

# 基于分层优化策略的颅骨点云配准算法

杨稳, 周明全\*, 张向葵, 耿国华, 刘晓宁, 刘阳洋

西北大学信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127

**摘要** 颅骨配准是颅面复原过程中的重要步骤之一, 颅骨配准的精度直接影响着颅面复原结果的好坏。为了提高颅骨点云模型的配准精度和收敛速度, 提出一种基于分层优化策略的颅骨点云配准算法, 将配准过程分为粗配准和细配准两个过程, 分别采用不同的优化策略进行优化。首先基于点的邻域提取几何特征, 从而得到由平均曲率、高斯曲率、法向量夹角和主曲率构成的特征向量; 进一步通过距离函数计算特征相似性来建立匹配点对, 并采用  $k$ -means 算法剔除误匹配点对; 然后使用四元数法计算颅骨点云间的刚体变换关系, 实现颅骨粗配准; 最后通过引入  $k$ -维 ( $k$ -d) 树和加入几何特征约束对迭代最近点 (ICP) 算法进行改进, 使用改进的 ICP 算法实现颅骨的精确配准。实验结果表明: 粗配准过程采用  $k$ -means 算法剔除误匹配点对的优化策略和细配准过程加入  $k$ -d 树与几何特征约束的优化策略都是有效的。与 ICP 算法相比, 本文算法的匹配率和配准精度分别提高了约 17% 和 51%, 算法耗时减少了约 31%。与其他经典配准算法和改进的 ICP 算法相比, 本文算法的配准效率是最优的。为了验证本文算法的普适性, 还采用兵马俑碎片数据进行验证, 本文算法也取得了较好的效果和最优的性能。因此, 本文算法是一种有效的颅骨点云配准方法。

**关键词** 机器视觉; 颅骨配准; 几何特征约束;  $k$ -means 算法;  $k$ -维树; 迭代最近点算法

中图分类号 TP29

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.0615001

## Skull Point Cloud Registration Algorithm Based on Hierarchical Optimization Strategy

Yang Wen, Zhou Mingquan\*, Zhang Xiangkui,  
Geng Guohua, Liu Xiaoning, Liu Yangyang

College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710127, China

**Abstract** Skull registration is one of the important steps in the process of craniofacial restoration. The accuracy of skull registration directly affects the outcome of craniofacial restoration. In order to improve the registration accuracy and convergence speed of skull point cloud model, a registration algorithm based on the hierarchical optimization strategy is proposed. The registration process is divided into two processes, coarse registration and fine registration. The different optimization strategies are used for optimization. Firstly, the geometric features are extracted based on the neighborhood of points, and then the eigenvectors consisting of mean curvature, Gauss curvature, normal vector angle, and principal curvature are obtained. Further, the feature similarity is calculated by distance function to establish matching point pairs, and  $k$ -means algorithm is used to eliminate the mismatching point pairs. Then the quaternion method is used to calculate the rigid body transformation relationship between the skull point clouds to achieve skull coarse registration. Finally, the improved iterative closest point (ICP) algorithm is improved by the introducing  $k$ -d tree and geometric feature constraints. The improved ICP algorithm is used to achieve accurate skull registration. The experimental results show that it is effective to use the  $k$ -means algorithm to eliminate the mismatched point pair optimization strategy. It is also effective to add the  $k$ -d tree and geometric feature constraint optimization strategy to the fine registration process. Compared with ICP algorithm, the matching rate and registration accuracy of this algorithm are improved by 17% and 51%, respectively, and the time-consuming is reduced by 31%. Compared with other classical registration algorithms and improved ICP algorithm,

收稿日期: 2019-10-20; 修回日期: 2019-10-24; 录用日期: 2019-12-02

基金项目: 国家自然科学基金(61673319, 61731015, 61902317, 61802311)、国家重点研发项目(2017YFB1402103)、陕西省产业创新链项目(2016TZC-G-3-5)、陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2018JM6061, 2019JQ-166)、陕西省重点研发计划一般项目(2019SF-272)、陕西省教育厅自然科学基金专项(18JK0795, 19JK0842)

\* E-mail: nwuzmq@163.com

the efficiency of the proposed algorithm is the best. In order to verify the universality of the algorithm, the terracotta warriors fragment data is also used to verify, and the proposed algorithm achieves good results and optimal performance. Therefore, the proposed algorithm is an effective point cloud registration method.

**Key words** machine vision; skull registration; geometric feature constraints;  $k$ -means algorithm;  $k$ -dimensional tree; iterative closest point algorithm

**OCIS codes** 150.0155; 150.1135

## 1 引 言

点云配准是计算机视觉中一个至关重要的研究课题,被广泛应用于颅面复原、三维重建、文物复原、目标识别、场景理解和虚拟现实等领域<sup>[1-6]</sup>。颅骨配准是点云配准中一个非常重要的应用领域,在颅骨面貌复原、颅骨生物特征识别、残缺颅骨修复和相似颅骨检索等应用中具有重要意义。

点云配准通常分为粗配准和细配准两个过程。粗配准过程就是使两个位于不同坐标系中的三维点云的相同部位能够大致的匹配和重合。细配准过程应用最广泛的是迭代最近点(ICP)算法及其改进算法<sup>[7-11]</sup>。ICP算法简单、易于实现,但是对数据集的要求高,如果不满足数据要求条件,会产生错误的匹配。因此,国内外学者针对ICP算法进行了许多改进措施。Xie等<sup>[12]</sup>提出一种点对面迭代最近点(FICP)算法,有效剔除了异常点,提高了算法的稳健性。Mavridis等<sup>[13]</sup>提出基于混合优化的稀疏ICP算法,使得点云配准的精度和速度都得到提升。Attia等<sup>[14]</sup>提出一种基于迭代最近点和点云投影的(ICP-CP)算法,实验结果表明,在大多数情况下该方法不仅提高了准确性还缩短了算法运行时间。至今很多研究者仍然采用ICP算法,并根据具体应用领域进行优化。

目前,点云配准方法中应用最多的是基于特征的配准方法,其主要思想是搜索有效的匹配特征点,不需要穷举所有点以找到对应关系。基于特征的配准方法主要分为基于局部特征的配准方法<sup>[15-16]</sup>和基于全局特征的配准方法<sup>[17]</sup>。从特征实现方式来说,现有基于特征的配准方法主要分为两类:1)通过人工标定得到的特征;2)通过自动提取几何基元得到的特征。Cheng等<sup>[18]</sup>提出了一种手动标记特征的方法,基于此特征进行配准,实验结果证明了这些特征的可靠性。然而这种方式不仅成本高,而且费时费力。Jiang等<sup>[19]</sup>提出了一种基于角度特征的配准算法,使用任意点与其邻域之间的角度作为几何特征信息,这种方法在估计法向量时易受到噪声的影响。Daniels等<sup>[20]</sup>提出在两个点云的匹配点对之间

加上距离约束,但是这种约束在删除误匹配点时,会受到阈值的影响。Liao等<sup>[21]</sup>和Mian等<sup>[22]</sup>提出了基于局部特征的配准方法。粗配准过程主要使用基于几何特征的配准方法,其过程为计算两个点集的几何特征,建立对应的特征点对并删除误匹配点对,基于特征点对计算刚体变换矩阵,实现粗配准过程。

目前,颅骨点云配准也多是基于特征的配准方法,颅骨配准结果受到特征选取的影响<sup>[23-24]</sup>。特征又分为全局特征和局部特征,颅骨全局特征主要用来表示颅骨的整体特性,而颅骨局部特征通常指轮廓线特征、法向和曲率特征、角度特征等局部区域特征。与全局特征相比,局部特征具有更强的抗噪性<sup>[19,25-27]</sup>。由于三维颅骨模型较为复杂,通常含有大量的噪声和外点,而且受采集设备及颅骨初始姿态不统一的影响,颅骨模型在位置、姿态和分辨率上存在较大差异。因此,颅骨模型大多采用局部特征进行描述。基于特征的配准算法可以将两个颅骨基本对齐,为细配准过程提供良好的初始位置和数据基础。目前,颅骨的细配准过程使用最多的方法还是ICP算法及其改进算法<sup>[28-31]</sup>。朱丽品等<sup>[28]</sup>采用加入迭代因子的方法对ICP算法进行改进实现对颅骨进行精细配准,该方法提高了颅骨配准的精度和效率,整个过程不需要人工干预。史重阳等<sup>[29]</sup>通过在ICP算法中设置动态估计剔除误匹配点对,提高了配准精度。赵夫群等<sup>[30]</sup>在ICP算法的基础上,引入高斯概率模型和动态迭代系数进行改进,提高了配准精度,加快了收敛速度。Martin等<sup>[31]</sup>使用基于三维(3D)尺度不变特征,然后结合ICP算法实现颅骨配准,与经典ICP算法和加入 $k$ 维( $k$ -d)树的ICP算法相比,稳健性较好,但是算法比较耗时。以上针对ICP算法的改进用于颅骨点云配准时,虽然精度和收敛速度都有一定的提高,但是随着数据采集技术的发展,数据量越来越多,对配准效率和配准精度的要求也越来越高,因此很有必要进一步提高颅骨点云配准的精度和效率。

由于颅骨结构复杂,表面凹凸不平且孔洞较多,是一种非常复杂的三维点云数据,因此颅骨配准的精度要求更高。现有的配准方法直接应用于颅骨,

均无法得到预期的结果。因此,针对颅骨这种特殊三维模型,本文提出一种基于分层优化策略的颅骨点云配准算法。将颅骨点云配准过程分为粗配准和细配准,细配准是在粗配准的基础上实现的。在粗配准过程中,首先基于点的邻域提取几何特征,从而得到特征向量;然后通过计算距离函数测量特征相似性来建立匹配点对;最后采用  $k$ -means 算法剔除误匹配点对,使用四元数法计算颅骨点云间的刚体变换关系,实现颅骨粗配准。在细配准过程中,在 ICP 算法的基础上进行改进,通过引入  $k$ -d 树提高配准过程的搜索效率,通过加入几何特征约束二次剔除误匹配点对,提高配准精度,从而实现颅骨的精确配准。

## 2 特征提取

### 2.1 邻域特征估计

曲率和法向量通常用来表示点云数据局部区域的几何特征,它们具有平移、旋转和尺度不变性的优点。曲率能够表示点的局部区域的形状变化。对于不同坐标系下的点云数据,特征点之间的相对位置和拓扑关系保持不变。因此,可以利用特征空间的拓扑不变性来寻找匹配点对。首先,选择一个稳定且独特的点集。其次,确定点的邻域,并对邻域提取点的几何特征。最后,基于得到的特征实现点云的初始配准。

点云的邻域特征包括邻域点的个数、邻域点的中心、点到中心的距离、法向量和曲率,前三个特征都很好确定,法向量和曲率需要寻找一种有效的方法来计算。本文使用最小二乘拟合平面来计算法向量<sup>[20,32]</sup>。为了适应不同表面的局部形状,采用 Cheng 等<sup>[33]</sup>描述的方法来计算曲率。使用最小二乘拟合模型表面,表示为  $S(x, y)$ ,采用下式计算主曲率( $k_1, k_2$ )、平均曲率( $H$ )、高斯曲率( $K$ )和法向量( $\mathbf{n}$ )。

$$k_1, k_2 = H \pm \sqrt{H^2 - K}, \quad (1)$$

$$H = \frac{E_s N_s - 2F_s M_s + G_s L_s}{2(E_s G_s - F_s^2)}, \quad (2)$$

$$K = \frac{L_s N_s - M_s^2}{E_s G_s - F_s^2}, \quad (3)$$

$$\mathbf{n} = \frac{S_x \times S_y}{|S_x \times S_y|}, \quad (4)$$

式中: $L_s = S_{xx}n$ ,  $N_s = S_{yy}n$ ,  $M_s = S_{xy}n$ ,  $E_s = S_x S_x$ ,  $F_s = S_y S_x$  和  $G_s = S_y S_y$ ;  $S_x, S_y, S_{xx}, S_{yy}, S_{xy}$  和  $S_{yx}$  是  $S(x, y)$  的偏导数。

此方法计算表面法向量时,会存在法向量方向不一致的问题,而法向量的不一致性又直接影响了曲率估计的准确性。解决法向量方向不一致的问题,可以减少匹配点对时的误差。因此,使用 Hoppe 等<sup>[34]</sup>提出的法向量扩散思想来解决这种不一致性。该思想是将法向量方向不一致问题转化成处理图优化的问题。为点云构造无向图,点云上的每个点看作图的节点,点的相近关系作为边,以欧氏距离作为边的权值,权值用来度量近邻点法向量的一致性。如果相邻点的法向量相近,边的权值就小。之后在图上建立最小生成树(MST),在点云上选择法向量一致方向的点作为扩散源点,然后将此点的法向量方向沿着 MST 进行扩散。由于是在遍历图的最小生成树,因此,法向量相近的近邻点会优先被定向,这符合近邻点具有相近法向量的准则。

### 2.2 特征向量

设  $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i \mid \mathbf{p}_i \in \mathbf{R}^3, i=1, 2, \dots, s, s < N\}$  是目标颅骨特征点集,  $\mathbf{Q} = \{\mathbf{q}_j \mid \mathbf{q}_j \in \mathbf{R}^3, j=1, 2, \dots, s, s < N\}$  是参考颅骨特征点集。对集合  $\mathbf{P}$  中的每个点,在集合  $\mathbf{Q}$  中搜索与  $\mathbf{P}$  具有相似曲率的所有点,即满足主曲率的点。

$$\begin{cases} \sqrt{[k_1(\mathbf{p}_i) - k_1(\mathbf{q}_j)]^2 + [k_2(\mathbf{p}_i) - k_2(\mathbf{q}_j)]^2} \leq \epsilon_1 \\ \sqrt{[k_1(\mathbf{p}_i) - k_1(\mathbf{q}_j)]^2 \times [k_2(\mathbf{p}_i) - k_2(\mathbf{q}_j)]^2} \leq \epsilon_2 \end{cases}, \quad (5)$$

式中: $\epsilon_1$  和  $\epsilon_2$  表示两个可调参数。根据上述计算,目标颅骨点云和参考颅骨点云中点的对应特征可以表示为五元特征向量( $K, H, \theta, k_1, k_2$ ),其中, $\theta$  是法向量夹角。本文设置  $\epsilon_1 = 0.5, \epsilon_2 = 0.5$ 。

### 2.3 距离函数

本文定义了一个距离函数,用来测量匹配点对的相似性。令  $\mathbf{X} = (K, H, \theta, k_1, k_2)$  表示匹配点的特征向量。用  $\mathbf{X}_{\mathbf{p}_i}$  和  $\mathbf{X}_{\mathbf{q}_j}$  分别表示配准点  $\mathbf{p}_i$  和对应点  $\mathbf{q}_j$  的特征向量。 $\mathbf{p}_i$  和  $\mathbf{q}_j$  之间的相似性可定义为

$$S_{ij}(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j) = 1 + \frac{1}{D(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j) + 10^{-6}}, \quad (6)$$

式中: $D(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j) = \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|$ 。

计算配准点和对应点的相似性时,如果最大相似度满足  $\max S_{ij}(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j) < \tau$ ,则认为它们是误匹配点对;否则,就是有效匹配点对。对于邻域内的其他点,以相同的方法计算它们在对点集中的匹配点的相似性,可能会存在多个有效匹配点对,选择相似性最高的点作为匹配点。本文设置  $\tau = 0.1$ 。

## 3 配准过程

将颅骨配准过程分为粗配准过程和细配准过

程,分别对粗配准过程和细配准过程进行介绍。本文算法流程如图 1 所示。

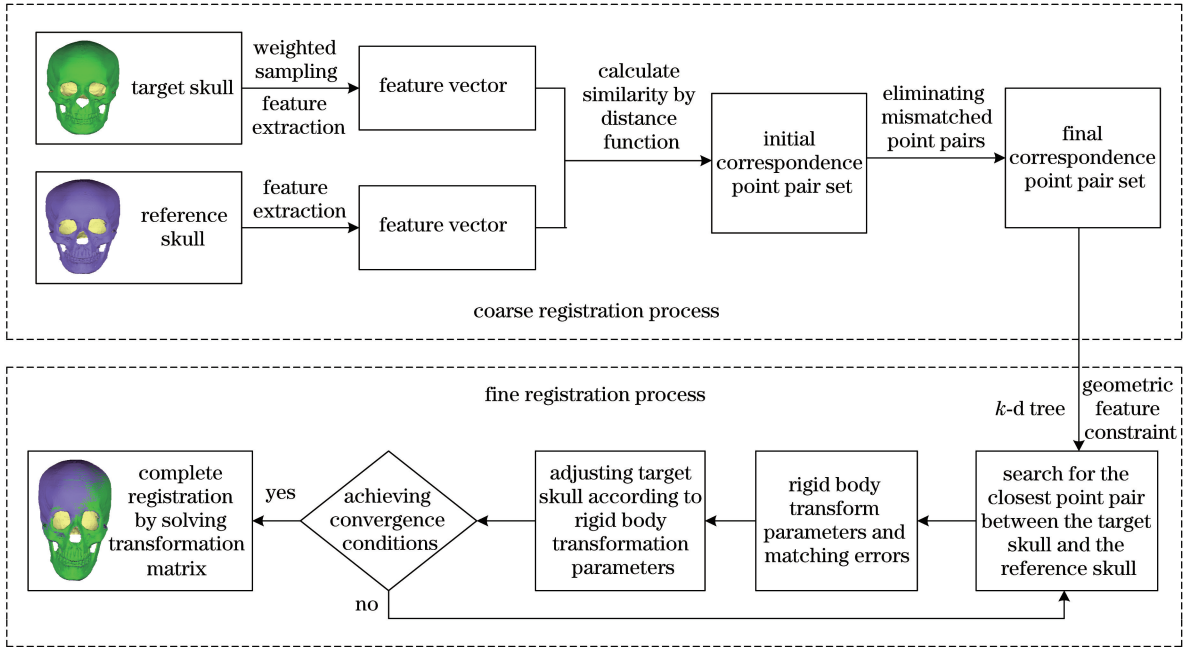


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm

### 3.1 粗配准

#### 3.1.1 建立匹配点对

在粗配准过程中,采用 2.3 节中定义的距离函数来建立匹配点对。传统方法在进行确定匹配点对时,需要搜索目标点集和参考点集中的所有点,这种方式比较耗时费力。为了提高匹配效率,可以从全部点云中选择一部分适当的匹配点。本文通过对目标点集采用加权采样来降低算法的时间复杂度。为了保证用于确定参考点集匹配特征点搜索空间的完整性,仅对目标点集进行采样。采样后的目标点云的大小记为  $N'$ ,  $N' = \alpha N$ , 其中  $\alpha$  是加权因子,  $N$  是目标点云的大小。  $\alpha = (\beta \cdot P_{num}) / N$ , 其中  $P_{num}$  是具有大于平均高斯曲率的点的数量,  $\beta$  是可调参数,  $0 < \beta \leq 1$ , 定义为

$$\beta = \begin{cases} 0 < \beta \leq 0.5, & P_{num} \geq N_{num} \\ 0.5 < \beta \leq 1, & P_{num} < N_{num} \end{cases}, \quad (7)$$

式中:  $N_{num}$  为  $N$  中点的数量的一半。

在对目标点集进行加权采样之后,用于计算匹配点的时间复杂度从  $O(N_P N_Q)$  减小到  $O(\beta N_P N_Q)$ 。

#### 3.1.2 删除误匹配点对

在获得初始匹配点对后,还可能存在一些误匹配点,这样通过初始对应点集获取的变换关系误差会比较大。因此,需要采用合适的方法从初始对应点集中剔除误匹配点对,使得颅骨之间的变换关系更加精确。采用  $k$ -means 算法剔除误匹配点。在

其他的颅骨配准研究中,也有研究者在配准过程中使用  $k$ -means 算法<sup>[28]</sup>。但与其他方法不同的是,本文的  $k$ -means 算法的作用过程不同。文献[28]将颅骨点聚类成凸或凹的区域后提取特征,而本文算法是在特征提取后,对基于特征建立的初始匹配点对进行删除误匹配点对操作。文献[28]中使用  $k$ -means 算法是特征提取的关键步骤,本文使用  $k$ -means 算法是一种优化策略,与文献[28]相比,本文使用  $k$ -means 算法不会对颅骨的特征提取过程产生影响,也不会因为错误的聚类使得特征不够准确。

对获得的点对集,使用  $k$ -means 算法对集合进行聚类的具体过程为:1)随机选取  $k$  个样本作为初始化聚类中心,将其划分为  $k$  个聚类集合和  $k$  个聚类中心;2)对集合中的每个向量计算其到每个聚类中心的欧氏距离,并把向量划分至距离其最近的聚类中心所属的聚类集合;3)根据所得类别,重新更新每个聚类中心;4)重复步骤 2)、3)到集合中的向量在各个聚类中不再移动,聚类完成;5)将获得的每个类采用奇异值分解法计算变换矩阵,根据变换矩阵转换初始配对点集,将误差平方和最小的类中的点对集,作为最终结果保留下来。

#### 3.1.3 粗配准算法

根据上述内容的描述,颅骨粗配准过程描述如下。

Step1: 对参考颅骨  $P_S$  和目标颅骨  $P_T$  采用



2.1 节和 2.2 节的方法提取特征向量,得到  $\mathbf{X}_{P_S}$  和  $\mathbf{X}_{P_T}$ 。

Step2: 对  $\mathbf{X}_{P_S}$  和  $\mathbf{X}_{P_T}$  利用 2.3 节定义的距离函数计算配准点和对应点之间的相似性,构建初始匹配点对。

Step3: 对初始匹配点对采用  $k$ -means 算法剔除误匹配点对,得到最终的匹配点对,最后使用四元数法计算颅骨点云间的刚体变换关系,从而实现颅骨  $P_S$  和  $P_T$  粗配准。

### 3.2 细配准

#### 3.2.1 ICP 算法

ICP 算法是三维点云模型配准的常用方法,被广泛应用于各个领域的配准问题。给定两组三维点云模型  $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i, i = 1, 2, \dots, M\}$  和  $\mathbf{Q} = \{\mathbf{q}_j, j = 1, 2, \dots, N\}$ ,  $\mathbf{p}_i$  和  $\mathbf{q}_j$  表示点在三维空间中的位置向量,  $M$  和  $N$  分别表示参考点云和目标点云的数量。设  $\mathbf{E}(\mathbf{R}, \mathbf{t})$  表示刚体变换,最小化均方目标函数为

$$f[\mathbf{E}(\mathbf{R}, \mathbf{t})] = \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \|\mathbf{R}\mathbf{p}_i - \mathbf{q}_j^T + \mathbf{t}\|^2, \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{R}$  为刚体变换的旋转矩阵;  $\mathbf{t}$  为刚体变换的平移向量。

计算目标点云和参考点云的质心,并估计它们的互协方差矩阵,表示为

$$\boldsymbol{\mu}_P = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{p}_i, \quad \boldsymbol{\mu}_Q = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{q}_j, \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{P,Q} &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [(\mathbf{p}_i - \boldsymbol{\mu}_P) \times (\mathbf{q}_j - \boldsymbol{\mu}_Q)^T] = \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [\mathbf{p}_i \mathbf{q}_j^T] - \boldsymbol{\mu}_P \boldsymbol{\mu}_Q^T. \end{aligned} \quad (10)$$

反对称矩阵  $\mathbf{m}_{ij} = (\mathbf{C}_{P,Q} - \mathbf{C}_{P,Q}^T)$  用于形成列向量  $\boldsymbol{\Delta} = [\mathbf{m}_{23} \quad \mathbf{m}_{31} \quad \mathbf{m}_{12}]^T$ , 然后可以构造对称矩阵  $\text{sym}(\mathbf{C}_{P,Q})$ ,

$$\text{sym}(\mathbf{C}_{P,Q}) = \begin{bmatrix} \text{tr} \mathbf{C}_{P,Q} & & \boldsymbol{\Delta}^T \\ \boldsymbol{\Delta} & \mathbf{C}_{P,Q} + \mathbf{C}_{P,Q}^T - \text{tr} \mathbf{C}_{P,Q} \mathbf{I}_3 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{I}_3$  是  $3 \times 3$  的单位矩阵。选择与矩阵  $\text{sym}(\mathbf{C}_{P,Q})$  的最大特征值相对应的单位特征向量  $\text{vec}(\mathbf{E}) = [r_0, r_1, r_2, r_3]^T$  作为计算最佳旋转向量  $\mathbf{R}$  的单位四元数。最佳平移向量为

$$\mathbf{t} = \boldsymbol{\mu}_P - \mathbf{R} \cdot \text{vec}(\mathbf{E}) \cdot \boldsymbol{\mu}_Q. \quad (12)$$

最后,可以使用  $(\mathbf{T}, e_{\text{rms}}) = \Phi(\mathbf{P}, \mathbf{Q})$  获得配准向量  $\mathbf{T}$  和均方根匹配误差  $e_{\text{rms}}$ , 其中  $\Phi$  表示最小二乘四元数运算。

虽然 ICP 算法已经成功应用于许多配准问题,但是也存在一些局限,它只有在两个点云彼此靠近且有重叠部分时,才会取得良好的配准效果。因此,不能直接将 ICP 算法应用于颅骨配准问题。

#### 3.2.2 ICP 算法的改进策略

针对 ICP 算法的改进,研究者们将 ICP 算法的过程分成几个不同的阶段进行改进。如, Rusinkiewicz 等<sup>[35]</sup>将 ICP 算法分为 6 个阶段:1) 对点集采样;2) 搜索对应点对;3) 分别对对应点对进行加权处理;4) 剔除误匹配点;5) 建立误差函数;6) 求解误差函数。Nishino 等<sup>[36]</sup>认为可以从配准方法、配准元素和误差计算三个方面进行改进。虽然已经对颅骨进行了粗配准,但是由于颅骨点云数据量大,在初始配准过程中还可能因误匹配点而导致精度不高和搜索过程耗时的问题。因此,本文将从搜索过程和剔除误匹配点两个方面来对 ICP 算法进行改进。

1) 将  $k$ -d 树用于配准过程的最近邻域点搜索。 $k$ -d 树是二叉树,其中每个节点表示点云的一个点。这种数据结构将空间划分为垂直于每个非线性节点中的一个维度轴的超平面空间的一半。在这两个半部分中找到的点是两个节点子集。然后,使用生成的  $k$ -d 树可以有效地找到  $P$  的最近邻域。在使用  $k$ -d 树进行查找时,具体搜索过程如下:① 将待查点的值与所确定的分裂维的值进行比较,若小于该值则进入左子树,否则进入右子树进行搜寻;② 通过该方式到达叶子结点时,计算待查点与叶子结点之间的距离,记录下最近邻结点;③ 然后进行回溯操作,找到距离待查结点更近的点并替换最近邻点,检查待查结点和其父亲结点下没有被访问的分支,计算分支间的距离,如小于最近距离,则转到父节点的另一分支;④ 按照上述方法继续搜索,检查最近邻节点,如果大于最近距离,则往上回溯,而分支内的结点不存在与待查点更近的点;⑤ 直到回溯到根结点时结束,找到最近邻节点。通过该方法,可以加快对应点对的搜寻,提高 ICP 算法的效率。

2) 通过加入几何特征约束剔除误匹配点。与其他基于几何特征的配准方法不同的是,本文在粗配准过程中使用的几何特征和在细配准过程中优化策略使用的几何特征是不一样的,这种方式的优点在于增加了多重约束,可以提高精度。其他研究者<sup>[19, 21-22]</sup>都是将几何特征用于粗配准过程,没有对匹配点对进行优化;Daniels 等<sup>[20]</sup>对匹配点对也使用了距离约束,但是没有对搜索过程进行优化,而且

其特征提取和特征表示也与本文不同。通过计算两个最近点对  $p^i$  和  $q^j$  与坐标原点  $O$  的距离,以及两个匹配点法向量之间的夹角  $\phi_n$  来进行对应点对的约束。几何特征约束示意图如图 3 所示。

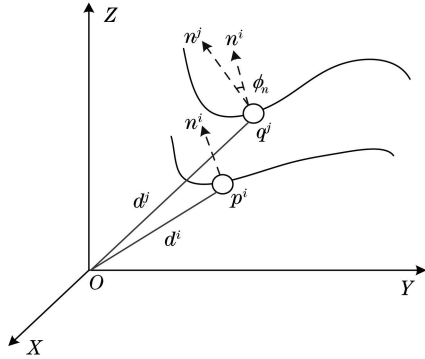


图 2 几何特征约束

Fig. 2 Geometric feature constraint

$p^i$  和  $q^j$  与坐标原点的距离分别为  $d^i$  和  $d^j$ , 它们的法向量分别为  $n^i$  和  $n^j$ , 它们之间的夹角为  $\phi_n$ , 因此通过下面的约束条件限制可以剔除误匹配点:

$$|d^i - d^j| \leq \epsilon_d \cap \sin \phi_n \leq \epsilon_\phi. \quad (13)$$

通过上述约束条件,可以排除不满足该条件的对应点对,将满足该条件的对应点对加入对应点对集合。本文设置  $\epsilon_d = 10^{-5}$ ,  $\epsilon_\phi = 10^{-5}$ 。

### 3.2.3 改进的 ICP 算法

假设经过上述粗配准算法对待配准颅骨  $P_S$  和目标颅骨  $P_T$  进行粗配准后的点集表示为  $P_S^k$  和  $P_T^k$ , 其中待配准颅骨  $P_S$  和目标颅骨  $P_T$  的特征点集  $P_i$  和  $P_j$ , 经过粗配准后的特征点集表示为  $P_i^k$  和  $P_j^k$ 。  $P_S^k$  表示第  $k$  次迭代的点集,  $R_k$  表示每次迭代时的旋转矩阵,  $T_k$  表示每次迭代时的平移向量。  $C^k$  是对应点对,  $l_k$  是配准误差。由 3.2.1 节和 3.2.2 节的方法可知,改进的 ICP 算法可描述如下。

Step1: 设置初始值,其中  $P_S^k = P_S$ ,  $R_k$  为单位矩阵,  $T_k = 0$ ,  $k = 0$ ,  $l_k$  为初始配准后的误差。

Step2: 通过加权采样方法计算  $P_S^k$  的采样点数,随机选取采样点集合,使用  $k$ -d 树搜寻其在点云  $P_T$  中的最近点,其中  $p^i$  是采样点集合中的一点,因此构成了对应点对。

Step3: 对应上一步得到的点对集中的对应点对  $(p^i, p^j)$ , 分别计算它们与原点的距离  $d_i^k$  与  $d_j^k$  和它们法向量之间的夹角  $\phi_i^k$ 。如果满足 (13) 式则加入  $C_{icp}^k$ , 即每次迭代时的对应点对。

Step4: 使用四元数法计算旋转矩阵  $R_k$  和平移向量  $T_k$ , 并计算配准误差  $l_k$ , 其中  $N_C$  是对应点对集的中点对的个数。

Step5: 根据旋转矩阵  $R_k$  和平移向量  $T_k$  变换点云  $P_S^k$ ,  $P_S^k = R_{k-1} P_S^{k-1} + T_{k-1}$ 。

Step6: 判断两次迭代的误差  $l_k - l_{k-1}$  是否小于设定的阈值  $\delta_{icp}$ , 如果满足小于  $\delta_{icp}$  则停止迭代, 这里的阈值  $\delta_{icp}$  是预先设定的; 否则返回 Step2 继续执行, 最终完成配准。本文  $\delta_{icp} = 1 \text{ mm}$ 。

## 4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性和普适性, 分别在颅骨点云模型和兵马俑碎片点云模型上进行验证。本文算法在 Intel Core i7 3.41GHz 的 CPU、8G 内存的 PC 机, Visual studio 2015 软件上使用 C++ 语言和点云库 (PCL) 结合的环境下实现。另外, 为了更加直接地评估点云模型的配准精度, 定义了配准结果的准确性量化评价指标, 采用均方根误差 (RMSE) 来量化配准结果, 衡量配准的精度。

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|R p_i + T - q_i\|^2}, \quad (14)$$

式中:  $N_p$  表示匹配点对数;  $q_i$  为点集  $Q$  中与  $p_i$  匹配的点。

实验采用的 267 个颅骨点云数据均来自于西北大学可视化技术研究所, 所有数据都是通过计算机层析成像 (CT) 扫描重建得到, 获得的全部三维颅骨模型都是单层的三维点云数据。所有颅骨点云数据都经过去噪和简化处理, 都是干净的、数据量小但能保留数据细节特征和几何形状的颅骨三维点云模型。图 3 是两个待配准的颅骨, 图 3(a) 为目标颅骨  $U$ , 图 3(b) 为参考颅骨  $S$ 。目标颅骨  $U$  有 210589 个点, 参考颅骨  $S$  有 212174 个点。

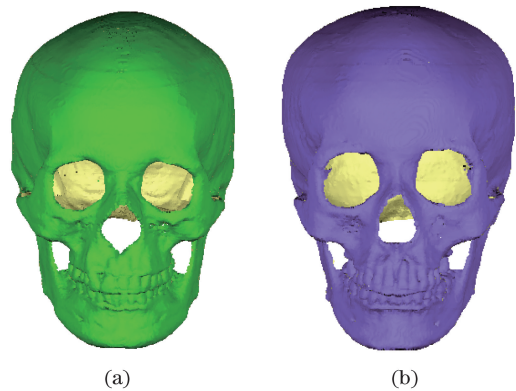


图 3 待配准颅骨。(a) 目标颅骨; (b) 参考颅骨  
Fig. 3 Skulls to be registered. (a) Target skull; (b) reference skull

### 4.1 颅骨粗配准的结果对比

在颅骨粗配准过程中, 使用了  $k$ -means 算法进

行优化,剔除误匹配点对。因此,在粗配准实验时,将未使用  $k$ -means 优化和使用  $k$ -means 优化的配准结果进行对比,验证使用  $k$ -means 剔除误匹配点对对配准结果的有效性。另外,分别采用文献[28]中基于 PCA 的粗配准方法和文献[37]中基于颅骨轮廓线的粗配准方法进行实验,与本文方法进行对比,这两种方法都是专门针对颅骨点云配准的研究。本文中使用时  $k$ -means 算法时,通过按需选择方式确定  $k$  值, $k=2$ ,即一类是正确匹配点集,另一类是错

误匹配点集;聚类中心初始化是从数据集中随机选择  $k=2$  个样本作为初始聚类中心,然后按照 3.1.2 节过程进行误匹配点对删除操作。对  $U$  和  $S$ ,分别采用未使用  $k$ -means 优化的粗配准方法、使用  $k$ -means 优化的粗配准方法(本文的粗配准算法)、文献[28]中的方法和文献[37]中的方法进行初始配准,配准结果如图 4 所示。不同粗配准方法的配准效率对比,如表 1 所示,数据结果为所有颅骨配准结果数据的平均值。

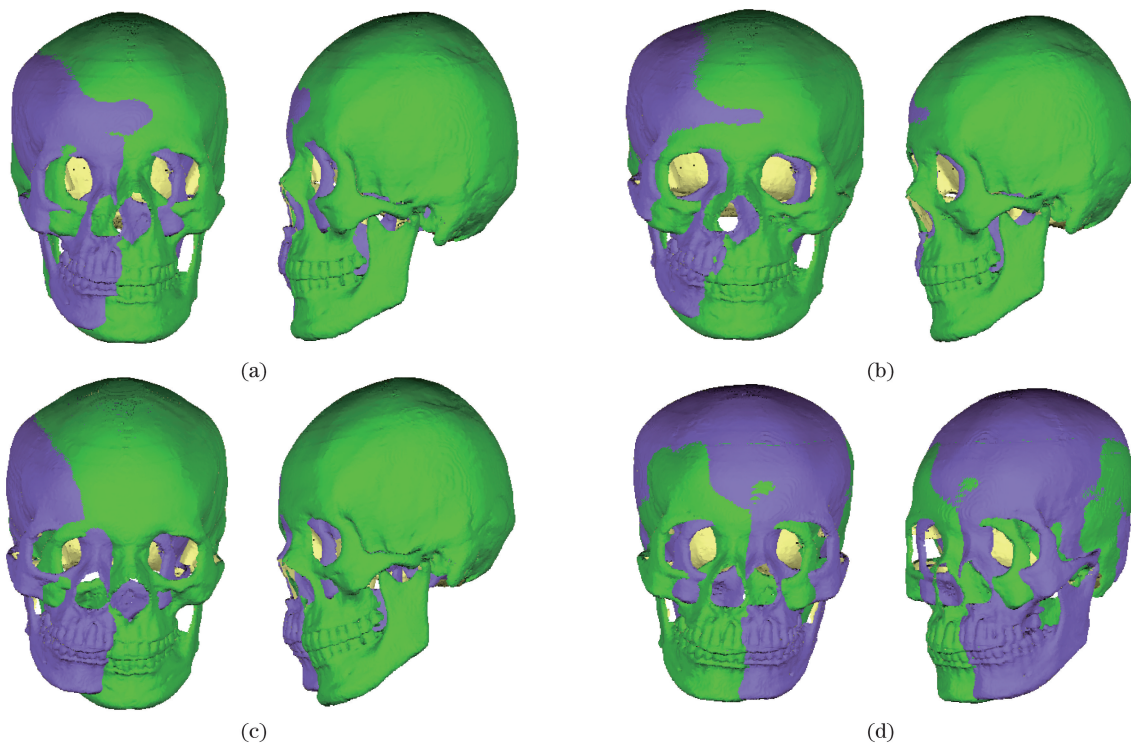


图 4 粗配准结果对比。(a)未使用  $k$ -means 算法优化的配准结果;(b)本文方法的配准结果;(c)文献[28]方法的粗配准结果;(d)文献[37]方法的粗配准结果

Fig. 4 Comparison of coarse registration results. (a) Registration results without optimization of  $k$ -means algorithm; (b) registration results optimized by proposed algorithm; (c) rough registration results of Ref. [28] method; (d) rough registration results of Ref. [37] method

表 1 不同粗配准方法的效率对比  
Table 1 Efficiency comparison of different rough registration methods

Algorithm	Registration error /mm	Time-consuming /s
Without $k$ -means optimization	$5.259 \times 10^{-1}$	18.322
Ref. [28] method	$6.126 \times 10^{-1}$	24.235
Ref. [37] method	$5.387 \times 10^{-1}$	37.448
Proposed method	$3.432 \times 10^{-1}$	22.839

从图 4 的粗配准结果来看,本文的粗配准算法可以将两个颅骨初步对齐。图 4(a)为未使用  $k$ -

means 算法优化的配准结果,图 4(b)为使用  $k$ -means 算法优化的配准结果。比较图 4(a)和图 4(b),从颅骨的鼻子和眼眶等位置可以看到,使用  $k$ -means 算法优化的配准结果要优于未使用  $k$ -means 算法优化的配准结果。图 4(b)为本文粗配准方法的结果,图 4(c)和图 4(d)分别为文献[28]和文献[37]方法的结果,从颅骨正面视图的两眼眶之间的位置和侧面视图的下颌位置可以看到,本文粗配准方法的效果最好。

从表 1 中可以看出,本文方法的配准误差和配准耗时都是最优的。与未使用  $k$ -means 算法优化的粗配准方法相比,使用本文方法的配准精度提高



了约 35%，耗时比未优化方法多了 4.517 s，这是由于加入了剔除误匹配点对的操作，增加了耗时。与文献[28]方法相比，本文方法的配准精度提高了约 44%，配准耗时减少了约 6%；文献[28]方法在粗配准过程中也使用了  $k$ -means 算法，将颅骨的顶点进行  $k$ -means 聚类，将颅骨表面划分为多个或凸或凹的特征区域。本文方法与文献[28]方法不同，仅在剔除误匹配点对时使用，这个阶段使用  $k$ -means 算法不会影响颅骨特征的提取，而文献[28]中对颅骨顶点聚类，由于颅骨数据量大比较耗时，而且错误划分直接影响着特征区域的结果，因此本文方法的配准效率要优于文献[28]中的方法。与文献[37]方法相比，本文方法的配准精度提高了约 36%，配准耗时减少了约 39%；文献[37]方法需要对颅骨眼眶、鼻眶、下颌骨等孔洞提取轮廓线，这个过程比较耗时，而且受数据的完整度影响较大，虽然也取得了较好的配准结果，但是比较耗时，精度上也需要进一步

提高。因此，本文粗配准过程的优化策略是有效的，本文方法是一种较优的初始配准方法。

#### 4.2 颅骨细配准的结果对比

在粗配准实验的基础上，进行了细配准实验。细配准是在 ICP 算法的基础上，采用  $k$ -d 树和几何特征约束两个优化策略进行改进。为了验证加入优化策略的有效性，分别采用未加任何优化策略的经典 ICP 算法、加入  $k$ -d 树优化的 ICP 算法、加入几何特征约束的 ICP 算法和本文改进的 ICP 算法（同时加入  $k$ -d 树和几何特征约束的优化）进行颅骨细配准，四种方法的细配准结果如图 5 所示。不同细配准方法的配准效率对比，如表 2 所示，数据结果为所有颅骨配准结果数据的平均值，配准耗时只计算细配准过程算法运行的时间。对于细配准过程中几何约束的阈值问题，经多次实验，当几何约束条件中的  $\epsilon_d$  和  $\epsilon_\varphi$  两个阈值都为  $10^{-5}$  时，迭代次数和迭代时间都是最好的，因此，本文取  $\epsilon_d = 10^{-5}$ ， $\epsilon_\varphi = 10^{-5}$ 。

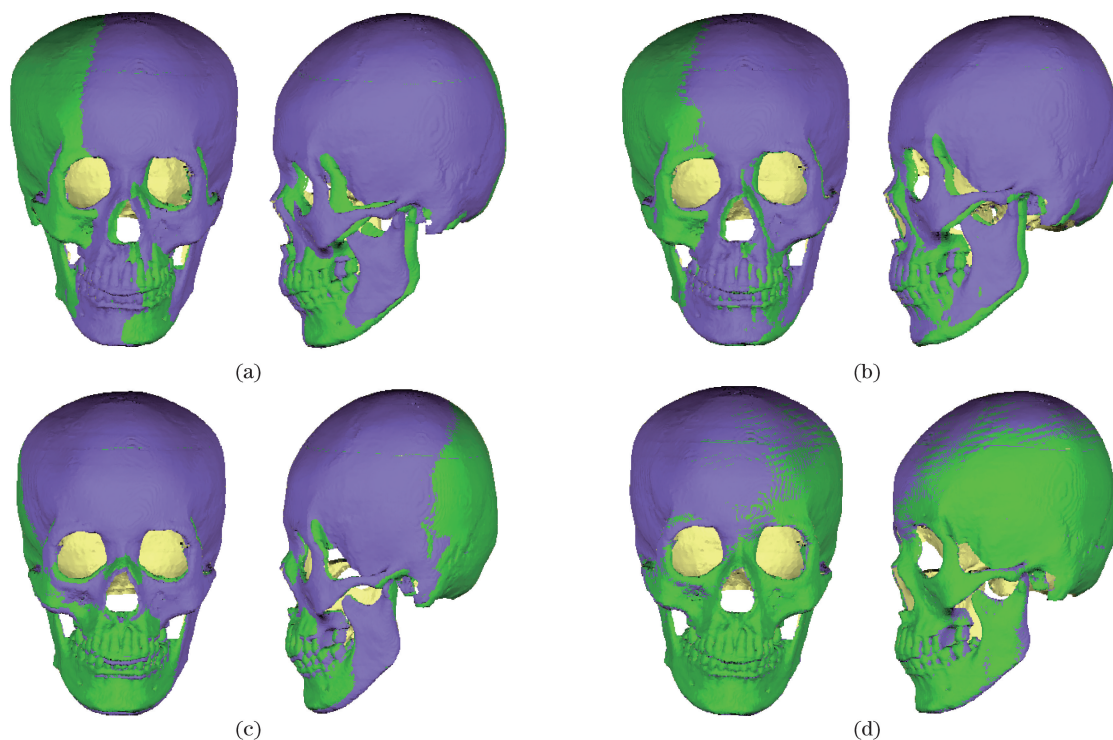


图 5 细配准结果对比。(a)经典 ICP 算法的配准结果；(b)加入  $k$ -d 树优化的配准结果；(c)加入几何特征约束优化的配准结果；(d)本文改进的 ICP 算法的配准结果

Fig. 5 Comparison of fine registration results. (a) Registration results of classical ICP algorithm; (b) registration results with  $k$ -d tree optimization; (c) registration results with geometric feature constraint optimization; (d) registration results of the improved ICP algorithm

图 5(a)为经典 ICP 算法配准的结果，图 5(b)为加入  $k$ -d 树优化的 ICP 算法配准结果，图 5(c)为加入几何特征约束优化的 ICP 算法配准结果，图 5(d)为本文改进的 ICP 算法配准结果。从视觉效果上

看，本文改进的 ICP 算法配准效果较好。以颅骨下颌部分为例，从正面视图和侧面视图都可以看出，本文改进的 ICP 算法配准后的两个颅骨重合较好，说明两个颅骨的位置基本一致。与经典 ICP 算法配准



表 2 不同细配准方法的效率对比

Table 2 Efficiency comparison of different fine registration methods

Algorithm	Number of iterations	Registration error /mm	Time-consuming /s
Classical ICP method	49	$4.568 \times 10^{-2}$	44.688
Adding $k$ -d tree optimization	32	$4.287 \times 10^{-2}$	21.557
ICP method with geometric feature constraints	45	$3.062 \times 10^{-2}$	37.951
Improved ICP method	31	$2.934 \times 10^{-2}$	28.124

结果[图 5(a)]相比,加入  $k$ -d 树优化的 ICP 算法配准结果[图 5(b)]可能从视觉上很难直观地看出优势,稍后进行量化讨论;与经典 ICP 算法配准结果[图 5(a)]相比,加入几何特征约束优化的 ICP 算法配准结果[图 5(c)]从正面视图的鼻子区域和侧面视图的下颌区域可以看到,效果明显优于经典 ICP 算法的结果。而与图 5(b)和图 5(c)单一优化方式相比,本文两种优化结合的配准结果[图 5(d)]更好。

为了克服视觉观察的主观性,对配准效率进行量化讨论。从表 2 中可以看出,与经典 ICP 算法相比,加入  $k$ -d 树优化的 ICP 算法虽然在配准误差上的优势不明显,但是迭代次数和配准耗时都减少了很多,配准耗时减少了约 52%,有效提高了配准效率。与经典 ICP 算法相比,加入几何特征约束的 ICP 算法配准精度提高了约 33%,配准耗时减少了约 15%,虽然在 ICP 算法上加入了几何特征约束,但是耗时还减少了,这是由于加入几何约束后剔除了误匹配点对,减少了对应点对集的规模,从而减少了时间消耗。与经典 ICP 方法相比,本文方法的迭代次数明显减少了,配准精度提高了约 36%,而且算法耗时减少了约 37%。这是由于在 ICP 算法的基础上,采用  $k$ -d 树搜索最近邻域点,加快了搜索过程,并且在粗配准过程中使用加权采样降低了点集的规模,这两种优化策略都能够提高配准效率。另外,本文对匹配点对进行了两次误匹配点对剔除操作,粗配准时采用  $k$ -means 算法剔除误匹配点对,细配准过程进一步通过加入几何约束再次剔除误匹配点对,这两种操作都有效地提高了配准精度。因此,本文改进的 ICP 算法的配准精度和耗时都要优于经典 ICP 算法,并且细配准过程中的两种优化策略都是有效的。

### 4.3 不同配准方法的结果对比

为了评估本文方法的性能,将本文方法与经典的配准方法和最新配准方法在颅骨上进行对比实验,并对实验结果进行比较分析。选用的经典配准

方法及其改进方法包括随机抽样一致(RANSAC)算法<sup>[38]</sup>、局部优化随机抽样一致(LO-RANSAC)算法<sup>[39]</sup>、四点一致集(4PCS)算法<sup>[40]</sup>、加速四点一致集(Super-4PCS)算法<sup>[41]</sup>和 ICP 算法<sup>[7]</sup>。另外,本文算法是基于 ICP 算法进行的改进,因此还选择了一些最新的改进 ICP 算法进行对比实验,改进的 ICP 算法包括全局优化的迭代最近点(Go-ICP)算法<sup>[42]</sup>、结合遗传算法的迭代最近点(GA-ICP)算法<sup>[43]</sup>、ICP-CP 算法<sup>[14]</sup>、改进的加权重迭代最近点(IRLS-ICP)算法<sup>[44]</sup>。对比方法使用作者发布的代码和建议的参数进行实验。所有方法都是随机选择 10 组颅骨数据,每组数据运行 10 次并记录每次获得的结果,最终实验结果为所有颅骨数据 10 次运行的平均值。分别记录比较了每种方法的匹配点对率、配准误差和配准耗时,其中匹配点对率为最终配准后的匹配点对数与初始对应点对数的比值。不同配准方法的效率对比,如表 3 所示。

表 3 不同配准方法的效率对比

Table 3 Efficiency comparison of different registration methods

Algorithm	Matching rate /%	Registration error /mm	Time-consuming /s
RANSAC <sup>[38]</sup>	61.3	$8.022 \times 10^{-2}$	65.493
LO-RANSAC <sup>[39]</sup>	72.6	$5.556 \times 10^{-2}$	57.739
4PCS <sup>[40]</sup>	78.8	$4.760 \times 10^{-2}$	54.875
Super-4PCS <sup>[41]</sup>	84.1	$3.011 \times 10^{-2}$	45.618
ICP <sup>[7]</sup>	76.6	$4.826 \times 10^{-2}$	61.942
Go-ICP <sup>[42]</sup>	76.2	$4.986 \times 10^{-2}$	61.557
GA-ICP <sup>[43]</sup>	75.5	$5.159 \times 10^{-2}$	57.334
ICP-CP <sup>[14]</sup>	84.8	$2.994 \times 10^{-2}$	49.561
IRLS-ICP <sup>[44]</sup>	82.7	$3.558 \times 10^{-2}$	52.188
Proposed method	89.9	$2.355 \times 10^{-2}$	42.632

从表 3 中可以看出,与其他方法相比,本文方法获得了最佳的匹配度和配准效率。在经典配准方法中,Super-4PCS 方法的配准结果是最好的;在其他改进 ICP 方法中,ICP-CP 算法的配准结果是最好

的。RANSAC 和 LO-RANSAC 属于随机方法, 采样的终止条件依赖于快速识别无异常值子集的能力, 尤其是在没有对应关系的情况下, 使用这类方法很困难, 颅骨点集数量大而且存在异常值, 所以这类方法直接用于颅骨会比较耗时, 配准精度也不是很理想, LO-RANSAC 算法优于 RANSAC 算法, 这和文献[39]的结论一致, 说明局部最优 RANSAC (LO-RANSAC) 的改进策略是有效的。与 4PCS 算法相比, Super-4PCS 算法在颅骨上的配准结果优于 4PCS 算法, Super-4PCS 算法将冗余集点数量提取的复杂度从二次减少到线性, 有效地提高了效率。在基于 ICP 算法的改进算法中, 配准精度最差的是 GA-ICP 算法, 这种方法是将遗传算法和 ICP 算法结合进行点云配准, 遗传算法比较耗时而且容易陷入局部最优, 所以在用于颅骨配准时, 效果不是很好。在 Go-ICP 算法、ICP-CP 算法和 IRLS-ICP 算法中, ICP-CP 的配准效果最好, IRLS-ICP 次之, Go-ICP 算法最差, 但 ICP-CP、IRLS-ICP 和 Go-ICP 都优于 ICP 算法, 说明它们的改进是有效的; ICP-CP 是一种基于三维点云投影的 ICP 算法, 通过确定点云拓扑结构的最佳投影平面, 用投影点计算初始预测点, 连续迭代直到达到最佳转换, 具有较好的稳健性; IRLS-ICP 算法利用 Delaunay 三角剖分, 建立以四面体为单元的点集搜索结构, 加快了最近点对的搜索效率; Go-ICP 算法采用分支限界策略在空间中搜索最佳变换, 也加快了搜索效率。

与 LO-RANSAC 算法相比, 本文算法的匹配率和配准精度分别提高了约 24% 和 58%, 配准耗时减少了约 26%; 与 Super-4PCS 算法相比, 本文算法的匹配率和配准精度分别提高了约 7% 和 22%, 配准耗时减少了约 7%; 与 ICP-CP 算法相比, 本文算法的匹配率和配准精度分别提高了约 5% 和 22%, 配准耗时减少了约 14%; 因此, 本文的配准算法是一种精度更高、速度更快的颅骨点云配准方法, 配准过程中使用的优化策略是有效的。

#### 4.4 其他点云数据的配准结果

为了验证算法的普适性, 采用兵马俑碎片模型进行实验。兵马俑碎片模型使用 Artec Eva 3D 扫描仪获得, 对获得的数据进行去噪和简化处理。实验环境和实验参数设置与颅骨点云配准一致。图 6 为两个碎片模型的初始位置, 两个碎片模型的点云数量分别是 102854 和 103859。图 7 为两个碎片模型的粗配准结果。在经过粗配准后, 在粗配准的基础上, 再进行精细配准。在细配准实验时, 只使用

ICP 算法和本文改进的 ICP 算法进行配准的定性分析, 配准结果如图 8 和图 9 所示。

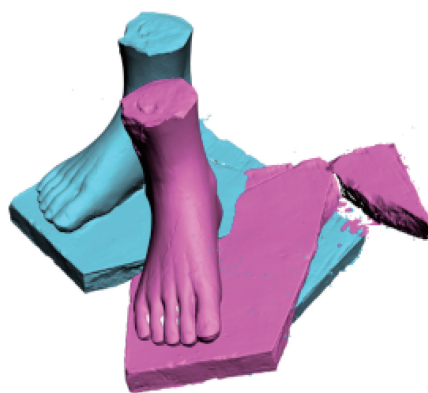


图 6 初始位置

Fig. 6 Initial position

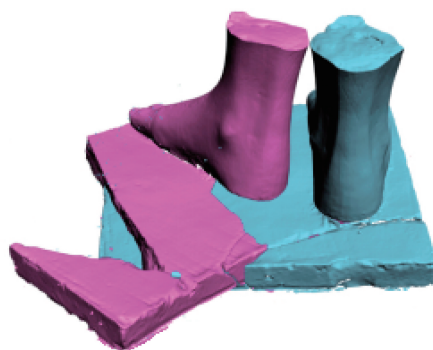


图 7 粗配准结果

Fig. 7 Coarse registration results

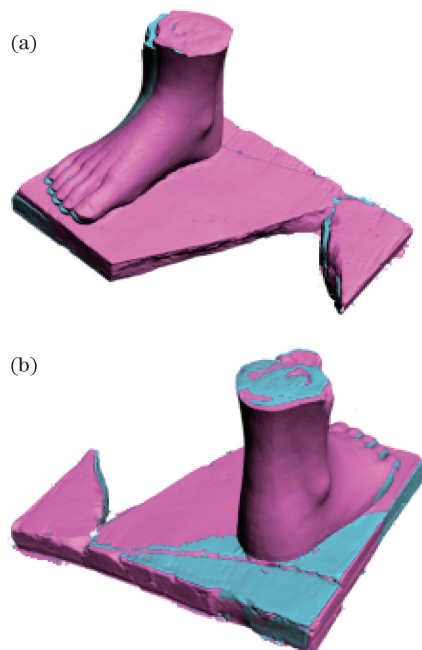


图 8 ICP 算法配准结果。(a) 正面; (b) 背面

Fig. 8 Registration results of ICP algorithm.

(a) Front; (b) rear

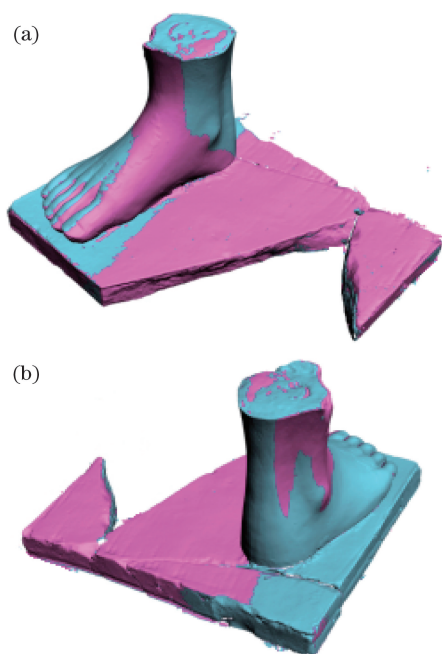


图9 改进的ICP算法配准结果。(a)正面;(b)背面  
Fig. 9 Registration results of improved ICP algorithm.  
(a) Front; (b) rear

在兵马俑碎片点云数据上,为了验证本文方法也具有较好的性能,以及克服定性分析的主观性,仍采用RANSAC算法<sup>[38]</sup>、LO-RANSAC算法<sup>[39]</sup>、4PCS算法<sup>[40]</sup>、Super-4PCS算法<sup>[41]</sup>、ICP算法<sup>[7]</sup>、Go-ICP算法<sup>[42]</sup>、GA-ICP算法<sup>[43]</sup>、ICP-CP算法<sup>[14]</sup>、IRLS-ICP算法<sup>[44]</sup>和本文方法进行实验,分别记录比较每种方法的匹配点对率、配准误差和配准耗时,匹配点对率的定义与颅骨中的定义一样。不同方法的匹配率、配准误差和耗时对比,如表4所示。

表4 不同配准方法的效率对比

Table 4 Efficiency comparison of different registration methods

Algorithm	Matching rate / %	Registration error / mm	Time-consuming / s
RANSAC <sup>[38]</sup>	54.5	$9.113 \times 10^{-2}$	31.224
LO-RANSAC <sup>[39]</sup>	63.3	$7.739 \times 10^{-2}$	57.739
4PCS <sup>[40]</sup>	79.6	$4.609 \times 10^{-2}$	24.682
Super-4PCS <sup>[41]</sup>	80.7	$4.288 \times 10^{-2}$	22.899
ICP <sup>[7]</sup>	79.1	$4.977 \times 10^{-2}$	26.861
Go-ICP <sup>[42]</sup>	78.6	$5.096 \times 10^{-2}$	25.933
GA-ICP <sup>[43]</sup>	77.8	$5.355 \times 10^{-2}$	24.129
ICP-CP <sup>[14]</sup>	81.1	$4.071 \times 10^{-2}$	22.567
IRLS-ICP <sup>[44]</sup>	80.4	$4.525 \times 10^{-2}$	23.337
Proposed method	81.6	$3.749 \times 10^{-2}$	21.735

从图8和图9可以看出,本文算法在兵马俑碎片模型上也取得了较好的结果。与颅骨点云配准相比,兵马俑碎片的迭代次数更少,这是由于颅骨点云的数据量多于兵马俑碎片点云的数据量;兵马俑碎片的配准误差略高于颅骨的配准误差,这是由于兵马俑碎片不均匀、没有规律,部分位置存在磨损或缺失,而颅骨数据在采集时已经将病变或残缺的情况排除,数据质量更好,这也说明数据的选择会影响配准的效果。在兵马俑碎片的细配准过程中,与ICP算法相比,本文改进的ICP算法的配准效果较好,从碎片的正面视图可以看到,在兵马俑脚趾和左侧脚踝的位置,ICP算法配准后的两个碎片没有完全重合,出现错位现象,而本文算法取得了较好的效果。

从表4中可以看出,与几种经典配准方法相比,本文算法的性能明显优于经典配准算法;与ICP算法相比,本文改进的ICP算法的匹配率和配准精度分别提高了约3%和25%,算法耗时减少了约18%。改进的ICP算法中,ICP-CP算法的配准效率最高。与ICP-CP算法相比,本文算法的匹配率和配准精度分别提高了约0.6%和8%,算法耗时减少了约4%。因此,本文算法对兵马俑碎片的配准也是有效的,优于经典配准算法和最新的改进ICP算法。

## 5 结 论

本文提出了一种基于分层优化策略的颅骨点云配准方法。首先基于点的邻域提取几何特征,从而得到颅骨特征向量;然后通过计算距离函数测量特征相似性来建立匹配点对,并采用 $k$ -means算法剔除误匹配点对;进而使用四元数法计算颅骨点云间的刚体变换关系,实现颅骨粗配准;最后在粗配准的基础上,通过引入 $k$ -d树和几何特征约束对ICP算法进行改进,使用改进的ICP算法实现颅骨的精确配准。实验结果表明,本文配准算法在颅骨点云数据和兵马俑碎片数据上都取得了较好的效果,通过量化分析可知,与经典配准方法和最新的改进ICP算法相比,本文改进的ICP算法配准精度和收敛速度都得到提升,算法耗时减少,有效地提高了点云模型配准的效率和准确性。

本文算法的优化策略可以总结为以下几点:1)采用加权采样降低算法的时间复杂度。采样时,仅对目标点集,不对参考点集采样,目的是保证用于确定参考点集匹配特征点搜索空间的完整性;2)在

粗配准时,采用  $k$ -means 算法删除误匹配点对,提高配准精度;3)在细配准时,引入  $k$ -d 树用于最近邻域点的搜索,提高 ICP 算法的效率;加入几何特征约束,再次剔除误匹配点对,进一步提高配准精度。

虽然本文算法在颅骨点云配准上取得了比较好的效果,但是在后续的研究中还需要进一步考虑含有噪声、残缺颅骨等情况下的颅骨配准结果,针对各种复杂情况都能够实现精度和效率都优的配准算法是下一步的研究方向。

### 参 考 文 献

- [1] Salvi J, Matabosch C, Fofi D, et al. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation[J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25(5): 578-596.
- [2] Gardner R J, Kiderlen M. A new algorithm for 3D reconstruction from support functions[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(3): 556-562.
- [3] Tam G K L, Cheng Z Q, Lai Y K, et al. Registration of 3D point clouds and meshes: a survey from rigid to nonrigid [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2013, 19(7): 1199-1217.
- [4] Alsadik B, Gerke M, Vosselman G, et al. Minimal camera networks for 3D image based modeling of cultural heritage objects [J]. *Sensors*, 2014, 14(4): 5785-5804.
- [5] Herráez J, Martínez J C, Coll E, et al. 3D modeling by means of videogrammetry and laser scanners for reverse engineering [J]. *Measurement*, 2016, 87: 216-227.
- [6] van der Jeught S, Dirckx J J J. Real-time structured light profilometry: a review [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2016, 87: 18-31.
- [7] 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.
- [8] Johnson A E, Bing Kang S. Registration and integration of textured 3D data [J]. *Image and Vision Computing*, 1999, 17(2): 135-147.
- [9] Park S Y, Subbarao M. An accurate and fast point-to-plane registration technique [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(16): 2967-2976.
- [10] Bae K H, Lichti D D. A method for automated registration of unorganised point clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, 63(1): 36-54.
- [11] Liu Y H. Automatic registration of overlapping 3D point clouds using closest points [J]. *Image and Vision Computing*, 2006, 24(7): 762-781.
- [12] Xie Z X, Xu S, Li X Y. A high-accuracy method for fine registration of overlapping point clouds [J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(4): 563-570.
- [13] Mavridis P, Andreadis A, Papaioannou G. Efficient sparse ICP [J]. *Computer Aided Geometric Design*, 2015, 35/36: 16-26.
- [14] Attia M, Slama Y. Efficient initial guess determination based on 3D point cloud projection for ICP algorithms [C] // 2017 International Conference on High Performance Computing & Simulation (HPCS), July 17-21, 2017. Genoa, Italy. IEEE, 2017.
- [15] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fastpoint feature histograms (FPFH) for 3D registration [C] // 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009. Kobe. IEEE, 2009.
- [16] Tombari F, Salti S, di Stefano L. Unique signatures of histograms for local surface description [M] // *Computer Vision-CCV 2010*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010: 356-369.
- [17] Wyngaerd J V, van Gool L, Kock R, et al. Invariant-based registration of surface patches [C] // *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, September 20-27, 1999. Kerkyra, Greece. IEEE, 1999.
- [18] Cheng L, Tong L H, Li M C, et al. Semi-automatic registration of airborne and terrestrial laser scanning data using building corner matching with boundaries as reliability check [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(12): 6260-6283.
- [19] Jiang J, Cheng J, Chen X L. Registration for 3D point cloud using angular-invariant feature [J]. *Neurocomputing*, 2009, 72(16/17/18): 3839-3844.
- [20] Daniels J, Ochotta T, HaL K, et al. Spline-based feature curves from point-sampled geometry [J]. *The Visual Computer*, 2008, 24(6): 449-462.
- [21] Liao Y J, Xu F, Zhao X L, et al. A point cloud registration method based on point cloud region and application samples [M] // *Communications in Computer and Information Science*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014: 216-227.
- [22] Mian A S, Bennamoun M, Owens R A. A novel representation and feature matching algorithm for automatic pairwise registration of range images [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 66(1): 19-40.
- [23] Zitová B, Flusser J. Image registration methods: a



- survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
- [24] Oliveira F P M, Tavares J M R S. Medical image registration: a review[J]. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2014, 17(2): 73-93.
- [25] Zhao F Q, Zhou M Q, Geng G H, et al. Rigid blocks matching method based on contour curves and feature regions[J]. *IET Computer Vision*, 2018, 12(1): 76-85.
- [26] Izumiya S, Nabarro A C, Sacramento A D J. Pseudo-spherical normal Darboux images of curves on a timelike surface in three dimensional Lorentz-Minkowski space [J]. *Journal of Geometry and Physics*, 2015, 97: 105-118.
- [27] Huang J H, Wang Z, Gao J M, et al. High-precision registration of point clouds based on sphere feature constraints[J]. *Sensors*, 2016, 17(12):1-14.
- [28] Zhu L P, Liu X N, Liu X L, et al. Hierarchical skull registration method with an iterative factor[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(4): 523-531.  
朱丽品, 刘晓宁, 刘雄乐, 等. 加入迭代因子的层次化颅骨配准方法[J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(4): 523-531.
- [29] Shi C Y, Liu X N, Luo X H, et al. Three dimensional skull registration automatically based on partition and improved ICP[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2018, 39(4): 631-637.  
史重阳, 刘晓宁, 罗星海, 等. 结合分区和改进 ICP 的三维颅骨自动配准算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2018, 39(4): 631-637.
- [30] Zhao F Q, Zhou M Q, Geng G H. Local feature registration method of skull point cloud model[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(8): 1120-1127.  
赵夫群, 周明全, 耿国华. 颅骨点云模型的局部特征配准方法[J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(8): 1120-1127.
- [31] Sinko M, Kamencay P, Hudec R, et al. 3D registration of the point cloud data using ICP algorithm in medical image analysis[C] // 2018 ELEKTRO, May 21-23, 2018. Mikulov. IEEE, 2018.
- [32] Guan Y L, Cheng X J, Shi G G. A robust method for fitting a plane to point clouds[J]. *Journal of Tongji University(Natural Science)*, 2008, 36(7): 981-984.  
官云兰, 程效军, 施贵刚. 一种稳健的点云数据平面拟合方法[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2008, 36(7): 981-984.
- [33] Cheng Z Q, Wang Y Z, Li B, et al. A survey of methods for moving least squares surfaces[C] // Proceedings of the Eurographics/IEEE VGTC Workshop on Volume Graphics 2008, Los Angeles, California, USA, 2008. IEEE, 2008.
- [34] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points[J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1992, 26(2): 71-78.
- [35] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm[C] // Proceedings Third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, Quebec City, Que., Canada. IEEE Comput. Soc.
- [36] Nishino K, Ikeuchi K. Robust simultaneous registration of multiple range images comprising a large number of points [J]. *Electronics and Communications in Japan (Part II: Electronics)*, 2004, 87(8): 61-74.
- [37] Zhao F Q, Geng G H. Skull registration method based on hole contour lines[J]. *Journal of Northwest University(Natural Science Edition)*, 2018, 48(4): 527-532.  
赵夫群, 耿国华. 基于孔洞轮廓线的颅骨配准方法[J]. *西北大学学报(自然科学版)*, 2018, 48(4): 527-532.
- [38] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Readings in Computer Vision*, 1987: 726-740.
- [39] Chum O, Matas J, Kittler J. Locally optimized RANSAC[M] // *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003: 236-243.
- [40] 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.
- [41] Mellado N, Aiger D, Mitra N J. Super 4PCS fast global pointcloud registration via smart indexing[J]. *Computer Graphics Forum*, 2014, 33(5): 205-215.
- [42] Yang J L, Li H D, Campbell D, et al. Go-ICP: a globally optimal solution to 3D ICP point-set registration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(11): 2241-2254.
- [43] Ji S J, Ren Y C, Ji Z, et al. An improved method for registration of point cloud[J]. *Optik*, 2017, 140: 451-458.
- [44] Liu X H, Geng N, Zhang Z Y, et al. Plant point cloud registration based on improved IRLS-ICP algorithm [J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(7): 1964-1970.  
刘晓慧, 耿楠, 张志毅, 等. 应用改进 IRLS-ICP 的植株点云配准[J]. *计算机工程与设计*, 2019, 40(7): 1964-1970.