最大迭代次数

N_{MAX} ,若两次迭代的误差小于 ϵ 或者当前迭代次数大于 N_{MAX} ,则停止迭代计算,否则重复步骤 3)~7),直至满足收敛条件,计算最终的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 。

3 实验及分析

本实验使用的计算机搭载 Windows 10 操作系统, CPU 为 2.3 GHz Intel(R) Core(TM) i7-10875H, 内存为 16 GB, 开发环境使用 VS2015 配置 PCL 1.8.0 点云库。实验对象为面部模型、耳朵模型和佛头模型,应用由数码相机拍摄的照片在 Smart 3D 中处理得到的点云数据作为源点云、关节臂三维激光扫描仪获取的点云数据作为目标点云进行配准实验,面部模型源点云和目标点云个数为 10818 和 158344,耳朵模型源点云和目标点云个数为 20096 和 114603,佛头模型源点云和目标点云个数为 176315 和 1587694,可视化结果如图 4 所示。

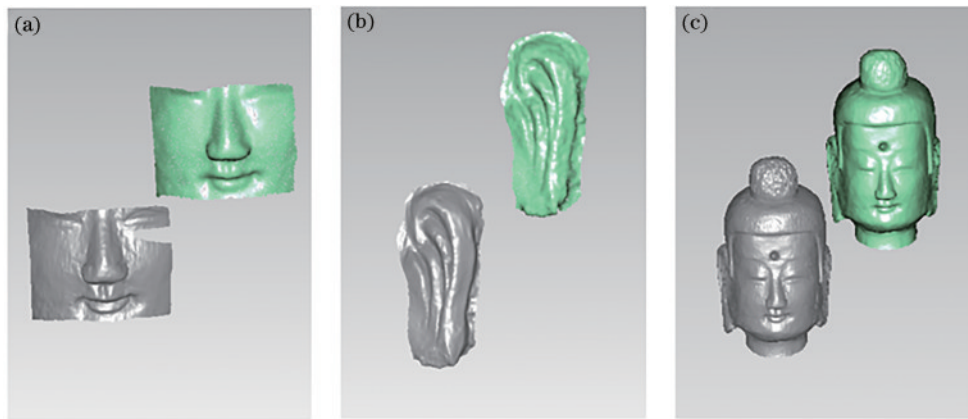


图 4 点云可视化。(a)面部点云;(b)耳朵点云;(c)佛头点云

Fig. 4 Point cloud visualization. (a) Face point cloud; (b) ear point cloud; (c) buddha head point cloud

3.1 粗配准实验

实验所采用的点云数据密度大、点数多,首先对源点云和目标点云进行体素下采样,取体素格网边长为 0.01 m。然后对实验数据进行粗配准,并且与其他粗配准算法结果进行对比,实验效果如图 5 所示。图 5(a)为降采样后的源点云与目标点云,图 5(b)为使用 4PCS 算法粗配准的结果,图 5(c)为使用 RANSAC 算法粗配准的结果,图 5(d)为所提算法粗配准结果。

表 1 为所提改进粗配准算法的结果,表 2 为不同粗配准算法配准结果的比较,并且由于 RANSAC 算法配准结果具有随机性,其配准误差取 10 次配准结果的平均值。

由图 5 和表 1 可知:在进行体素降采样后,点云仍然保留原始点云的轮廓特征,进行 FPFH 特征计算后,再利用 SAC-IA 算法计算旋转矩阵完成粗配准实验,最后的配准效果达到了预期要求,为后面的精配准提供了良好的初始位置。由表 2 可知:与 4PCS 算法和

表 1 模型点云粗配结果

Table 1 Rough matching result of model point cloud

Date	Point cloud	Number of point clouds	Number of down sampled point clouds	Registration time / s	Registration error / (10^{-3} m)
Face	Source point cloud	10818	934	22.01	3.53
	Target point cloud	158344	1009		
Ear	Source point cloud	20096	1135	24.24	2.29
	Target point cloud	114603	1160		
Head	Source point cloud	176315	2280	56.17	2.39
	Target point cloud	1587694	2456		

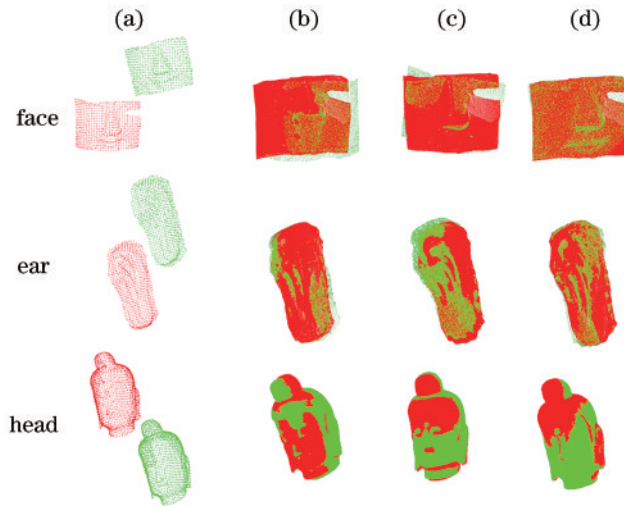


图 5 不同算法粗配准结果。(a)降采样后整体点云;(b)4PCS算法;(c)RANSAC算法;(d)所提算法

Fig. 5 Rough registration results of different algorithms. (a) Overall point cloud after down sampling; (b) 4PCS algorithm; (c) RANSAC algorithm; (d) proposed algorithm

RANSAC算法相比,所提改进算法的配准时间分别降低了至少 13% 和 28%;同时改进算法的配准精度提高了至少 23% 和 16%。在配准过程中,4PCS算法需要

多次设置调整参数,RANSAC算法由于每次都是随机采样,所以出来的结果是不一样的。综上所述,所提算法具有良好的配准精度和效率。

表 2 不同粗配准算法配准结果比较

Table 2 Comparison of registration results of different coarse registration algorithms

Method	Face		Ear		Head	
	Time /s	$R_{MSE} / (10^{-3} \text{ m})$	Time /s	$R_{MSE} / (10^{-3} \text{ m})$	Time /s	$R_{MSE} / (10^{-3} \text{ m})$
4PCS	25.18	4.34	30.29	2.91	65.38	3.34
RANSAC	41.54	4.11	59.73	2.66	78.75	2.78
Proposed method	22.01	3.53	24.24	2.29	56.17	2.39

3.2 精配准实验

精配准实验是在粗配准实验的结果上进行的,粗配准实验使两片点云有了良好的初始位置,然后使用改进 ICP 算法进行点云的精确配准,并且和经典 ICP 算法进行比较。

根据所提精配准算法流程,首先对源点云和目标点云建立八叉树格网结构,图 6 为格网边长和最终配准误差的迭代结果,从图 6 可以得出,当格网的边长设置为 0.0015 m 时,配准精度最高。根据得到的格网边长对原始点云数据建立八叉树格网结构,图 7 分别为源点云与目标点云的八叉树格网效果图。

接下来使用欧氏距离阈值剔除部分错误的对应点对,实验结果如图 8 所示。图 8(a)为使用 k-d tree 查询对应点对的结果,可以看出,在点云边界和点云中间有大量的错误对应点对;图 8(b)为使用欧氏距离阈值对错误对应点对剔除后的结果,可以看出,使用欧式距离阈值对错误的对应点对剔除效果显著,增加了参与配准点对的正确性;图 8(c)为去除错误对应点对个数随迭代次数变化图。即使用欧氏距离阈值可以迅速剔除大量边界错误点对和点云中间的部分错误点对,降低错误对应点对对配准结果的影响。

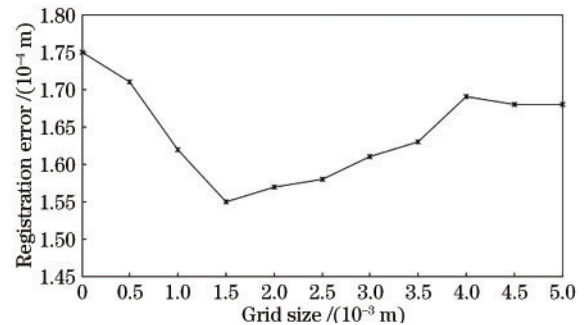


图 6 格网边长迭代估计

Fig. 6 Iterative estimation of grid size

为了再次提高对应点对的正确性并且加速算法迭代的速度,在每个格网中选择精度高的对应点对进行迭代计算,本实验选择了 3 种最终参与迭代计算的对应点对方法,分别为格网质心、距离格网质心最近的对应点对、格网中欧氏距离最小的对应点对,最终配准效果图如图 9 所示,表 3 为各种对应点对选择方法配准结果的比较。可以看出:选择格网质心出来的点云并不是原始点云中的点,增加了点云配准的误差,配准结果最差;距离格网质心最近的对应点对是原始点云中的点,但是其中存在部分精度不高的对应

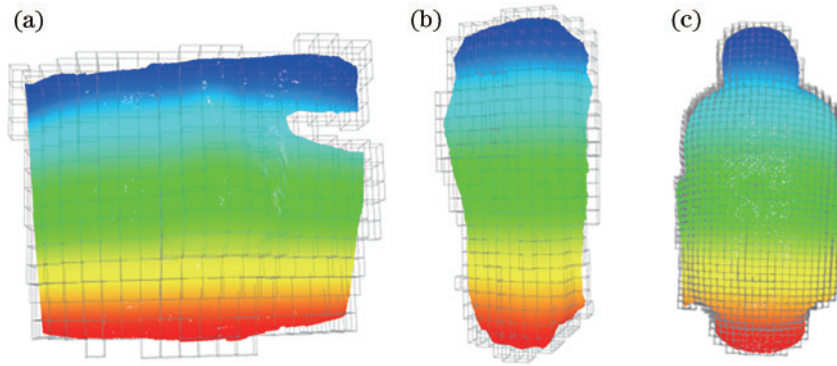


图 7 八叉树格网效果图。(a)面部点云;(b)耳朵点云;(c)佛头点云

Fig. 7 Octree grid rendering. (a) Face point cloud; (b) ear point cloud; (c) buddha head point cloud

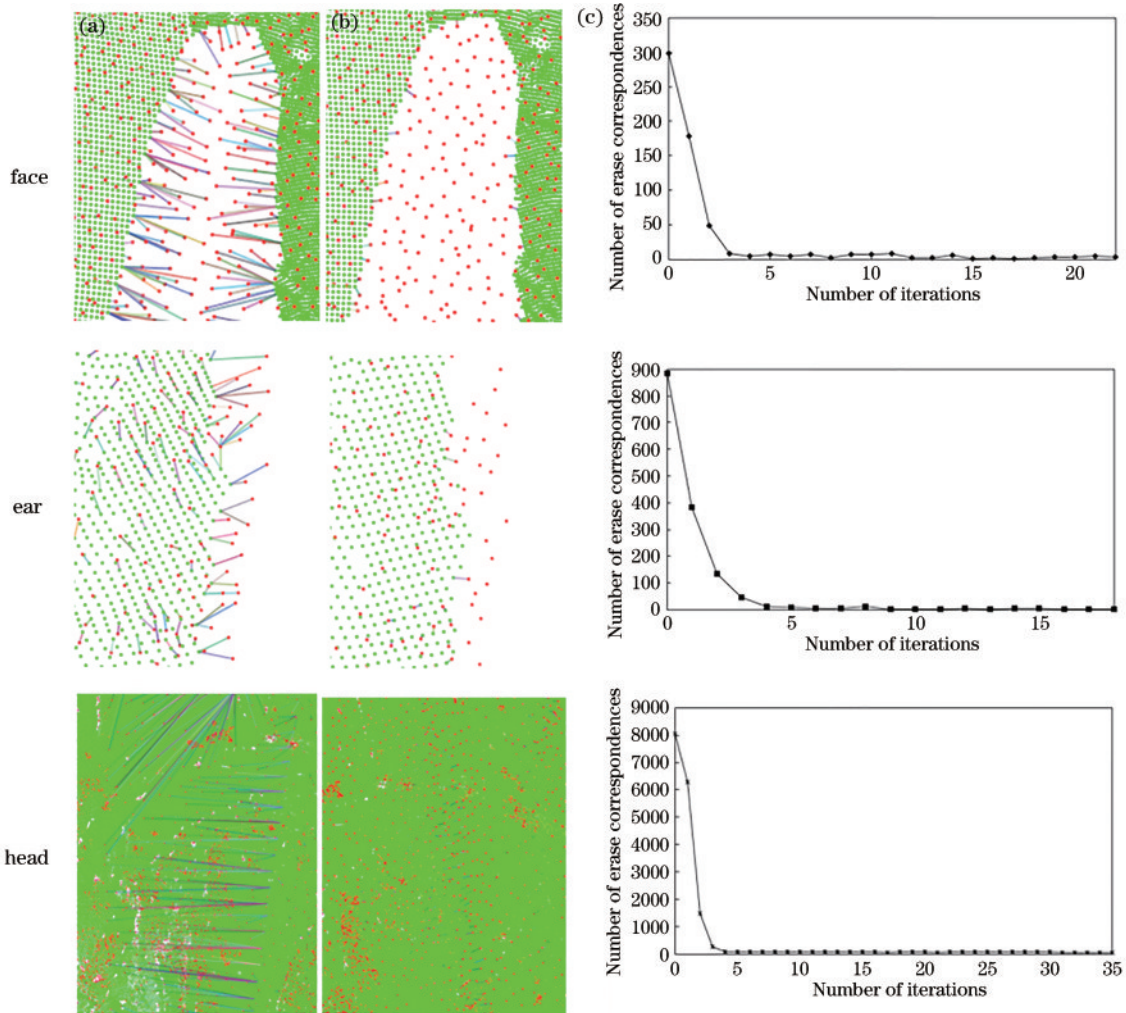


图 8 对应点匹配图。(a)误匹配剔除前;(b)误匹配剔除后;(c)去除错误对应点对个数随迭代次数变化情况

Fig. 8 Corresponding point matching diagrams. (a) Before removing false matching; (b) after removing false matching; (c) the number of point pairs corresponding to the removal of errors varying with the number of iterations

点对,也影响了点云配准的误差,虽然配准精度有所提高,但是结果仍然不够理想;格网中欧氏距离最小的对应点对不仅是原始点云中的点,并且避免了低精度对应点对对点云配准结果的影响,使用其作为最终参与迭代计算的点对配准效果最好,配准精度最高。

应用上述方法对经典ICP算法进行改进,并且进行配准精度和配准效率的比较。图10为两种算法最终配准结果,表4为两种算法配准结果比较。从表4可以看出:所提改进ICP算法与经典ICP算法相比,配准精度至少提高5倍,并且配准时间仅为经典ICP的1/3。

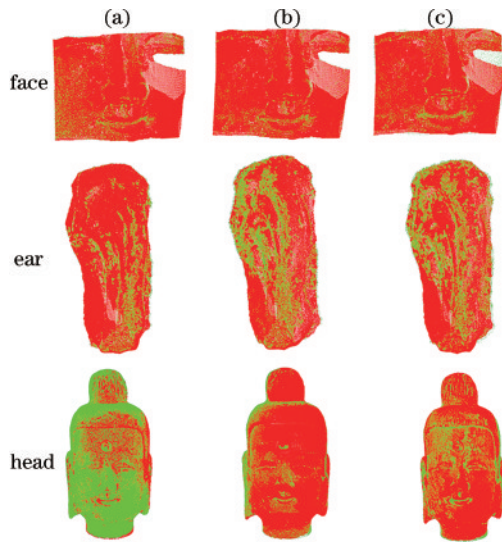


图 9 不同方法的配准结果。(a) 网格质心; (b) 距离网格质心最近的点; (c) 网格中欧氏距离最小的点
Fig. 9 Registration results of different methods. (a) Grid centroid; (b) nearest point of grid centroid; (c) point with the smallest Euclidean distance in the grid

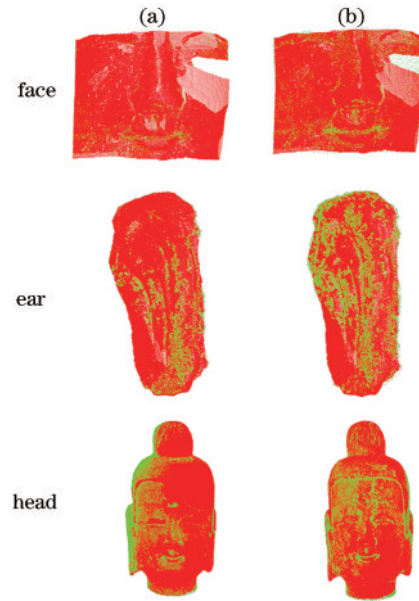


图 10 不同算法配准结果。(a) 经典 ICP 算法; (b) 所提算法
Fig. 10 Registration results of different algorithms. (a) ICP algorithm; (b) proposed algorithm

表 3 不同对应点对选择方法配准误差比较

Table 3 Comparison of registration errors of different corresponding point pair selection methods

unit: m

Data	Grid centroid	Nearest point of grid centroid	Point with the smallest Euclidean distance in the grid
Face	2.32×10^{-3}	1.01×10^{-3}	5.72×10^{-5}
Ear	3.97×10^{-3}	2.04×10^{-3}	1.59×10^{-4}
Head	4.36×10^{-3}	1.53×10^{-3}	1.55×10^{-4}

表 4 所提算法与经典算法配准性能比较

Table 4 Comparison of registration performance between proposed algorithm and classical algorithm

Algorithm	Face		Ear		Head	
	Time /s	R_{MSE} /m	Time /s	R_{MSE} /m	Time /s	R_{MSE} /m
ICP	106.44	4.09×10^{-4}	94.76	4.46×10^{-4}	1416.99	1.71×10^{-3}
Proposed algorithm	28.34	5.72×10^{-5}	30.42	1.59×10^{-4}	478.78	1.55×10^{-4}

4 结 论

以关节臂三维激光扫描点云与影像点云为研究对象,为了解决非同源点云数据的高精度自动配准问题,提出一种基于改进 SAC-IA 算法和八叉树网格的迭代改进 ICP 算法,实现了非同源点云数据高精度配准。实验结果表明:在不丧失整体轮廓特征的前提下,对两组点云数据进行基于网格的降采样,降低了特征描述计算的复杂程度,缩短了粗配准时间;另外使用欧氏距离阈值和网格进行对应点对的选取,最大限度地提高两种数据的配准精度,具有重要的现实意义。

参 考 文 献

[1] 闫利,任大伟,谢洪,等. 激光点云与密集匹配点云融合方法[J]. 中国激光, 2022, 49(9): 0910003.
Yan L, Ren D W, Xie H, et al. Fusion method of LiDAR point cloud and dense matching point cloud[J].

Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(9): 0910003.
[2] 徐光禹, 杜宁, 王莉, 等. 多源数据融合技术在古建筑三维重建中的应用[J]. 测绘通报, 2019(10): 77-82.
Xu G Y, Du N, Wang L, et al. Application of multi-source data fusion technology in the 3D reconstruction of old architectures[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(10): 77-82.
[3] 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.
Li J W, Zhan J W. Review on 3D point cloud registration method[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(2): 349-367.
[4] 谭舸, 花向红, 陶武勇, 等. 基于激光跟踪仪的多测站地面激光扫描点云配准方法[J]. 中国激光, 2021, 48(17): 1710002.
Tan G, Hua X H, Tao W Y, et al. Multiview terrestrial laser scanning point cloud registration method based on laser tracker[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(17): 1710002.

- [5] Halber M, Funkhouser T. Fine-to-coarse global registration of RGB-D scans[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 6660-6669.
- [6] Zou X Y, He H W, Wu Y M, et al. Automatic 3D point cloud registration algorithm based on triangle similarity ratio consistency[J]. IET Image Processing, 2020, 14(14): 3314-3323.
- [7] 李宇翔, 郭际明, 潘尚毅, 等. 一种基于 ISS-SHOT 特征的点云配准算法[J]. 测绘通报, 2020(4): 21-26.
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.
- [8] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [9] 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.
Wang B, Liu L, Hou Y Q, et al. Three-dimensional cardiac point cloud registration by improved iterative closest point method[J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 28(2): 474-484.
- [10] 钟莹, 张蒙. 基于改进 ICP 算法的点云自动配准技术[J]. 控制工程, 2014, 21(1): 37-40.
Zhong Y, Zhang M. Automatic registration technology of point cloud based on improved ICP algorithm[J]. Control Engineering of China, 2014, 21(1): 37-40.
- [11] 靳宇婷, 张益华, 崔海华, 等. 一种基于轮廓特征约束的飞机蒙皮配准方法[J]. 光学学报, 2021, 41(3): 0312001.
Jin Y T, Zhang Y H, Cui H H, et al. An aircraft skin registration method based on contour feature constraint [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(3): 0312001.
- [12] Aiger D, Mitra N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-10.
- [13] 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.
- [14] 汪千金, 崔海华, 张益华, 等. 面向光学测量跨源点云的多尺度采样配准方法[J]. 光学学报, 2022, 42(10): 1015002.
Wang Q J, Cui H H, Zhang Y H, et al. Multi-scale sampling registration method for optical measurement of cross-source point clouds[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(10): 1015002.
- [15] 张满囤, 燕明晓, 马英石, 等. 基于八叉树结构的三维体素模型检索[J]. 计算机学报, 2021, 44(2): 334-346.
Zhang M D, Yan M X, Ma Y S, et al. 3D voxel model retrieval based on octree structure[J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(2): 334-346.
- [16] 郭琰, 张会林, 王金伟, 等. 基于改进距离阈值约束的 ICP 三维配准方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2011, 6(6): 643-647.
Guo Y, Zhang H L, Wang J W, et al. An improved distance threshold constrained ICP algorithm for 3D registration[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2011, 6(6): 643-647.