

# 形貌约束的多视角点云分阶配准方法

林伟<sup>1</sup>, 孙殿柱<sup>1</sup>, 李延瑞<sup>2</sup>, 沈江华<sup>1</sup>

(1. 山东理工大学机械工程学院, 255049, 山东淄博; 2. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

**摘要:** 为提高大数据量多视角点云的配准效率, 提出一种基于多分辨率模型的多视角点云分阶配准方法。首先根据平坦形貌约束条件对点云进行递归分割, 提取所得割集的核心点作为特征点构造多分辨率模型, 然后采用迭代最近点算法基于该模型上层数据求解多视角点云的初始变换矩阵, 将其作用于模型后逐级求解下层数据的变换矩阵, 最终将复合变换矩阵同步作用于原多视角点云, 实现原多视角点云的精确配准。实验结果表明, 该分阶配准方法可有效缓解点云单一简化结果导致的配准精度与效率之间的矛盾, 在显著降低点云规模的前提下实现原始点云精确配准; 当点云规模达  $10^6$  级别时, 与加权尺度迭代最近点(WSICP)算法相比, 该方法的计算效率提高约 2.5 倍。

**关键词:** 平坦形貌; 递归分割; 形貌多分辨率模型; 分阶配准

**中图分类号:** TP391.7 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.7652/xjtuxb202006010 **文章编号:** 0253-987X(2020)06-0075-07



OSID 码

## A Hierarchical Registration Method of Multiview Point Clouds with Shape Constraints

LIN Wei<sup>1</sup>, SUN Dianzhu<sup>1</sup>, LI Yanrui<sup>2</sup>, SHEN Jianghua<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255049, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** A method for hierarchical registration of multiview point clouds based on multiresolution model is proposed to improve the registration efficiency of the multiview point clouds with large data volume. Firstly, the point clouds are recursively segmented according to the constraints of smoothness, and the core points of the subsets are extracted as feature points to construct a multiresolution model. Then, the iterative nearest point algorithm is used to solve the initial transformation matrix of multiview point clouds based on the upper data of the model, which is applied to the model to solve the transformation matrix of the lower data step by step. The complex transformation matrix is synchronously applied to the original multiview point clouds to achieve the accurate registration of the original multiview point clouds. Experimental results show that the hierarchical registration method effectively alleviates the contradiction between registration accuracy and efficiency caused by single simplification of point clouds, and achieves accurate registration of the original point clouds on the premise of significantly reducing the scale of the point clouds. When the scale of point clouds reaches million level, the efficiency of the proposed algorithm is about 2.5 times higher than that of the weighted scaled iterative closest point algorithm.

收稿日期: 2019-12-02。 作者简介: 林伟(1994—),男,硕士生;孙殿柱(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51575326)。

网络出版时间: 2020-03-10

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200310.0823.002.html>

**Keywords:** smooth shape; recursive segmentation; shape multiresolution model; hierarchical registration

在逆向工程领域,三维扫描设备中主流的光栅式投影设备和双目视觉测量设备在扫描过程中受到扫描视角的限制,通常难以一次性获得完整的数据模型,需变换视角多次扫描,然后采用点云配准<sup>[1]</sup>方法将多个不同视角的扫描数据即多视角点云统一到同一坐标系中。随着三维扫描设备精度的提高,单次扫描所获得点云的数据量急剧增多,相应的配准时间也随之延长。

现有的点云配准方法可以分为两类。第一类方法是利用转台或被测物体表面粘贴的易识别标志点进行定位,以确定多视角下被测物体的变换关系,该方法需要对扫描系统进行精确标定,配准精度严重依赖于辅助设备<sup>[2-3]</sup>。第二类方法是基于三维扫描数据自身特征进行配准,其中以 Besl 和 McKay 提出的迭代最近点(ICP)算法<sup>[4]</sup>应用最为广泛。ICP 算法以欧氏距离最小的点作为对应点对,通过最小化所有对应点对距离的平方和,计算点云之间的刚体变换矩阵,根据刚体变换矩阵变换浮动点云位置以完成点云配准。为提高 ICP 算法的收敛速度,Xu 等对待配准点云对应点对之间的欧氏距离进行加权处理以减少离群点和噪声点对变换矩阵求解过程的影响<sup>[5]</sup>。Bustos 等通过随机采样一致性(RANSAC)算法寻找对应点,并提出 GORE 算法<sup>[6]</sup>来剔除离群点和误匹配点,提高了对应点的匹配精度。Yu 等提出一种基于最大可行子系统框架的全局优化配准算法<sup>[7]</sup>,能够在所有对应关系中找到正确对应,并以全局最优的方式计算变换参数,可实现重叠区域较小的待配准点云的正确配准。王育坚等采用保局投影(LPP)的思想,通过  $k$  近邻准则构造点云的邻接图及其补图,对邻近点和非邻近点采取不同的处理方式特征提取,通过特征矩阵求得待配准点云的刚体变换矩阵,减少了噪声的影响<sup>[8]</sup>。孙殿柱等对采样点集的局部样本构建泊松曲面,以点-泊松曲面代替点-点作为匹配规则,提高了配准过程的稳定性<sup>[9]</sup>。

为实现大数据量点云的快速配准,本文提出一种形貌约束的多视角点云分阶配准方法,首先以一组递减的平坦形貌阈值约束点云递归分割过程,基于所得割集的核心点集为多视角点云构造简化程度逐级递减的形貌多分辨率模型,然后基于该模型的上层数据实现多视角点云的初始配准,采用 ICP 算

法逐级求解下层数据的变换矩阵并将其同步作用于原多视角点云,从而实现原多视角点云的精确配准。实验结果表明,本文算法能够在维持原有形貌的情况下不同程度地简化点云,缓解单一简化结果导致的配准精度及效率之间的矛盾,在显著降低点云规模的前提下实现原始点云精确配准,且分阶配准过程具有一定的全局优化效用,可有效避免局部最优。

## 1 平坦形貌约束的点云简化

设  $\{P_1, P_2, \dots, P_K\}$  为实物表面在  $K$  个视角下的采样点集,对其中任意两个视角相邻的点集  $P_i$  和  $P_j$  进行配准,不失一般性,可将  $P_i$  作为固定点云,  $P_j$  作为浮动点云。设  $P'_i$  和  $P'_j$  分别为  $P_i$  和  $P_j$  的形貌重合区域,则  $P_i$  和  $P_j$  的配准问题即可转化为  $P'_i$  和  $P'_j$  的确定以及在  $P'_i$  中为  $P'_j$  中的任意一点  $x_j$  搜索匹配点  $x_i$ 。无论是  $P'_i$  和  $P'_j$  还是二者所含采样点之间的匹配关系的确定,这两个过程的计算量皆与  $P_i$  和  $P_j$  的规模成正比。由于光栅式投影或双目视觉测量设备所获取的多视角采样数据的样点规模通常较大,且其中包含的多数采样点对于点云配准问题并非必要,只需对其进行简化,降低参与配准运算的样点数量,即可提高点云配准效率。

为保证点云配准精度,点云的简化结果需要尽量保持点云的原有形貌,亦即点云的简化过程须以可量化的点云形貌特征作为约束。可将点云划分为一组子集,使得其中任一子集皆对应于点云来源曲面上足够平坦的圆盘拓扑同胚区域,然后从每个子集内选出一个样点,所选样点构成的点集便可作为形貌约束的点云简化结果。

设  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ , 若  $C_i \subset P$  且  $C_i \cap C_j = \emptyset, i, j \in \{1, 2, \dots, n\}, i \neq j$ , 则称  $C$  为点云  $P$  的分割,  $C_i$  为割集。采用  $k$  均值聚类算法<sup>[10]</sup> 便可为  $P$  构造分割。

$C_i$  在  $P$  的来源曲面  $S$  上对应区域的平坦程度,即  $C_i$  的形貌平坦度,可基于  $C_i$  的主元分析<sup>[11-12]</sup> 结果进行量化。设  $C_i = \{x_i \mid i = 1, 2, \dots, n_i\}$ ,  $\bar{x} = \sum_{i=1}^{n_i} x_i$ , 则构造  $C_i$  的协方差矩阵为

$$c(C_i) = \frac{1}{n_i} \sum_{i=1}^{n_i} (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (1)$$

对  $c(C_i)$  进行特征值分解,可得

$$\mathbf{c}(C_i) = [\mathbf{v}_1 \quad \mathbf{v}_2 \quad \mathbf{v}_3] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} [\mathbf{v}_1 \quad \mathbf{v}_2 \quad \mathbf{v}_3]^T \quad (2)$$

由于  $\mathbf{c}(C_i)$  的最小特征值反映的是  $C_i$  的平面逼近结果法向方向上的数据相关性,因此可将其作为  $C_i$  在  $S$  上对应区域的平坦度量化结果。为了判定  $C_i$  的形貌是否平坦,设定阈值  $\epsilon$ ,若  $\mathbf{c}(C_i)$  的最小特征值小于  $\epsilon$ ,则认为  $C_i$  符合平坦形貌约束条件,否则不符合。 $\epsilon$  值需结合具体点云而定,一般设为  $\lambda_{\max}/10$ ,其中  $\lambda_{\max}$  为最大特征值。 $\epsilon$  的值越小,意味着约束条件越严格,符合条件的割集越接近于平坦。

基于上述的点云子集形貌平坦性判定方法,对点云  $P$  的  $k$  均值聚类结果  $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$  进行判定。若  $C_i$  符合平坦形貌约束条件,则可将其作为  $P$  的有效割集,否则采用  $k$  均值聚类算法对其进行再度分割。无效割集的再度分割过程如图1所示。平坦形貌约束的点云分割过程本质上是一个递归分割过程,其具体步骤如下:

(1) 以  $k$  聚类算法对  $P$  进行分割,获得  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ ;

(2) 对  $C$  中的任意割集  $C_i$  构造协方差矩阵  $\mathbf{c}(C_i)$  并进行特征值分解,获得最小特征值  $\epsilon_i$ ,若  $\epsilon_i \leq \epsilon$ ,则将分割结果存于  $C'$ ,并将  $C_i$  于  $C$  中删除,否则以分割结果在  $C$  中替代  $C_i$ ;

(3) 重复步骤2直到  $C$  为空集为止。

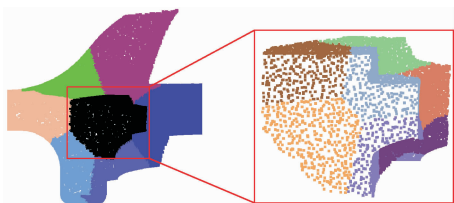


图1 无效割集的再度分割过程

该过程最终所得割集即为符合平坦形貌约束条件的点云分割结果,对于其中任意割集,取其核心点(割集内距割集中心最近的样点)构成点集  $P'$ ,  $P'$  即为  $P$  的平坦形貌约束简化结果,如图2所示,其中  $P$  和  $P'$  的规模即为全部样点数,点数用  $N$  表示。

在上述过程中,采用  $k$  均值聚类算法对  $P$  进行分割,  $k$  值在理论上可取  $[2, \sqrt{|P|}]$  区间内的任何一个整数,  $|P|$  为  $P$  包含的样点总数。由于对点云分割的目的在于数据简化,  $k=2$  能够起到最大幅度的简化效果,因此本文仅使用  $k=2$  均值聚类算法对  $P$  进行分割。

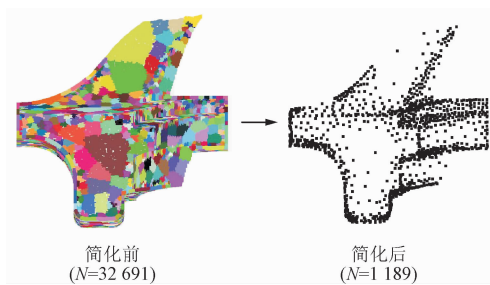


图2 点云简化结果

## 2 点云形貌多分辨率模型

若采用  $k=2$  均值聚类算法分割点云,分割结果的精细程度由平坦形貌阈值  $\epsilon$  决定。设根据一组平坦形貌阈值  $\{\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_m\}$  ( $\epsilon_1 > \epsilon_2 > \dots > \epsilon_m$ ) 对点云  $P$  进行简化,且每个阈值  $\epsilon_i$  约束的点云分割过程皆以  $\epsilon_{i-1}$  约束的点云分割作为输入数据,  $i = \{2, 3, \dots, m\}$ ,从而可为  $P$  构造一组分割序列  $Q = \{Q_1, Q_2, \dots, Q_m\}$ 。 $\{\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_m\}$  中的阈值递减排列,决定了  $Q$  中各个分割的规模必定为非减序排列,亦即分割的排列顺序为由粗到精,因此将  $Q$  称为  $P$  的多分辨率分割。

为了节省存储空间,在对无效割集进行再度递归分割后,结果如图3所示,仅保留该分割对应的点云简化结果,并将新产生的分割作为点云简化结果的子域。

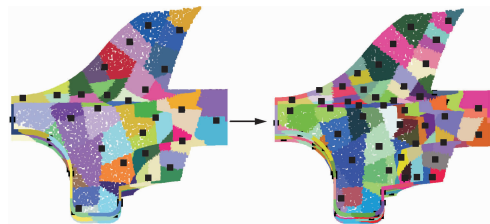


图3 递归分割结果

基于平坦形貌阈值  $\epsilon_i$ ,以  $P$  的分割  $Q_i$  作为  $P$  的多分辨率分割过程的输入数据构造  $Q_{i+1}$ ,  $i \in \{1, 2, \dots, m-1\}$ ,具体步骤如下:

(1) 由  $Q_i$  中各个割集的核心点构造点集  $Q'_i$ ;

(2)  $j \leftarrow 1$ ;

(3) 以  $Q_{ij}$  的核心点  $\mathbf{x}_{ij}$  在  $\{Q_1, \dots, Q_i\}$  中代替  $Q_i$  并对  $\mathbf{c}(Q_{ij})$  进行特征值分解,获得最小特征  $\epsilon_{ij}$ ,若  $\epsilon_{ij} \leq \epsilon_i$ ,则将  $Q_{ij}$  作为  $\mathbf{x}_{ij}$  的子域,否则基于递归分割过程对  $Q_{ij}$  进行分割,将所得结果作为  $\mathbf{x}_{ij}$  的子域;

(4)  $j \leftarrow j+1$ ;

(5) 重复步骤3到步骤4,直至  $j = |Q_i|$ ,其中  $|Q_i|$  为  $Q_i$  的割集数目。

通过上述过程,最终可构造一种树状结构,称为  $P$  的形貌多分辨率模型,  $P$  中所有样点分布于树的叶层结点,而树的各层中间结点则存储  $P$  的不同程度的简化结果,且简化程度自根结点向下依序递减。点云形貌多分辨率模型能以最小的存储空间容纳点云不同程度的简化结果,特定层次的简化结果可基于树的层序遍历算法获得。

### 3 多视角点云分阶配准

对于参与配准的多视角点云  $\{P_1, P_2, \dots, P_K\}$  中任意相邻视角的点云  $P_a$  和  $P_b$ ,若基于其平坦形貌约束的简化结果  $P'_a$  和  $P'_b$  对其进行配准,显然配准精度取决于  $P'_a$  和  $P'_b$  的简化程度。若  $P'_a$  和  $P'_b$  过度简化,则  $P_a$  和  $P_b$  的配准精度必定偏低,若  $P'_a$  和  $P'_b$  的简化程度不足,则  $P_a$  和  $P_b$  配准过程的计算效率必定偏低。因此,对于大数据量点云配准过程中配准精度和配准效率之间的矛盾,仅基于点云单一的简化数据难以调和。

若基于同一组平坦形貌阈值  $\{\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_m\}$ ,分别为  $P_a$  和  $P_b$  构造形貌多分辨率模型  $Q^a = \{Q_1^a, Q_2^a, \dots, Q_m^a\}$  和  $Q^b = \{Q_1^b, Q_2^b, \dots, Q_m^b\}$ ,以两组不同程度的点云简化结果参与配准运算,即实现  $Q_i^a$  与  $Q_j^b$  的配准,  $i = \{1, 2, \dots, m\}$ ,称该过程为  $P_a$  和  $P_b$  的分阶配准。

基于 ICP 算法求解  $Q_1^a$  与  $Q_1^b$  之间的变换矩阵为  $T_1$ ,记为

$$Q_1^a \rightarrow T_1 Q_1^b \quad (3)$$

将  $T_1$  作用于  $Q^b$  后得  $\{T_1 Q_1^b, T_1 Q_2^b, \dots, T_1 Q_m^b\}$ ,进行下一阶配准,获得  $Q^a$  与  $TQ_2^b$  变换矩阵  $T_2$ ,有

$$Q_2^a \rightarrow T_2 T_1 Q_2^b \quad (4)$$

将  $T_2$  再次作用于  $\{T_1 Q_1^b, T_1 Q_2^b, \dots, T_1 Q_m^b\}$ ,以此类推

$$Q_m^a \rightarrow T_m T_{m-1} \dots T_1 Q_m^b \quad (5)$$

即

$$Q_m^a \rightarrow M Q_m^b, M = T_m T_{m-1} \dots T_1 \quad (6)$$

由于  $Q_m^a, Q_m^b$  分别为  $P_a, P_b$  的简化结果,因此  $P_a \rightarrow MP_b$ ,即  $M$  为  $P_a$  与  $P_b$  之间的复合变换矩阵,将所得的  $M$  作用于点云  $P_b$  便可将  $P_b$  变换到  $P_a$  所属的坐标空间,完成配准过程。求解  $M$  的过程如下:

(1)  $M \leftarrow I, i \leftarrow 1$ ;

(2) 以 ICP 算法求解将  $Q_i^b$  匹配至  $Q_i^a$  的变换矩阵  $T_i$  并将其作用于  $Q^b, M = MT_i$ ;

(3)  $i \leftarrow i + 1$ ;

(4) 重复步骤 2~步骤 3 直至  $i = m$ ,获得复合变换矩阵  $M = T_m T_{m-1} \dots T_1$ 。

在上述步骤中,以 ICP 算法求解变换矩阵  $T_i$  的过程需要获取  $Q_i^b$  和  $Q_i^a$  的重叠区域  $O_i$ 。在不为参与配准运算的数据构造空间索引(例如空间八叉树<sup>[13-14]</sup>、R 树<sup>[15-16]</sup>等)的前提下,当  $i > 1$  时,可基于  $Q_{i-1}^b$  和  $Q_{i-1}^a$  的重叠区域  $O_{i-1}$  提高  $O_i$  的获取效率,因为  $O_{i-1}$  中的样点,可在形貌多分辨率模型  $Q^a$  和  $Q^b$  中快速检索到它们对应的子域集合,而  $O_i$  必定是这个子域集合包含的所有样点的子集。图 4 为排除无关样点后的结果,可见基于  $Q_i^a$  和  $Q_i^b$  重叠区域  $O_i$  中样点对应的子域,可以大幅排除无关样点参与点云重叠区域的搜索运算。

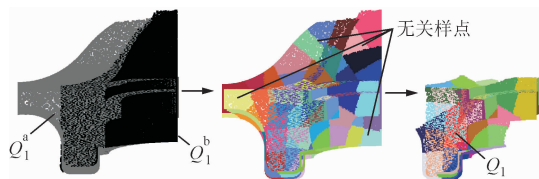


图4 排除无关样点结果

### 4 实验与分析

为验证本文算法的性能,以下实验所用的测试程序均采用 C++ 语言编写,在 GNU/Linux 环境中运行,计算机硬件配置为 Intel Xeon CPU 2.5 GHz,内存 4 GB,所采用的多视角点云数据的形貌与规模如图 5 所示。

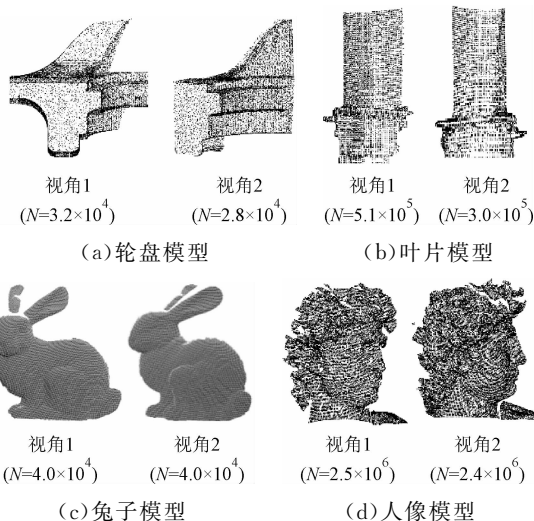


图5 实验数据模型

实验分别采用均匀简化算法<sup>[17]</sup>、曲率简化算法<sup>[18-19]</sup>以及本文提出的平坦形貌约束的点云简化算法,在简化率相当的前提下对上述点云(视角1)予以简化,简化结果如图 6 所示,算法执行时间见表 1。

由实验结果可知:算法的简化结果在保形性方面优于前两者;在简化效率上,本文算法与均匀简化

算法相近,优于曲率简化算法。

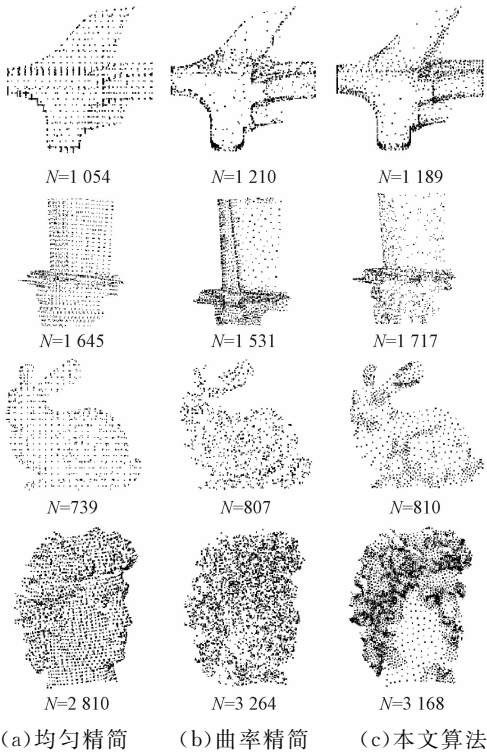


图 6 3 种算法的简化结果及样点规模

表 1 3 种点云简化算法的运行时间比较

| 简化算法 | 运行时间/s |        |        |         |
|------|--------|--------|--------|---------|
|      | 轮盘     | 叶片     | 兔子     | 人像      |
| 均匀精简 | 8.431  | 25.953 | 9.334  | 103.726 |
| 曲率精简 | 10.359 | 33.412 | 12.186 | 152.439 |
| 本文算法 | 5.328  | 28.213 | 8.862  | 97.542  |

以轮盘的视角 1 点云为例,基于平坦形貌约束的简化算法为其构造 5 层形貌,结果如图 7 所示。随着平坦形貌阈值逐层减小,点云的分割粒度逐层缩小,并且规模小的子域在尖角和棱边区域集中分布,因此底层形貌较上层形貌更能反映点云特征。



(a)第 1 层 (b)第 2 层 (c)第 3 层 (d)第 4 层 (e)第 5 层  
图 7 5 层形貌构造结果

表 2 统计了图 5 所示点云(视角 1)构造每层形貌所用时间及总时间,由于底层形貌结构是基于上层形貌结构的进一步分割,后者中通常有较多子域

因满足平坦形貌阈值的约束而不参与分割,因此各层形貌结构的构建效率较为接近。多层形貌结构的构建总时间为:轮盘 5.328 s、叶片 28.213 s、兔子 8.862 s、人像 97.542 s。可以看出,构建多层形貌结构不会对大规模多视点云配准过程造成太大的效率损失。

表 2 5 层形貌构造时间

| 层数 | 构造时间/s |       |       |        |
|----|--------|-------|-------|--------|
|    | 轮盘     | 叶片    | 兔子    | 人像     |
| 1  | 0.271  | 4.493 | 0.218 | 14.813 |
| 2  | 0.153  | 2.282 | 0.158 | 13.526 |
| 3  | 0.189  | 2.976 | 0.239 | 19.381 |
| 4  | 0.157  | 4.175 | 0.260 | 12.964 |
| 5  | 0.158  | 1.027 | 0.243 | 18.089 |

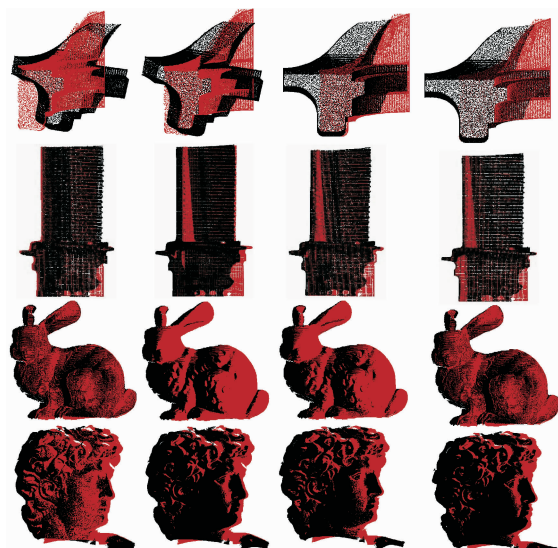
为验证点云多层形貌结构在多视角点云配准过程中的效用,采用 ICP 算法对图 5 所示的点云原始数据进行配准,并分别采用 ICP 算法、WSICP 算法<sup>[5]</sup>以及本文算法对多分辨率模型中的最底层简化点云进行配准。图 8 为 3 种算法的配准结果,值得注意的是,对于轮盘点云,ICP 算法会陷入局部最优解<sup>[20]</sup>,导致配准过程过早收敛。表 3 统计了配准结果的均方误差(MSE)以比较 3 种算法对多视角点云的配准精度,其中以 ICP 算法对原始点云的配准精度最高,当以简化点云作为实验数据时,本文算法的配准精度最高。表 4 和图 9 分别统计了 3 种算法配准过程的迭代次数与配准过程所用的时间,表明本文算法构造的多层形貌结构能够有效缩减配准过

表 3 4 种点云配准算法的均方误差比较

| 算法       | 均方误差/mm |          |                     |       |
|----------|---------|----------|---------------------|-------|
|          | 轮盘      | 叶片       | 兔子                  | 人像    |
| 原始点云 ICP | 0.540   | 901.691  | $8.51\times10^{-6}$ | 0.391 |
| 简化点云 ICP | 0.496   | 1 104.06 | $5.58\times10^{-5}$ | 0.825 |
| WSICP    | 0.082   | 1 030.52 | $3.21\times10^{-5}$ | 0.635 |
| 本文算法     | 0.077   | 1 005.68 | $3.15\times10^{-5}$ | 0.473 |

表 4 4 种点云配准算法的迭代次数比较

| 算法       | 迭代次数 |     |    |     |
|----------|------|-----|----|-----|
|          | 轮盘   | 叶片  | 兔子 | 人像  |
| 原始点云 ICP | 83   | 215 | 82 | 463 |
| 简化点云 ICP | 64   | 196 | 75 | 351 |
| WSICP    | 40   | 176 | 51 | 252 |
| 本文算法     | 15   | 47  | 18 | 86  |



(a)原始点云 ICP (b)简化点云 ICP (b)WSICP 算法 (c)本文算法

图8 配准效果图

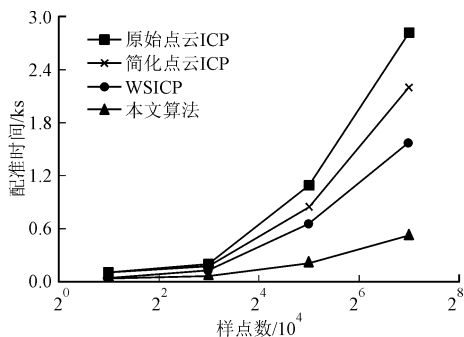


图9 配准时间随样点规模变化趋势

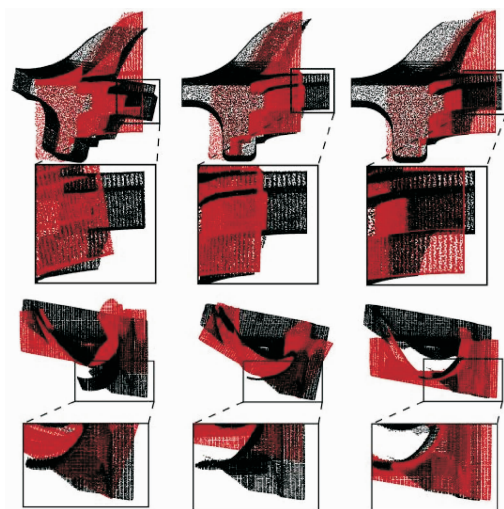
程的迭代次数,使得配准效率较 WSICP 算法提升了约 2.5 倍。

上述实验中,轮盘数据的配准结果反映了本文算法对配准过程具有一定的全局优化作用,能够避免迭代过程陷入局部最优解而过早收敛,并且每份多视角点云的配准精度皆随形貌结构的层次的递增而提升。最终配准误差为:轮盘 0.077 mm,叶片 1 005 mm,兔子  $3.2 \times 10^{-5}$  mm,人像 0.473 mm。

为了进一步验证本文算法对配准过程的全局优化效用,对轮盘点云以及叶片点云的重叠域予以一定程度的缩减。3 种算法的配准结果及局部放大图如图 10 所示,其中第 3 排为叶片点云配准结果俯视图,可见 ICP 算法和 WSICP 算法的配准结果皆存在明显错误,而本文算法的配准结果的误差依然与上述实验结果相近。

## 5 结 论

为提高大数据量多视角点云的配准效率与精



(a)ICP 算法 (b)WSICP 算法 (c)本文算法

图10 配准结果

度,本文基于平坦形貌约束条件提出一种多视角点云分阶配准算法,实验结果表明:

(1)通过对点云进行快速递归分割,由所得割集的核心点构造点云的简化结果,可在降低参与配准运算的多视角点云数据规模的前提下保持点云形貌;

(2)为多视角点云构建形貌多分辨率模型,将点云不同程度的保形简化结果以及点云数据本身以相互联系的形式统一于树状结构,可有效缓解点云单一的简化结果所导致的多视角点云配准精度和配准效率之间的矛盾;

(3)在配准过程中,多视角点云的形貌多分辨率模型可保证在显著降低点云规模的前提下实现原始点云精确配准,且分阶配准过程具有一定的全局优化作用。

## 参考文献:

- [1] AL-MANASIR K, FRASER C S, COMMISSION V W. Automatic registration of terrestrial laser scanner data via imagery [C] // 2006 ISPRS Commission V Symposium on Image Engineering and Visicon Metrology. Vienna, Austria: ISPRS, 2006: 26-31.
- [2] 龙玺, 钟约先, 李仁举, 等. 结构光三维扫描测量的三维拼接技术 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2002, 42(4): 477-480.
- LONG Xi, ZHONG Yuexian, LI Renju, et al. 3-D surface integration in structured light 3-D scanning [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2002, 42(4): 477-480.
- [3] 罗先波, 钟约先, 李仁举. 三维扫描系统中的数据配准技术 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2004, 44

- (8): 1104-1106.
- LUO Xianbo, ZHONG Yuexian, LI Renju. Data registration in 3-D scanning systems [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2004, 44(8): 1104-1106.
- [4] BESL P J. A method for registration 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 193-200.
- [5] XU Y X, DU C, LI J, et al. WSICP: weighted scaled iterative closest point algorithm for point set registration [J]. ACM International Conference Proceeding Series, 2019, 19(6): 34-38.
- [6] PARRA B Á, CHIN T J. Guaranteed outlier removal for point cloud registration with correspondences [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 20(40): 2868-2882.
- [7] YU Chanki, JU D Y. A maximum feasible subsystem for globally optimal 3D point cloud registration [J]. Sensors (Switzerland), 2018, 18(2): 544-563.
- [8] 王育坚, 吴明明, 高倩. 基于保局 PCA 的三维点云配准算法 [J]. 光学技术, 2018, 44(5): 562-568.
- WANG Yujian, WU Mingming, GAO Qian. 3D point cloud registration algorithm based on locality preserving PCA [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 44(5): 562-568.
- [9] 孙殿柱, 郭洪帅, 李延瑞, 等. 基于局部泊松曲面重建的点云刚性配准方法 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(15): 141-149.
- SUN Dianzhu, GUO Hongshuai, LI Yanrui, et al. A method of rigid registration based on Poisson reconstruction of local sample points [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(15): 141-149.
- [10] ADIL M, BAGIROV J U, DEAN W. Fast modified global k-means algorithm for incremental cluster construction [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(4): 866-876.
- [11] TIPPING M E, BISHOP C M. Probabilistic principal component analysis [J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B Statistical Methodology, 1999, 61(3): 611-622.
- [12] HUIZINGA W, POOT D H J, GUYADER J M, et al. PCA-based groupwise image registration for quantitative MRI [J]. Medical Image Analysis, 2016, 29: 65-78.
- [13] ELSEBERG J, BORRMANN D, NUCHTER A. One billion points in the cloud: an octree for efficient processing of 3D laser scans [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 76(1): 76-88.
- [14] GAO X F, SHEN H X, DANIELE P. Feature preserving octree-based hexahedral meshing [J]. Computer Graphics Forum, 2019, 38(5): 135-149.
- [15] 孙殿柱, 王超, 刘华东, 等. 基于三角 Bézier 曲面平刀环切粗加工刀轨生成算法 [J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(10): 2191-2195.
- SUN Dianzhu, WANG Chao, LIU Huadong, et al. Generating algorithm of contour-parallel rough tool-path for triangular Bézier surface [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(10): 2191-2195.
- [16] ESAM A N, AZZAM S, MOHAMMAD A. SOLD: a node-splitting algorithm for R-tree based on objects' locations distribution [J]. Journal of Information Science, 2019, 45(2): 169-195.
- [17] 李仁忠, 杨曼, 刘阳阳. 一种散乱点云的均匀精简算法 [J]. 光学学报, 2017(7): 97-105.
- LI Renzhong, YANG Man, LIU Yangyang. An uniform simplification algorithm for scattered point cloud [J]. Acta Optica Sinica, 2017(7): 97-105.
- [18] 梁增凯, 孙殿柱, 薄志成, 等. 样点邻域同构曲面约束的散乱点云曲率估计 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(12): 50-56.
- LIANG Zengkai, SUN Dianzhu, BO Zhicheng, et al. Curvature estimation for unorganized point cloud based on local isomorphic surface [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(12): 50-56.
- [19] 周煜, 张万兵, 杜发荣, 等. 散乱点云数据的曲率精简算法 [J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(7): 785-789.
- ZHOU Yu, ZHANG Wanbing, DU Farong, et al. Algorithm for reduction of scattered point cloud data based on curvature [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2010, 30(7): 785-789.
- [20] DONOSO F A, AUSTIN K J, MCAREE P R. Three new iterative closest point variant-methods that improve scan matching for surface mining terrain [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 95: 117-128.

(编辑 刘杨)