

基于曲率图的颅骨点云配准方法

杨稳, 周明全*, 郭宝, 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 为了提高颅骨点云模型的配准精度和收敛速度, 提出一种基于曲率图的颅骨点云配准方法。首先对颅骨点云提取以特征点为中心并且包含其相邻点的三维形状块, 将所有点投影到二维平面上; 将投影点量化到二维支撑区域的相应单元中, 并将其加权曲率编码为曲率分布图来构造特征点的区域曲率图描述符; 然后基于区域曲率图描述符匹配具有相似局部形状的点来建立匹配点对, 采用奇异值分解方法计算颅骨点云间的刚体变换关系, 实现颅骨粗配准; 最后通过引入动态迭代系数对迭代最近点(ICP)算法进行改进, 使用改进的 ICP 算法实现颅骨的细配准。实验结果表明, 所提粗配准方法是一种有效的初始配准方法。与 ICP 算法相比, 改进的 ICP 算法在配准精度和收敛速度上分别提高了约 11% 和 37%, 配准耗时降低了约 34%。为了验证所提方法的普适性, 还采用兔子点云模型进行验证, 结果显示改进的 ICP 算法的配准效果优于 ICP 算法。

关键词 图像处理; 颅骨配准; 区域曲率图; 奇异值分解; 动态迭代系数; 迭代最近点算法

中图分类号 TP29

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.1610002

Skull Point Cloud Registration Method Based on Curvature Maps

Yang Wen, Zhou Mingquan*, Guo Bao, Geng Guohua, Liu Xiaoning, Liu Yangyang

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

Abstract This paper presents a new skull point cloud registration method based on curvature maps to improve the registration accuracy and convergence speed of the skull point cloud model. First, a three-dimensional shape block centered on the feature points and containing its adjacent points is extracted from the skull point cloud, and all the points are projected onto the two-dimensional plane. Furthermore, the projection points are quantized into the corresponding units in the two-dimensional supporting area, and the weighted curvature is encoded as curvature distribution images to construct the region curvature map descriptors of the feature points. Then, matching point pairs are established by matching points with similar local shapes based on regional curvature map descriptors, and the rigid body transformation relationship between skull point clouds is calculated using the singular value decomposition method to realize skull coarse registration. Finally, the iterative closest point (ICP) algorithm is improved by introducing dynamic iteration coefficients and used to achieve fine skull registration. The experiment results demonstrate that the proposed rough registration method is an effective initial registration method. Compared with the original ICP algorithm, the improved ICP algorithm increases the registration accuracy and convergence speed by approximately 11% and 37%, respectively, and reduces the time-consumption by approximately 34%. The bunny point cloud model is used to verify the generalization ability of the proposed method. The results demonstrate that the registration effects of the improved ICP algorithm are better than those of the original ICP algorithm.

Key words image processing; skull registration; regional curvature map; singular value decomposition; dynamic iterative coefficient; iterative closest point algorithm

OCIS codes 100.6890; 100.2960; 100.2980

收稿日期: 2020-04-09; 修回日期: 2020-05-01; 录用日期: 2020-05-18

基金项目: 国家自然科学基金(61731015, 61673319, 61902317, 61802311)、国家重点研发项目(2017YFB1402103)、陕西省重点产业链项目(2017ZDCXL-GY-03-01-01)、陕西省自然科学基金基础研究计划(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专项(18JK0795, 19JK0842)、西北大学教学项目(YJG17013)、陕西省重点研发计划项目(2019ZDLSF07-02, 2019ZDLGY10-01)

* E-mail: nwuzmq@163.com

1 引 言

基于颅骨的身份认证在法医学、人类学及考古学等领域^[1-3]具有重要的应用,颅面复原是颅骨身份认证最为重要的途径之一。由于传统的手工颅面复原技术主观性强、效率低、准确性不高,因此计算机辅助颅面复原技术被广泛使用。基于颅骨配准的颅面复原技术^[4]是计算机辅助颅面复原的一种主要方法,其基本原理是:从颅面数据库中找到与待复原颅骨最相似的颅骨并将其作为参考颅骨,将参考颅骨对应的面皮作为待复原颅骨的参考面皮,并分析比较待复原颅骨与参考颅骨之间的特征差异,按照颅骨间的特征差异对参考面皮进行统计形变,形变后的面皮就是待复原颅骨的复原面貌。在颅面数据库中寻找相似颅骨的过程中,颅骨配准是主要技术。因此,颅骨配准结果的好坏直接影响复原的效果。颅骨点云配准是点云配准中的一个重要应用领域。但颅骨点云复杂且差异比较小,因此颅骨配准的难度更大。将点云配准方法直接应用于颅骨配准中时往往会存在配准精度不高、收敛速度慢及耗时增加等问题,所以对颅骨点云配准进行研究有着重要的意义。

点云配准过程通常分为粗配准和细配准两个过程。粗配准过程能使两个位于不同坐标系下的三维点云模型的重叠部分大致匹配和重合。细配准过程是在粗配准的基础上,将两个点云模型进一步对齐,使得两个模型能够较好地匹配和重合,从而精确配准。粗配准通常是基于点云特征的,如轮廓线特征^[5]、法向和曲率特征^[6-7]、角度特征^[8]、积分不变量^[9]、凹凸区域特征^[10-11]等。在细配准过程中使用最多的是迭代最近点(ICP)算法^[12]及其变体,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,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^[13]提出一种FICP算法,该算法有效剔除了异常点,提高了算法的鲁棒性。Mavridis等^[14]提出一种基于混合优化的稀疏ICP算法,该算法使得点云配准的精度和速度都有提升。Attia等^[15]提出一种ICP-CP算法,实验结果表明,这种算法在大多数情况下不仅提高了配准的准确性还缩短了配准过程。史重阳等^[16]通过在ICP算法中设置动态估计剔除了误匹配点对,提高了配准精度。赵夫群等^[17]在ICP算法的基础上引入高斯概率模型和迭代因子,提高了配准精度,加快了收敛速度。Sahillioğlu等^[18]提出

了一种基于三维立体形状体积的配准算法,该算法能根据颅骨四面体网格模型获取数据的体积性质并进行配准。与其他网格模型算法相比,该算法能更好地捕获数据的体积性质,能利用体积性质进行配准,对于畸形的颅骨具有一定的鲁棒性,但在网格划分的过程中,会丢失一些数据,从而降低配准的准确度。至今很多研究者仍然采用ICP算法,并根据具体应用领域对其进行改进优化。

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用于颅骨时都不能得到预期的结果。因此,针对颅骨这种特殊的复杂三维模型,本文采用先粗配准后细配准的策略,提出一种基于曲率图特征的颅骨点云配准方法。在粗配准过程中,首先对颅骨点云提取以特征点为中心并且包含其相邻点的三维形状块,将所有点投影到二维平面上;进一步将投影点量化到二维支撑区域的相应单元中,并将投影点的加权曲率编码为曲率分布图,来构造特征点的区域曲率图描述符;然后基于区域曲率图描述符,在两个颅骨点云中匹配具有相似局部形状的点,采用基于区域曲率图子区域的点对应搜索和匹配策略以减小丢失区域的影响,提高搜索效率;最后,在满足几何一致性的前提下,采用奇异值分解方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,在经典ICP算法的基础上进行改进,通过引入动态迭代系数,在不影响ICP算法配准精度和收敛方向的情况下,提高算法的收敛速度,从而实现颅骨的精确配准。

2 区域曲率图

详细介绍区域曲率图描述符的生成过程。通过获取以特征点为中心的相邻形状块,将所有点投影到特定的二维平面上,并将投影点的曲率编码为曲率分布图,从而构造了特征点的区域曲率图描述符。

2.1 邻域点分布图

从三维点云中提取三维形状块 P ,每个形状块包含特征点 p 及其邻域点 $\{p_i\}$,其中 i 为邻域点的个数。定义三维形状块的局部参考系(LRF)为 $o_p-x_p y_p z_p$,其中 o_p 是LRF的原点, p 的表面法向沿 z 轴, p 的最大主曲率 K 的方向沿 x 轴。根据映射 M ,将所有相邻点 $p_i=(x_{p_i}, y_{p_i}, z_{p_i})$ 投影到二维坐标系 $o'_p-x'_p y'_p$ 的特定二维平面上,在二维支撑区域上形成了投影点的分布图像。映射 M 定义为

$$\mathbf{M}(x_{p_i}, y_{p_i}, z_{p_i}) = (\rho \cos \theta, \rho \sin \theta), \quad (1)$$

式中: $\rho = \sqrt{x_{p_i}^2 + y_{p_i}^2 + z_{p_i}^2}$ 为相邻点 p_i 与原点 o_p 之间的距离; p_i 方位角 $\theta = \arctan(y_{p_i}, x_{p_i})$ 。因此, 二维坐标系 $o'_p - x'_p y'_p$ 中的投影点 p'_i 是 $(x'_{p_i}, y'_{p_i}) =$

$(\rho \cos \theta, \rho \sin \theta)$ 。点 p_i 的表面法线主要由 p_i 的俯仰角确定, 而不是 p_i 的方位角 θ , 因此映射 \mathbf{M} 受法向误差的影响较小。局部坐标系和点投影示意图如图 1 所示。

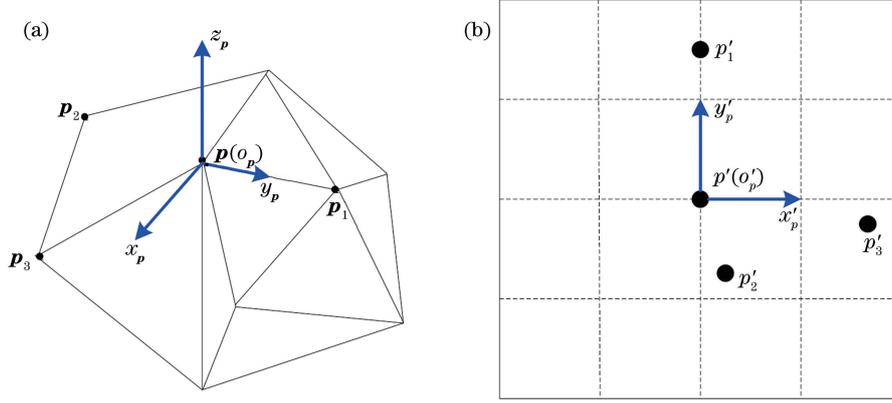


图 1 局部坐标系和点投影示意图。(a)局部坐标系 $o_p - x_p y_p z_p$ 中特征点 p 及其邻域点 $\{p_i\}$; (b)二维平面上的投影点

Fig. 1 Diagram of local coordinate system and point projection. (a) Feature point p and its neighborhood point $\{p_i\}$ in local coordinate system $o_p - x_p y_p z_p$; (b) projection points on two-dimensional plane

2.2 区域曲率图生成

根据映射 \mathbf{M} , 将特征点 p 的所有相邻点 $\{p_i\}$ 投影到特定的二维平面上, 形成二维分布图像。计算所有点的最大主曲率并用灰度值表示, 然后通过量化信息和编码建立区域曲率图。

由于二维分布图像上的投影点 $\{p'_i\}$ 是无序的, 将二维支撑区域沿 x' 轴和 y' 轴划分为 $n_s \times n_s$ 个平均单元, 然后将投影点量化为相应的单元并进行统一表示。单元中心可以表示为

$$P_s = \{(x, y), x = u \cdot d_s, y = v \cdot d_s\}, \\ u = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm n_s, v = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm n_s, \quad (2)$$

式中: d_s 为每个单元的大小; 二维支撑区域的半径 $R_s = n_s \cdot d_s$ 。

位于区域 $\{Q | x'_i \in (x - d_s/2, x + d_s/2), y'_i \in (y - d_s/2, y + d_s/2)\}$ 中的投影点 $p'_i(x'_i, y'_i)$ 被计入单元 (x, y) 。对于每个单元, 将所有落在单元内的点的加权曲率相加。在点 p 上采用二阶泰勒展开式来逼近点的相邻表面。用相邻点 p_i 可以得到近似相邻表面的参数, 表达式为

$$\begin{bmatrix} x_1^2 & x_1 y_1 & y_1^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_i^2 & x_i y_i & y_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{xx} \\ h_{xy} \\ h_{yy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_i \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: h_{xx} 为 Hessian 矩阵值函数对 x 的二阶偏导数; h_{xy} 为 Hessian 矩阵值函数对 x, y 的二阶偏导数; h_{yy} 为 Hessian 矩阵值函数对 y 的二阶偏导数。

然后, 可以获得近似曲面的 Hessian 矩阵, 表达式为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 2h_{xx} & h_{xy} \\ h_{xy} & 2h_{yy} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Hessian 矩阵的最大特征值是 p 点的最大主曲率 K , 并且最大特征值对应的特征向量的方向为该点的主方向 \mathbf{X} 。它们可以明确表示为

$$\mathbf{H}_x = K \cdot \mathbf{X}, \\ K = h_{xx} + h_{yy} + \sqrt{(h_{xx} - h_{yy})^2 + h_{xy}^2}. \quad (5)$$

然后, 将落在单元 (x, y) 中的点的曲率编码成曲率分布图, 表达式为

$$\hat{K}(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{S_{w_i}} \sum_{i=1}^{n_q} (w_i K_i), & \{p_i\} \neq \emptyset \\ \infty, & \{p_i\} = \emptyset \end{cases}, \quad (6)$$

式中: w_i 为投影点 $p'_i(x_i, y_i)$ 的高斯权重; K_i 为投影点的主曲率; 归一化子 $S_{w_i} = \sum_{i=1}^{n_q} w_i$; n_q 为单元 (x, y) 中点的数目。二维支撑区域上没有投影点的区域表示为 ∞ 。最后, 通过聚合所有单元的编码值, 可以获得一个大小为 $(2n_s + 1) \times (2n_s + 1)$ 的矩阵并将其作为区域曲率图描述符。

3 基于区域曲率图的粗配准

给定两个颅骨 S_1 和 S_2 , 目标是基于区域曲率图特征, 在两个颅骨之间找到唯一的刚性变

换,可将两个颅骨转换到同一坐标系下。粗配准过程主要分为三步:首先,提取特征点及其相邻点,并将它们分别表示为区域曲率图描述符;然后,基于区域曲率图描述符,在 S_1 和 S_2 中匹配具有相似局部形状的点,采用基于区域曲率图子区域的点对应搜索和匹配策略,以减小丢失区域的影响,提高搜索效率;最后,在满足几何一致性的前提下,用不少于 3 个三维点对应关系进行 S_1 和 S_2 的粗配准。

3.1 相似性度量

两个三维点的相似性是通过其区域曲率图的重叠填充区域之间的 l_2 距离来测量的,因此,可以消除数据丢失的区域对曲率图描述符的影响。

对于区域曲率图矩阵 $\mathbf{X}=[x_{hj}]$,区域曲率图的集合 $F=\{(h,j)|x_{hj}\neq C_\infty\}$ 被定义为填充区域,其中 C_∞ 为无穷复数集。对于两个区域曲率图 \mathbf{X} 和 \mathbf{X}' ,在测量区域曲率图之间的 l_2 距离时,重叠集合 $F\cap F'$ 被视为有效区域。因此,有效距离可以表示为

$$d(\mathbf{X},\mathbf{X}')=\begin{cases} \frac{1}{n_0}\left[\sum_{(h,j)\in F\cap F'}(x_{ij}-x'_{hj})^2\right]^{\frac{1}{2}}, & n_0\geq r_0(2n_s+1)^2 \\ \infty, & n_0< r_0(2n_s+1)^2 \end{cases}, \quad (7)$$

式中: n_0 为集合 $F\cap F'$ 中元素的个数; r_0 为有效单元的阈值; x'_{hj} 为 x_{hj} 的对应点。

3.2 对应点搜索与匹配

为了提高搜索效率,通过匹配 S_1 在 S_2 中的区域曲率图子区域来搜索特征点的对应点。区域曲率图描述符的二维支撑区域被分成 8 个子区域 R_1 ,

R_2, \dots, R_8 , 每个子区域 R_l 占据支撑区域的 1/4, 如图 2 所示, 其中 l 为子区域的编号, 将具有足够投影点的单元定义为有效单元。当子区域中的有效单元数大于一定比例 r_v 时, 子区域被定义为有效子区域。有效子区域 R_l 的子区域曲率图表示为 $\mathbf{X}_p(R_l)$ 。设置 $r_v=0.8$ 。

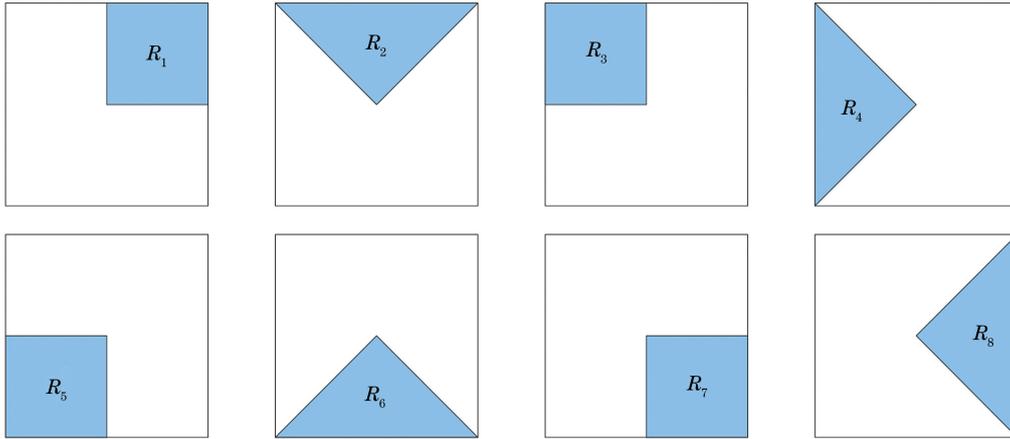


图 2 区域曲率图的子区域

Fig. 2 Sub-regions of regional curvature map

对于三维点对应关系 (p_1, p_2) , 它们局部形状的区域曲率图 \mathbf{X}_{p_1} 和 \mathbf{X}_{p_2} 是相似的。它们的有效子区域 R_l 及其区域曲率图 $\mathbf{X}_{p_1}(R_l)$ 和 $\mathbf{X}_{p_2}(R_l)$ 也是相似的。对于颅骨 S_1 中的 p_1 点, 在颅骨 S_2 中搜索 p_1 的候选对应点, 过程如下。

1) 将特征点 p_1 有效子区域确定为 $R_{g^1}, R_{g^2}, \dots, R_{g^n}$, 其中 g 为有效子区域中点的编号。对每个子区域 R_{g^n} , 将 S_2 中所有点的子区域曲率图 $\mathbf{X}(R_{g^n})$ 划分为单个集合 $\{X_{R_{g^n}}(1), X_{R_{g^n}}(2), \dots, X_{R_{g^n}}(m)\}$ 。

2) 使用局部敏感哈希 (LSH) 方法^[19-20] 在候选

集 $\{X_{R_{g^n}}(m)\}$ 中搜索与 $\mathbf{X}_{p_1}(R_{g^n})$ 相似的有效子区域。LSH 方法将 $\mathbf{X}_{p_1}(R_{g^n})$ 和候选集 $\{X_{R_{g^n}}(m)\}$ 的元素投影到一个连续的存储区, 并在相应存储区中搜索与要查询的子区域曲率图相似的子区域曲率图, 该方法极大地提高了搜索效率, 并减少了错误匹配。

3) 将与选择的子区域 $X_{R_{g^n}}(m)$ 相对应的 S_2 的三维点分组为单个点集 $\{C_{R_{g^n}}(1), C_{R_{g^n}}(2), \dots, C_{R_{g^n}}(m)\}$ 。

4) 将集合 $C_{p_1} = \{C_{R_{g^1}} \cap C_{R_{g^2}} \cap \dots \cap C_{R_{g^n}}\}$ 中的

点确定为 p_1 的候选对应点。

对于 C_{p_1} 中每个候选的对应点 q_g , 计算 q_g 和 p_1 之间的有效距离 l_2 作为两个点的相似性得分, 并使用阈值方法或最近点方法确定 p_1 的最终对应点。

3.3 刚性变换矩阵的求解

为了提高配准精度, 一般采用更多的对应点对进行约束, 并使用最小二乘法进行变换矩阵的估计, 刚体变换的结果将直接影响配准的效果, 因此计算最优的变换矩阵是配准过程中的重要步骤之一。设两个颅骨点云数据为 $P = \{p_t\}_{t=1}^{n'}$ 和 $Q = \{q_t\}_{t=1}^{n'}$, 其中 t 为颅骨点云模型中点的编号。通常使用 $F(R, T) = \sum_{t=1}^{n'} \|q_t - Rp_t - T\|$ 的最小化来进行旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 的估计。采用奇异值分解方法 (SVD)^[21] 计算变换矩阵, 具体计算过程如下。

1) 以质心为参考坐标系原点, 采用获得的 P' , Q' 来构建基础矩阵 $A, A = \frac{1}{n'} \sum_{t=1}^{n'} p'_t (q'_t)^T$ 。

2) 对 A 进行奇异值分解, 得 $A = U\Lambda V^T$, 其中 U 和 V 分别为左和右奇异值向量, Λ 为奇异值矩阵。

3) 计算旋转矩阵 $R = VU^T$ 和平移向量 $T = \bar{p} - R\bar{q}$, 其中 $\bar{p} = \sum_{t=1}^{n'} p_t, \bar{q} = \sum_{t=1}^{n'} q_t$ 。

4 基于改进 ICP 算法的细配准

颅骨点云经过粗配准后, 位置和姿态都位于同一坐标系下, 但还需要进一步调整对齐, 即细配准过程。使用改进的 ICP 算法实现颅骨点云的细配准, 在 ICP 算法的基础上, 加入动态迭代系数, 在不影响配准精度的情况下, 可以有效地提高算法的收敛速度。所提算法流程如图 3 所示。

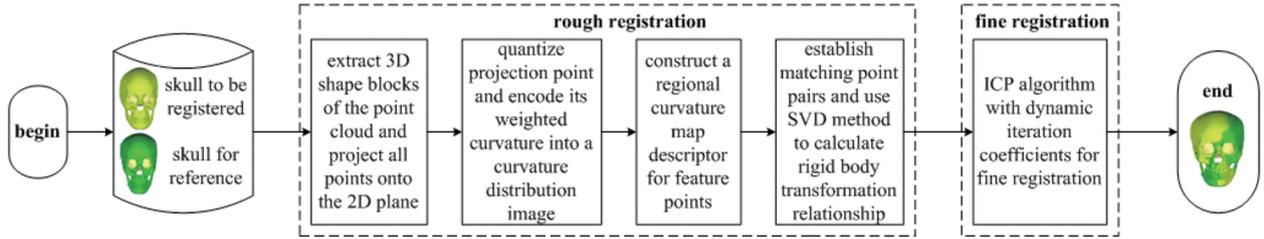


图 3 所提算法流程图

Fig. 3 Flow chart of proposed algorithm

设两个待配准模型的点集分别是 $P = \{p_v\}_{v=1}^M$ 和 $Q = \{q_v\}_{v=1}^N$, 其中 v 为待配准颅骨模型中点的编号。ICP 算法的步骤如下:

1) 在 Q 中寻找与点集 P 中点的最近点, 获取初始配准点对 D_k 。

2) 计算点云之间的刚体变换参数 R_k, T_k , 并计算匹配误差 ℓ_k 。

3) 根据得到的变换参数调整点云 $P, P_{k+1} = R_k P_k + T_k$, 其中 k 为迭代次数。

4) 判断两次迭代间的配准误差, 若小于设定的阈值, 则配准过程结束; 否则重复计算配准点对和刚体变换参数, 直到满足设定的阈值要求。

4.1 动态迭代系数

动态迭代系数是一个能自适应调整刚体变换参数的变量, 在不影响 ICP 算法配准精度和收敛方向的情况下, 可以提高算法的收敛速度。将动态迭代系数记为 $d_{ic}, d_{ic} \geq 0$, 并且 d_{ic} 为整数。当 d_{ic} 的取值不同时, 算法的收敛速度也存在差异。随着迭代系数 d_{ic} 的增大, 收敛速度会越来越快, 但是当 d_{ic} 增加到某一个值时, 会出现收敛速度不会有明显变

化的情况, 还会出现无法收敛的问题。针对不同的三维模型的配准, 最优的 d_{ic} 值可能是不同的, 一般模型越复杂, d_{ic} 值会越大, 需要多次实验并对结果进行对比才能确定 d_{ic} , 在配准误差最小和耗时最少时, 对应的 d_{ic} 即为最优迭代系数。动态迭代系数收敛变化如图 4 所示。

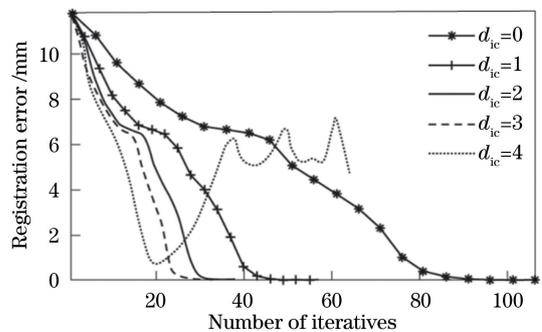


图 4 迭代收敛曲线

Fig. 4 Iterative convergence curve

在 ICP 算法中加入动态迭代系数的过程如下。首先, 计算三维模型的刚体变换矢量 $S = [R | T]^T$ 和相邻两次迭代 S_k 和 S_{k-1} 的变化量 ΔS_k ; 然后, 用刚

体变换矢量变化量 ΔS_k 更新 ICP 算法中的 P_{k+1} , 即调整刚体变换参数 R_k ; 最后, 当配准误差满足阈值时配准过程结束, 得到最优的 d_{ic} 。

4.2 改进的 ICP 算法

待配准点云模型记为 P_S , 参考点云模型记为 P_T , 将 P_S 和 P_T 进行粗配准后的点云模型分别记为 $P_{S'}$ 和 $P_{T'}$; 将待配准点云模型 P_S 的点集记为 P_i , 参考点云模型 P_T 的点集记为 P_j , 经过粗配准后两个点云模型的点集分别记为 $P_{i'}$ 和 $P_{j'}$, j 表示参考点云模型中点的数目, $P_{S'}^k$ 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_{icp}^k 表示对应点对。改进后的 ICP 算法的步骤如下。

- 1) 设置初始值, 其中 $P_{S'}^k = P_{S'}$, R_k 为单位矩阵, $T_k = 0$, 迭代次数 $k = 0$, 动态迭代系数 $d_{ic} = 0$ 。
- 2) 令 $k = k + 1$, 利用奇异值分解方法计算旋转矩阵 R_k 和平移向量 T_k , 并计算配准误差 ℓ_k 。
- 3) 计算相邻两次迭代 S_k 和 S_{k-1} 的变化量 ΔS_k , 更新 $P_{S'}^k = R_{k-1} P_{S'}^{k-1} + T_{k-1}$ 。
- 4) 判断算法是否达到收敛, 若未达到收敛, 则 $d_{ic} = d_{ic} + 1$; 否则, 执行 $d_{ic} = 0$ 操作。
- 5) 判断动态迭代系数 d_{ic} , 若 $d_{ic} > 0$, 则通过执行 $P_{S'}^k = R_{k-1} P_{S'}^{k-1} + T_{k-1}$ 共 d_{ic} 次来更新点集 $P_{S'}^k$ 。
- 6) 根据旋转矩阵 R_k 和平移向量 T_k 变换点云 $P_{S'}^k$ 。
- 7) 判断两次迭代的误差 $\ell_k - \ell_{k-1}$ 是否小于设定的阈值 δ_{icp} , 若误差满足 δ_{icp} 则停止迭代; 否则, 返回步骤 2) 继续执行, 直至最终完成配准。

5 实验结果与分析

为了验证所提算法的普适性和有效性, 分别在颅骨点云模型和公共数据集兔子点云模型上进行验证。所提算法在 Intel Core i7 3.41GHz 的 CPU、8G 内存的 PC 机, Visual studio 2015 软件上结合 C++ 语言和 PCL 点云库的环境下实现。另外, 为了能更加直接地评估点云模型的配准精度, 采用方均根误差 (RMSE) 来量化配准结果, 衡量配准的精度。

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \| R p_i + T - q_j \|^2}, \quad (8)$$

式中: N_p 为匹配点对数; q_j 为点集 Q 中与 p_i 匹配的点。

5.1 颅骨点云粗配准算法对比

实验采用的 200 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 CT 扫描重建得到的, 获得的全部三维颅骨模型数据都是单层的三维点云数据。所有颅骨点云数据均经去噪和简化处理, 模型的数据量小, 并且能够保留细节特征和几何形状。

为了验证所提方法对颅骨点云配准的有效性, 专门针对粗配准过程设计了对应的实验。采用基于主成分分析 (PCA) 的粗配准方法^[22]、基于遗传算法 (GA) 的粗配准方法^[23]、基于快速点特征直方图 (FPFH) 的粗配准方法^[24] 对颅骨进行粗配准实验, 并将得到的结果与所提方法的配准结果进行对比。图 5 是待配准的颅骨点云模型, 图 6 是 PCA、GA、FPFH 及所提方法的粗配准结果。四种方法的粗配准效率对比如表 1 所示。

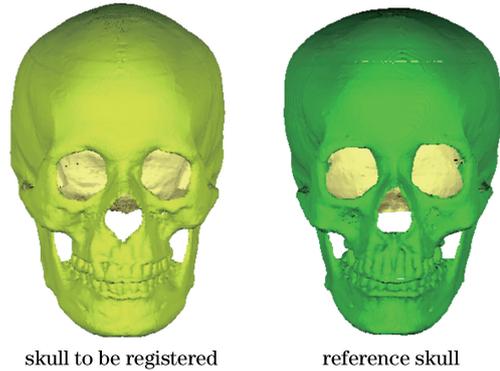


图 5 待配准的颅骨点云模型

Fig. 5 Skull point cloud models to be registered

表 1 不同粗配准方法的配准效率对比

Table 1 Comparison of registration efficiency of different rough registration methods

Method	Registration error /mm	Time-consuming /s
PCA	6.254×10^{-1}	20.39
GA	5.697×10^{-1}	24.96
FPFH	4.638×10^{-1}	16.84
Proposed method	3.474×10^{-1}	18.25

从图 6 可以看出, 所提方法效果最好; 从颅骨的下颌部分可以看出, 基于 PCA 的方法在下颌部分的重合度较差, 而经所提方法配准后的两个颅骨大致位于同一位置; 从颅骨鼻梁位置可以看出, 所提方法的配准结果优于基于 GA 和基于 FPFH 的方法。但所提方法的配准结果还是达不到预期, 两个颅骨的眼眶位置还是存在差别, 因此还需要进一步的细配准。为了克服视觉上的主观性, 分别对四种方法

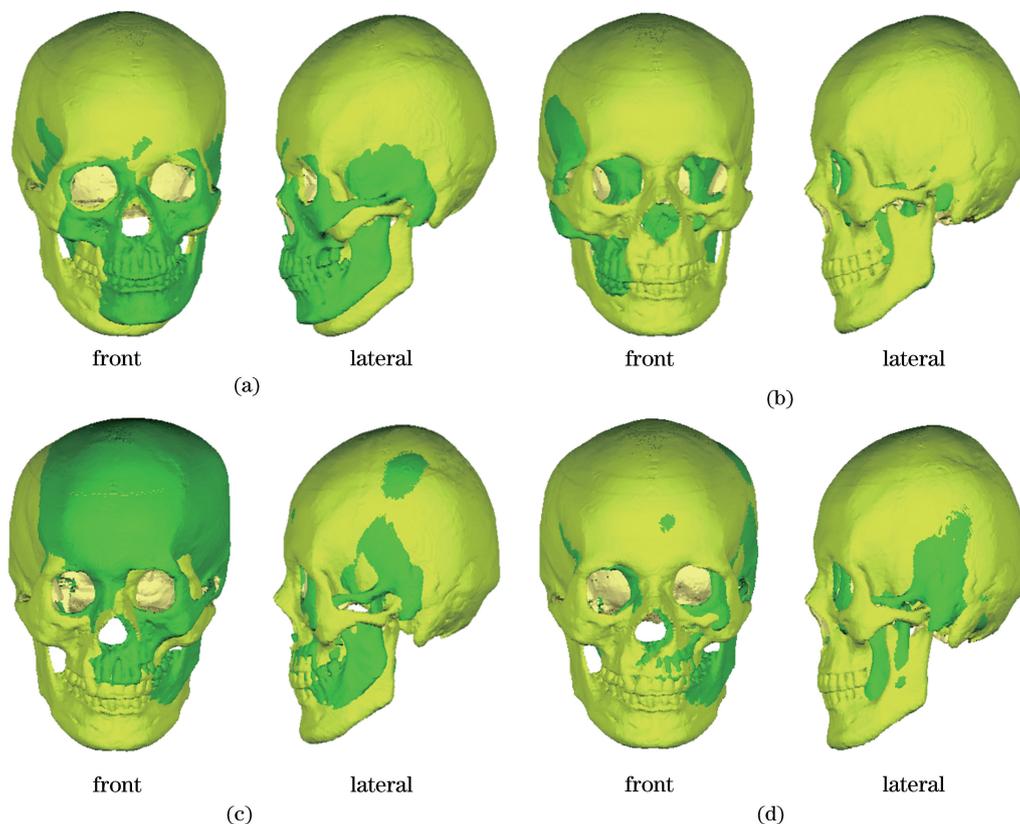


图 6 不同粗配准方法的配准结果。(a) PCA;(b) GA;(c) FPFH;(d)所提方法

Fig. 6 Registration results of different rough registration methods. (a) PCA; (b) GA; (c) FPFH; (d) proposed method

的配准精度进行量化分析。从表 1 可以看出,所提方法的配准精度最优,配准耗时仅次于基于 FPFH 的方法,虽然配准耗时比 FPFH 方法多了 1.41 s,但是配准精度提高了约 25%;与基于 PCA 的方法相比,所提方法的配准精度提高了约 44%,配准耗时减少了约 10%;与基于 GA 的方法相比,所提方法的配准精度提高了约 39%,配准耗时减少了约 27%。由于所提方法使用的曲率图特征描述符是一种稳健的局部形状描述符,对误差的鲁棒性好,在特征点及其相邻点投影到二维平面时,所提方法只对正常误差内的点构建特征描述符;另外,曲率图描述符对具有不同点云密度的点云模型都适用。而基于 PCA 的方法只考虑了主要特征,会丢失部分特征;基于 GA 的方法属于随机类方法,需多次计算,而且结果可靠性差,容易收敛到局部最优解;基于 FPFH 的方法也是一种比较好的局部特征描述符,但是这种方法主要对噪声鲁棒,而本文在数据预处理时已进行去噪处理,所以基于 FPFH 的方法虽然也取得较好的配准结果,但是在配准精度方面要低于所提方法。因此,所提方法是一种配准精度更高、速度更快的有效初始配准方法。

5.2 颅骨点云配准

在基于曲率图的粗配准算法上,分别采用经典 ICP 算法和所提改进的 ICP 算法对粗配准后的结果进行实验,并对比分析配准结果。图 7 为两个待配准的颅骨,图 7(a)为待配准颅骨 U,图 7(b)为参考颅骨 S。待配准颅骨 U 有 211526 个点,参考颅骨 S 有 212274 个点。首先采用所提粗配准算法对 U 和 S 进行颅骨粗配准,配准结果如图 8 所示。然后在粗配准结果的基础上,分别采用经典 ICP 算法和改进 ICP 算法进行细配准,两种方法的配准结果分别如图 9 和图 10 所示。在细配准过程中,经过多次实验对比,当动态迭代系数 $d_{ic}=3$ 时,能够在保证配准精度的情况下,算法收敛速度最快,耗时最少;当 $d_{ic}<3$ 时,算法收敛较慢,配准效率低;当 $d_{ic}>3$ 时,收敛速度加快,但增加到一定值时,算法的收敛速度基本不变并且还会出现震荡现象,导致配准效果较差。ICP 算法和改进的 ICP 算法的迭代次数、配准误差及耗时情况如表 2 所示。

从图 9、10 的配准结果来看,ICP 算法的配准结果和改进的 ICP 算法都可以实现比较好的配准效果,从视觉上很难区分哪种算法的效果更好。但是从表 2 可以看出,改进的 ICP 算法通过加入迭代系

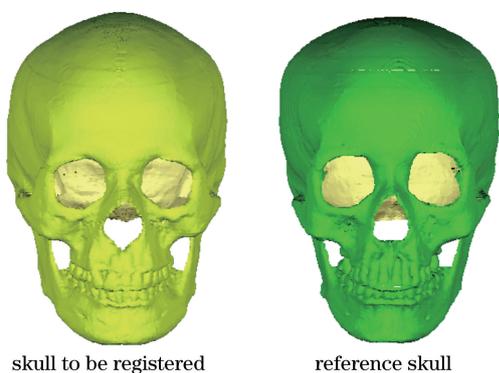


图 7 待配准的两个颅骨
Fig. 7 Two skulls to be registered

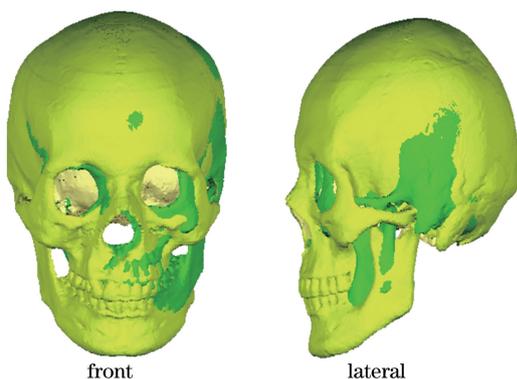


图 8 粗配准结果
Fig. 8 Coarse registration results

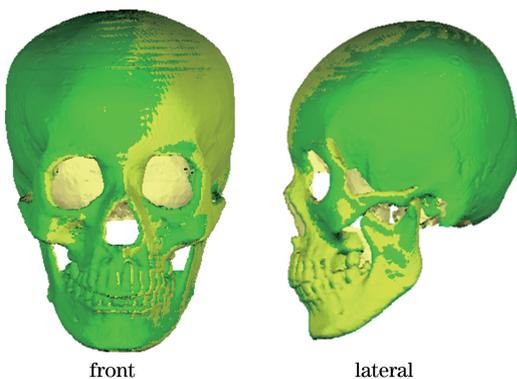


图 9 ICP 算法的细配准结果
Fig. 9 Fine registration results of ICP algorithm

表 2 颅骨点云的配准效率对比

Table 2 Comparison of registration efficiency of skull point clouds

Algorithm	Number of iterations	Registration error /mm	Time-consuming /s
ICP	46	3.652×10^{-2}	47.83
Improved ICP	29	3.243×10^{-2}	31.64

数,在进行下一次迭代时是在前一次迭代的基础上进行的,节约了计算转换矩阵的时间,加快了配准的

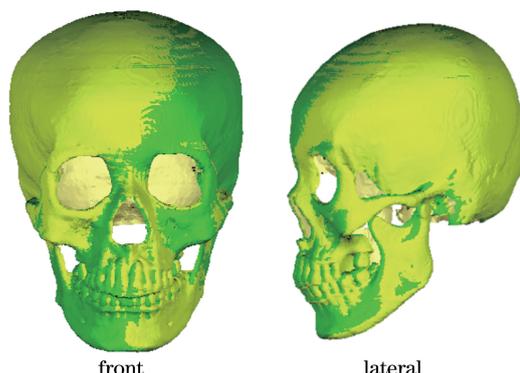


图 10 改进的 ICP 算法的细配准结果
Fig. 10 Fine registration results of improved ICP algorithm
收敛速度,所需的迭代次数也减少,只需 29 次迭代就可以实现精确配准,而 ICP 算法需迭代 46 次。与 ICP 算法相比,改进的 ICP 算法的配准精度和收敛速度分别提高了约 11% 和 37%,配准耗时降低了约 34%。虽然配准精度提升不明显,但是在收敛速度和配准耗时上都明显优于 ICP 算法,因此所提方法在细配准过程中的耗时更少,收敛速度更快。

5.3 斯坦福兔子点云配准

为了验证所提方法的普适性和优越性,采用斯坦福大学的兔子点云模型^[25]进行实验。图 11 是两个兔子模型的初始位置,两个兔子模型的点云个数分别是 40256 和 40097。图 12 是两个兔子模型的粗配准结果。在经粗配准后,在粗配准的基础上再进行细配准。在进行细配准实验时,分别使用 ICP 算法和改进的 ICP 算法进行配准,配准结果如图 13,14 所示。在细配准过程中,经过多次实验对比,当动态迭代系数 $d_{ic} = 2$ 时,能够在保证配准精度的情况下,收敛速度最快,耗时最少。在兔子模型上,ICP 算法和改进的 ICP 算法的迭代次数、配准误差及耗时情况如表 3 所示。

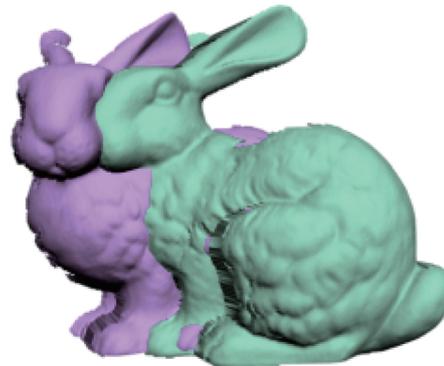


图 11 初始位置
Fig. 11 Initial position

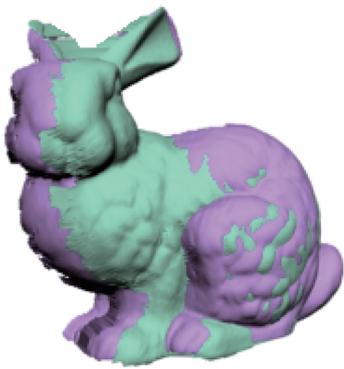


图 12 粗配准结果

Fig. 12 Coarse registration result

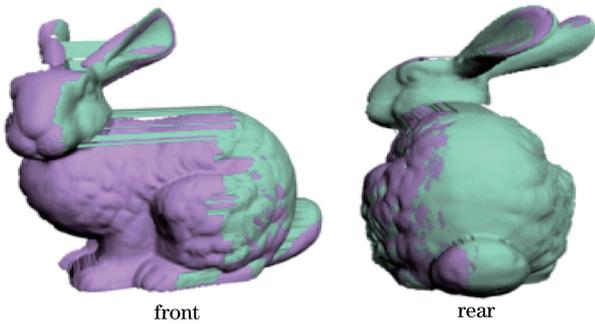


图 13 ICP 算法的细配准结果

Fig. 13 Fine registration results of ICP algorithm

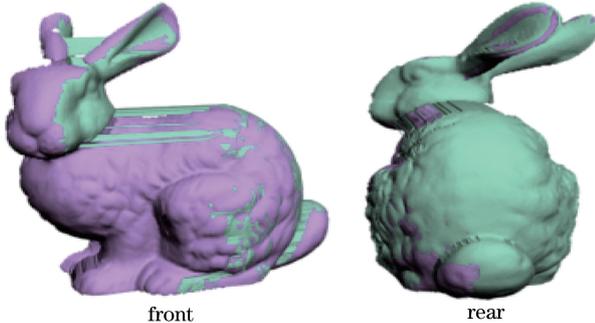


图 14 改进的 ICP 算法的细配准结果

Fig. 14 Fine registration results of improved ICP algorithm

表 3 兔子点云的配准效率对比

Table 3 Comparison of registration efficiency of bunny point clouds

Algorithm	Number of iterations	Registration error /mm	Time-consuming /s
ICP	32	8.495×10^{-3}	21.63
Improved ICP	18	7.876×10^{-3}	12.28

从图 12 可以看出,所提粗配准方法在公共数据集兔子模型上也取得了较好的效果,经过粗配准方法配准后,待配准的两个兔子模型位置基本一致,这为后面的细配准提供了良好的数据基础。从图 13、

14 可以看出,改进的 ICP 算法的配准效果比 ICP 算法要好,从兔子模型正面的尾部和背面的耳朵等位置可以看出,改进的 ICP 算法在这些部位的配准结果更均匀,基本完全重合。从表 3 可以看出,与 ICP 算法相比,改进的 ICP 算法迭代 18 次时就实现了较好的配准效果,收敛速度更快,而且配准精度和配准耗时都要优于 ICP 算法,配准精度和收敛速度分别提高了约 7% 和 44%,配准耗时降低了约 43%。从兔子模型和颅骨模型的配准结果都可以看出,与经典 ICP 算法相比,改进的 ICP 算法在配准精度上提高不明显,但在配准时间和收敛速度上优于经典 ICP 算法。这主要是因为改进的 ICP 算法加入了迭代系数,是在前一次迭代的基础上进行下一次迭代的,节约了计算转换矩阵的时间,加快了收敛过程。

5.4 不同配准方法的配准结果对比

选择几种经典的配准算法和改进的 ICP 算法进行对比实验,对比配准算法包括 LO-RANSAC 算法^[26]、Super-4PCS 算法^[27]、Go-ICP 算法^[28]、PICP 算法^[29]、IRLS-ICP 算法^[30]。分别在颅骨模型和斯坦福兔子模型上对这 6 种算法进行实验,并对它们的配准结果进行比较分析。对比时使用作者发布的代码和建议的参数进行实验。每种算法的迭代次数、配准误差及配准耗时情况如表 4 所示。

从表 4 可以看出,对于颅骨点云来说,与 LO-RANSAC 算法相比,所提方法的配准精度和收敛速度分别提高了 48% 和 38%,配准耗时减少了约 38%;与 Super-4PCS 算法相比,所提算法的配准精度和收敛速度分别提高了 32% 和 14%,配准耗时减少了约 9%;与 Go-ICP 算法相比,所提算法的配准精度和收敛速度分别提高了 40% 和 43%,配准耗时减少了约 44%;与 PICP 算法相比,所提算法的配准精度和收敛速度分别提高了 19% 和 29%,配准耗时减少了约 28%;与 IRLS-ICP 算法相比,所提算法的配准精度和收敛速度分别提高了 9% 和 19%,配准耗时减少了约 19%。对于兔子点云来说,与 LO-RANSAC 算法相比,所提算法的配准精度和收敛速度分别提高了 73% 和 41%,配准耗时减少了约 34%;与 Super-4PCS 算法相比,所提算法的配准精度和收敛速度分别提高了 51% 和 11%,配准耗时减少了约 10%;与 Go-ICP 算法相比,所提算法的配准精度和收敛速度分别提高了 62% 和 45%,配准耗时减少了约 42%;与 PICP 算法相比,所提算法的配准精度和收敛速度分别提高了 33% 和 32%,配准耗时减少了约 30%;与 IRLS-ICP 算法相比,所提算法的

表 4 不同配准算法的效率对比

Table 4 Efficiency comparison of different registration algorithms

Point cloud model	Number of point clouds	Algorithm	Number of iterations	Registration error /mm	Time-consuming /s
Skull to be registered	210759	LO-RANSAC ^[26]	48	5.689×10^{-2}	47.86
		Super-4PCS ^[27]	35	4.384×10^{-2}	32.75
		Go-ICP ^[28]	53	4.930×10^{-2}	52.59
		PICP ^[29]	42	3.677×10^{-2}	41.06
Reference skull	211234	IRLS-ICP ^[30]	37	3.256×10^{-2}	36.63
		Proposed algorithm	30	2.977×10^{-2}	29.67
Bunny to be registered	40000	LO-RANSAC ^[26]	29	2.899×10^{-2}	18.21
		Super-4PCS ^[27]	19	1.556×10^{-2}	13.22
		Go-ICP ^[28]	31	2.017×10^{-2}	20.69
		PICP ^[29]	25	1.154×10^{-2}	16.95
Reference bunny	40000	IRLS-ICP ^[30]	22	9.255×10^{-3}	15.48
		Proposed algorithm	17	7.688×10^{-3}	11.94

配准精度和收敛速度分别提高了 17% 和 23%，配准耗时减少了约 23%。

在颅骨点云模型和斯坦福兔子点云模型上，所提方法的配准精度和收敛速度都要优于经典的配准算法。因此所提方法是一种配准精度更高、配准速度更快的颅骨点云配准方法。

6 结 论

提出了一种基于曲率图的颅骨点云配准方法。首先，对颅骨点云提取以特征点为中心并且包含其相邻点的三维形状块，将所有点投影到二维平面上；随后将投影点量化到二维支撑区域的相应单元中，并将其加权曲率编码为曲率分布图像，来构造特征点的区域曲率图描述符；然后基于区域曲率图描述符匹配具有相似局部形状的点来建立匹配点对，采用奇异值分解方法计算颅骨点云间的刚体变换关系，实现颅骨粗配准；最后通过引入动态迭代系数对 ICP 算法进行改进，使用改进的 ICP 算法实现颅骨的细配准。实验结果表明，所提配准方法在颅骨点云数据和公共数据集兔子点云数据上都取得了较好的效果。在粗配准阶段，所提配准方法的配准效果优于基于 PCA 的方法、基于 GA 的方法及基于 FPFH 的方法。在粗配准之后再进一步进行细配准，通过量化分析可知，与 ICP 算法相比，改进的 ICP 算法的配准精度和收敛速度都得到提升，配准耗时明显减少，有效地提高了点云模型配准的效率和准确性。配准结果显示，所提方法的配准精度更高、收敛速度更快，是一种有效的点云配准方法。

参 考 文 献

- [1] Shui W Y, Zhou M Q, Deng Q Q, et al. Densely calculated facial soft tissue thickness for craniofacial reconstruction in Chinese adults[J]. Forensic Science International, 2016, 266: 573.e1-573.e12.
- [2] Liang R H, Chen C, Pan Z G, et al. New algorithm for 3D facial model reconstruction and its application in VR[J]. Proceedings of SPIE, 2003, 4756: 79-86.
- [3] Lee Y, Terzopoulos D, Walters K. Realistic modeling for facial animation[C]//Proceedings of the 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, August 6-11, 1995, Los Angeles, CA, USA. New York: ACM Press, 1995: 55-62.
- [4] Shui W Y, Zhou M Q, Wu Z K, et al. An approach of craniofacial reconstruction based on registration [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(4): 607-614.
税午阳, 周明全, 武仲科, 等. 数据配准的颅骨面貌复原方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(4): 607-614.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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): 72.

- [8] Jiang J, Cheng J, Chen X L. Registration for 3-D point cloud using angular-invariant feature [J]. *Neurocomputing*, 2009, 72(16/17/18): 3839-3844.
- [9] Cao Z C, Ma F L, Fu Y L, et al. A scale invariant interest point detector in Gabor based energy space[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(10): 2356-2363.
- [10] Geng N, Ma F F, Yang H J, et al. Neighboring constraint-based pairwise point cloud registration algorithm[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2016, 75(24): 16763-16780.
- [11] Nguyen V T, Tran T T, Cao V T, et al. 3D point cloud registration based on the vector field representation[C]//2013 2nd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition, November 5-8, 2013, Naha, Japan. New York: IEEE, 2013.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] Mavridis P, Andreadis A, Papaioannou G. Efficient sparse ICP[J]. *Computer Aided Geometric Design*, 2015, 35/36: 16-26.
- [15] 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. New York: IEEE, 2017.
- [16] Shi C Y, Liu X N, Luo X H, et al. Three dimensional skull registration automatically based on partition and improved ICP[J]. *Mini-Micro 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.
- [17] 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.
- [18] Sahillioglu Y, Kavan L. Skuller: a volumetric shape registration algorithm for modeling skull deformities [J]. *Medical Image Analysis*, 2015, 23(1): 15-27.
- [19] Kybic J, Vnučko I. Approximate all nearest neighbor search for high dimensional entropy estimation for image registration[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(5): 1302-1316.
- [20] Andoni A, Indyk P. Near-optimal hashing algorithms for approximate nearest neighbor in high dimensions[C]//2006 47th Annual IEEE Symposium on Foundations of Computer Science (FOCS'06), October 21-24, 2006, Berkeley, CA, USA. New York: IEEE, 2006.
- [21] Arun K S, Huang T S, Blostein S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, 5: 698-700.
- [22] Yuan C, Yu X Q, Luo Z Y. 3D point cloud matching based on principal component analysis and iterative closest point algorithm [C]//2016 International Conference on Audio, Language and Image Processing (ICALIP), July 11-12, 2016, Shanghai, China. New York: IEEE, 2016.
- [23] Ji S J, Ren Y C, Zhao J, et al. An improved method for registration of point cloud[J]. *Optik*, 2017, 140: 451-458.
- [24] Li P, Wang J, Zhao Y D, et al. Improved algorithm for point cloud registration based on fast point feature histograms[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 10(4): 045024.
- [25] Stanford University. The stanford 3D scanning repository [EB/OL]. (1996-09-10) [2020-04-08]. <http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep>.
- [26] Chum O, Matas J, Kittler J. Locally optimized RANSAC [M]//Michaelis B, Krell G. *Pattern recognition*. Heidelberg: Springer, 2003, 2781: 236-243.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] Du S Y, Liu J, Zhang C J, et al. Probability iterative closest point algorithm for m-D point set registration with noise[J]. *Neurocomputing*, 2015, 157: 187-198.
- [30] Liu X H, Geng N, Zhang Z M, 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, 张志敏, 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.