

自适应阈值神经导航空间配准方法

陈聪¹, 刘邈^{1*}, 王继刚², 杨守瑞³¹天津大学医学工程与转化医学研究院, 天津 300072;²天津大学海河医院, 天津 300222;³天津理工大学计算机科学与工程学院, 天津 300384

摘要 神经导航中基于面匹配的空间配准方法通过对齐图像空间和患者空间的人脸点云来计算空间的对应关系, 但因时空差异, 两类人脸点云之间可能会存在形变差异, 从而导致配准精度劣化。针对这一问题, 本团队提出了一种基于自适应阈值的配准方法。对于图像空间和患者空间下的人脸点云, 首先使用基于体素的方法对两人脸点云进行降采样, 然后使用采样一致初始配准算法进行粗配准, 以提供良好的初值, 最后通过迭代最近点算法进行精配准, 同时使用一个自动计算的距离阈值来去除由局部形变产生的误匹配点对。在一个可设置局部形变的头部模型上进行了实验, 结果表明本文方法可以降低人脸局部形变对配准精度的影响, 使基于面匹配的空间配准方法更好地应用于神经导航。

关键词 医用光学; 生物技术; 神经导航; 空间配准; 形变; 自适应阈值; 迭代最近点

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL202249.2007302

1 引言

神经导航已被广泛应用于肿瘤活检、肿瘤切除、微创开颅手术等神经外科手术中^[1]。通过神经导航, 医生可在术前规划最佳的手术轨迹, 在术中对症内病灶或感兴趣部位进行精确定位, 有助于降低手术的侵袭性, 从而缩短患者的康复时间^[2]。神经导航的关键技术是空间配准过程, 即在术中建立医学图像空间(图像坐标系)与患者空间(世界坐标系)之间的映射转换关系, 空间配准会直接影响神经导航的定位精度。基于人工标志点匹配^[3-4]的方法是目前神经导航常规临床中最常用的空间配准方法, 该方法需要术前在患者头部固定三个以上不共面的标志物, 固定标志物后须再进行结构像扫描, 而且标志物必须在整个手术过程中保持固定, 这就增加了导航手术的时间与成本。因此, 目前更多的研究集中于不需要标志物的方法上。

目前在对神经导航空间配准的研究中, 不需要标志物配准的方法主要是基于解剖标志点和基于面匹配的方法。基于解剖标志点的方法^[5]将人脸自身的解剖特征作为图像空间和患者空间之间的对应点来计算刚性变换, 但精确对应的解剖点很难识别, 而且该方法的精度较低。因此, 该方法的研究相对较少。基于面匹配的方法的流程为: 配准前, 从头部医学图像中分割出患者的脸部点云, 在术中使用三维扫描仪获取患者脸部的空间点云, 最后使用点云配准算法对齐两空间中

的脸部点云, 进而计算两空间之间的刚性变换关系。有研究表明, 当扫描得到的点数量达到约 30 万时, 基于面匹配的方法的平均目标配准误差 (TRE) 可以达到 1.1 mm^[6]。

点云配准步骤一般包括粗配准和精配准两部分。粗配准: 将两片点云大致对齐, 计算出转换的初始值, 并为后续精配准提供一个良好的初始位置。Zhang 等^[7]通过使用主成分分析计算并对齐两片面部点云的主轴方向进行粗配准; Fan 等^[8]使用三维哈里斯 (3D Harris) 算法提取关键点后, 再采用四点余集算法进行粗配准。精配准通过迭代优化计算得到一个精确的最终转换矩阵。目前最常用的精配准算法是迭代最近点 (ICP) 算法^[8-9], 也有一些研究使用了其他算法, 如: Zhang 等^[7]使用相关点漂移算法的刚性形式来提高配准的鲁棒性和效率; Chen 等^[10]使用一种基于高斯混合模型的面匹配方法来避免配准局部收敛的情况; Jiang 等^[11]使用尺度不变特征变换 (SIFT) 算法直接从人脸表面深度图中提取出特征点, 然后通过两片点云中匹配特征点来计算变换矩阵。SIFT 算法不需要粗配准过程, 在配准速度上优势明显, 但其配准精度低于 ICP 算法。

目前使用的这些点云配准算法都为刚性配准算法, 并未考虑到如下情况: 三维人脸为非刚性曲面, 由于表情变化、位姿不同或者体重变化, 人脸尤其是脸颊区域会产生不同程度的非线性形变。医学图像与扫描

收稿日期: 2022-05-07; 修回日期: 2022-05-10; 录用日期: 2022-05-27

基金项目: 国家自然科学基金 (61906134)

通信作者: *3005202010@tju.edu.cn

点云一般非同时采集, 两幅点云之间会存在形变差异, 简单地将人脸视为刚性曲面会增大配准误差, 导致定位不准确。同时, 量化配准精度的各项数值也会给手术医生不良反馈。一个解决方法是在即将进行手术等操作之前, 再次扫描一次医学图像, 但这无疑会带来更多的操作成本, 患者会受到更多的辐射。Shin 等^[12]使用一种加权 ICP 算法来提高配准的稳定性, 通过增大未变形面部区域的权重和减小其他区域的权重来减小面部变形的影响, 但是加权区域需要通过人工标识。为解决以上问题, 本团队提出了一种可应对人脸局部形变的自动化面匹配神经导航空间配准方法。本团队首先设计实现了一套人脸密集点云测量系统, 然后对点云精配准过程进行针对性优化, 使用采样一致初始配准算法配合自适应阈值来自动去除 ICP 配准过程中因局部

形变产生的误匹配点对, 求取更精确的空间映射。

2 本文方法

本文所用配准方法流程图如图 1 所示: 1) 分别重建图像空间和术中患者脸部空间的三维点云; 2) 对两幅人脸点云进行降采样; 3) 依次使用采样一致性初始配准算法(SAC-IA 算法)^[13]和自适应阈值 ICP 算法, 对两空间内的人脸点云进行粗配准和精配准。其中, 降采样使用基于体素的方法, 该方法可以在降低点云密度的同时减少噪声。患者脸部的空间点云由本团队自行搭建的人脸点云测量系统扫描重建而成, 该系统基于光栅投影双目立体视觉原理搭建而成。以下对人脸点云测量系统、SAC-IA 算法和自适应阈值 ICP 算法进行具体介绍。

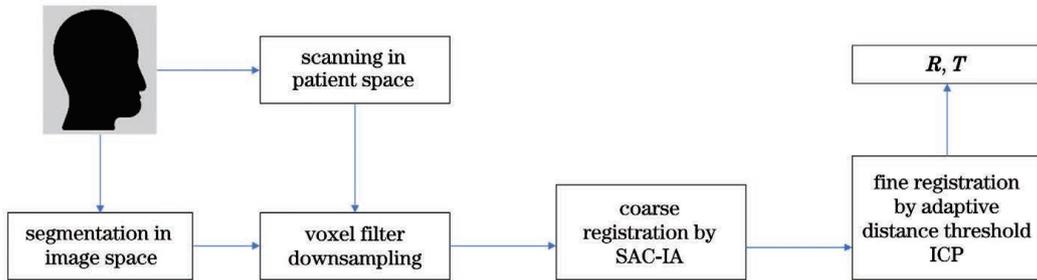


图 1 自适应阈值 ICP 配准方法流程图

Fig. 1 Flow chart of adaptive threshold registration method

2.1 人脸点云采集系统

2.1.1 系统原理

本文所述人脸点云采集系统由双目相机和投影仪组成。两相机在左右两个角度同时拍摄人面部图像, 在对左右图像进行立体匹配得到同名点对后, 即可利用以下原理对其进行解算得到相应空间点的三维坐标:

对于双目图像中的每一对同名点, 在已知两台相机内外参数的情况下, 双目立体视觉利用三角测量法和视差原理计算相应空间点的三维坐标。如图 2 所

示, 有一空间点 P 同时分别在两相机中成像, 左右像点为一对同名点。设左相机坐标系为 $o_1-x_1y_1z_1$, 图像坐标系为 $O_1-X_1Y_1$, 焦距为 f_1 ; 右相机坐标系为 $o_r-x_r y_r z_r$, 图像坐标系为 $O_r-X_r Y_r$, 焦距为 f_r 。根据线性相机模型, 有

$$z_1 \begin{bmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 & 0 & 0 \\ 0 & f_1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$z_r \begin{bmatrix} X_r \\ Y_r \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_r & 0 & 0 \\ 0 & f_r & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \end{bmatrix}. \quad (2)$$

$o_1-x_1y_1z_1$ 坐标系到 $o_r-x_r y_r z_r$ 坐标系的变换可由矩阵 M_{lr} 表示为

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \end{bmatrix} = M_{lr} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_1 \\ r_4 & r_5 & r_6 & t_2 \\ r_7 & r_8 & r_9 & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

空间点 P 的三维坐标为

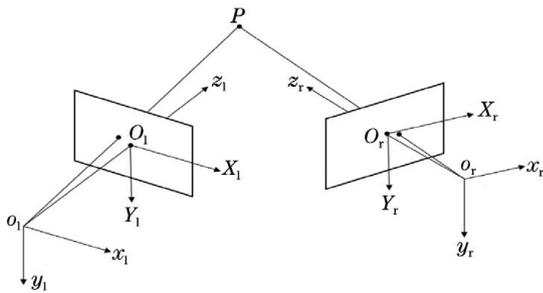


图 2 双目立体视觉原理示意图

Fig. 2 Schematic of binocular stereo vision

$$\begin{cases} x_1 = \frac{z_1 X_1}{f_1} \\ y_1 = \frac{z_1 Y_1}{f_1} \\ z_1 = [f_1(f_r t_1 - X_r t_3)] / [X_r(r_7 X_1 + r_8 Y_1 + f_1 r_9) - f_r(r_1 X_1 + r_2 Y_1 + f_1 r_3)] \end{cases}. \quad (4)$$

前面已经提到,在利用双目立体视觉原理计算三维坐标之前,一般需要使用双目系统的极线约束条件在双目图像中搜索同名点对。极线约束是指,对于任意两幅同时获取的双目图像,其中一幅图像上给定一点的对应点必定在另外一幅图像的某一条直线(该直线被称为“极线”)上。通常利用图像本身的特征沿极线寻找同名点对,但通过该方法搜索到的同名点太少,无法得到密集点云。因此,本团队在双目系统的基础上结合光栅投影来搜索同名点对。

扫描过程中,由投影仪向人脸投射一系列正弦光栅条纹图,双目相机同时拍摄人脸图像,左右相机各获得一系列含有调制条纹的人脸图像,然后经过相位解

调得到包裹相位图,再经过相位展开形成左右各一幅相位图,相当于给人脸上的每一点都赋予相位值。本文使用四步相移法进行相位解调,该方法可以兼顾测量精度与运算效率,且对噪声和不均匀反射率具有明显的抑制效果。该方法主要通过投影仪向被测物体投射四幅相移不同的正弦条纹完成解调。由相机采集的调制图像的灰度分布 $I(x, y)$ 可以表示为

$$I(x, y) = \alpha(x, y) + \beta(x, y) \cos[\varphi(x, y)], \quad (5)$$

式中: (x, y) 为像素坐标; $\alpha(x, y)$ 为图像背景光强; $\beta(x, y)$ 为调制光强; $\varphi(x, y)$ 为所求主相位值。四幅正弦条纹的相移分别为 $0, \pi/2, \pi$ 和 $3\pi/2$, 则相应的灰度分布为

$$\begin{cases} I_1(x, y) = \alpha(x, y) + \beta(x, y) \cos[\varphi(x, y)] \\ I_2(x, y) = \alpha(x, y) + \beta(x, y) \cos[\varphi(x, y) + \pi/2] \\ I_3(x, y) = \alpha(x, y) + \beta(x, y) \cos[\varphi(x, y) + \pi] \\ I_4(x, y) = \alpha(x, y) + \beta(x, y) \cos[\varphi(x, y) + 3\pi/2] \end{cases}, \quad (6)$$

联立式(6)中的 4 个公式可得

$$\varphi(x, y) = \arctan \left[\frac{I_4(x, y) - I_2(x, y)}{I_1(x, y) - I_3(x, y)} \right]. \quad (7)$$

使用式(7)所示的三角函数求出的 $\varphi(x, y)$ 是包裹在 $[-\pi, \pi]$ 内的, 因此为包裹相位。包裹相位使得每个像素上的相位值呈周期性变化, 在整个测量空间内不具有唯一性, 需要通过相位展开取得绝对相位值。这里选择三频外差法进行相位展开, 该方法可在使用少量条纹图的同时将误差控制在很小的范围内。三频外差法在相移法的基础上, 将投射的一组正弦条纹图拓展为三组条纹数量不同的条纹图, 对每组条纹相位解调后得到三幅频率不同的包裹相位图, 最后通过外差法计算出最终的绝对相位图。对于条纹数的规定以及具体展开方法可见文献[14], 本文选择的三组条纹数分别为 100、99 和 90。

结合光栅投影, 利用四步相移和三频外差法可以获取左右各一幅人脸相位图, 然后计算极线, 沿极线对比相位值即可完成双目图像中大量准确的同名点匹配, 最后将其代入双目立体视觉模型, 重建出人脸的密集点云。

2.1.2 系统的软硬件组成

系统实物如图 3 所示。双目相机均为深圳华谷动力科技有限公司生产的 WP-UT500M 工业黑白 CMOS 相机, 其分辨率为 $2448 \text{ pixel} \times 2048 \text{ pixel}$, 像元尺寸为 $3.45 \mu\text{m}$, 在 700 mm 距离下像素当量约为 0.1 mm , 可形成人脸稠密点云。双目相机的最大帧率为 75 frame/s , 具备全局快门和硬件外触发接口, 在 1 s 内即可完成面部所需图像的采集。双目相机配备的镜头为理光 25 mm 镜头, 可以满足测量所需的视场大小和精度要求。为进一步提升采集图像的信噪比, 镜头采用中心波长为 550 nm 的窄带滤光片进行降噪

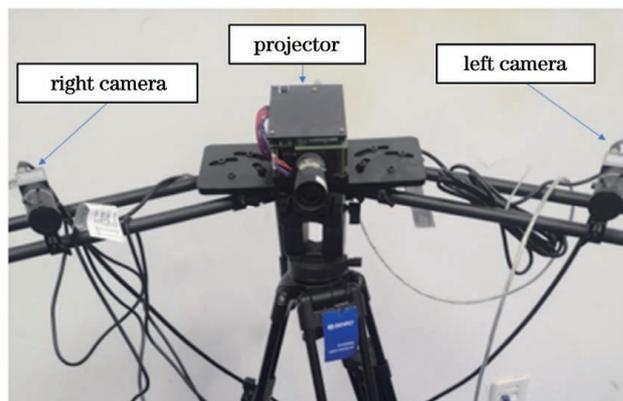


图 3 人脸点云采集系统的实物图

Fig. 3 Picture of face point cloud collection system

处理, 通过投影仪投出绿色面光和空间调制光来提升表面纹理和点云采集精度。

投影仪采用北京闻亭泰科技发展有限公司(Wintech)生产的 PRO4500 高亮度投影仪, 其分辨率为 $912 \text{ pixel} \times 1140 \text{ pixel}$, 可投射高频条纹图像, 实现双目图像的高精度匹配。所选镜头的最佳工作距离为 700 mm , 相应的投影范围为 $384 \text{ mm} \times 240 \text{ mm}$, 可以完全覆盖整个人脸, 且投影畸变小于 0.1% 。硬件还包括一台计算机, 用于硬件控制和点云计算, 其主要参数: CPU 为 Ryzen 3800X, GPU 为 NVIDIA RTX 2080Ti。

软件均使用 Microsoft Visual Studio 2010 环境下的 C++ 语言开发。使用 CUDA (Compute Unified Device Architecture) 驱动 GPU 对点云进行并行计算。

2.2 SAC-IA 粗配准

SAC-IA 算法基于快速点特征直方图(FPFH)进行配准。FPFH 是一种三维点特征描述子, 通过对比

查询点与其邻域 k 个点的估计法向量之间的差异建立多维向量,以度量查询点周围的局部特征,进而通过对比点特征的相似度来寻找两片点云之间的对应关系。FPFH 由点特征直方图(PFH)^[15]简化而来,通过只保留重要点对的特征值将时间复杂度降低到 $O(nk)$ 。如图 4 所示,对于点云中的每一点,将该点与其邻域内的其他点相连,计算每一对相连点之间的特征值组 $\langle \alpha, \beta, \theta \rangle$ 。设查询点为 P_q , 其有 k 个邻域点,其中第 i 个点为 P_{ki} , P_q 和 P_{ki} 的估计法向量分别为 \mathbf{n}_q 和 \mathbf{n}_{ki} , $\langle \alpha, \beta, \theta \rangle$ 的计算公式为

$$\begin{cases} \mathbf{u} = \mathbf{n}_q \\ \mathbf{v} = (\mathbf{p}_{ki} - \mathbf{p}_q) \times \mathbf{u} \\ \mathbf{w} = \mathbf{u} \times \mathbf{v} \\ \alpha = \mathbf{v} \cdot \mathbf{n}_{ki} \\ \beta = \frac{\mathbf{u} \cdot (\mathbf{p}_{ki} - \mathbf{p}_q)}{\|(\mathbf{p}_{ki} - \mathbf{p}_q)\|} \\ \theta = \arctan(\mathbf{w} \cdot \mathbf{n}_{ki}, \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}_{ki}) \end{cases}, \quad (8)$$

式中: \mathbf{p}_{ki} 为点 P_{ki} 的三维坐标向量; \mathbf{p}_q 为 P_q 的三维坐标向量。

对 $\langle \alpha, \beta, \theta \rangle$ 进行统计形成直方图,此直方图被称作简化点特征直方图(SPFH)。点 P_q 的 FPFH 为

$$\text{FPFH}(P_q) = \text{SPFH}(P_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\tau\omega_i} \text{SPFH}(P_{ki}), \quad (9)$$

式中: $\tau\omega_i$ 为权重因子,其值由查询点 P_q 与第 i 个邻域点 P_{ki} 之间的距离决定。

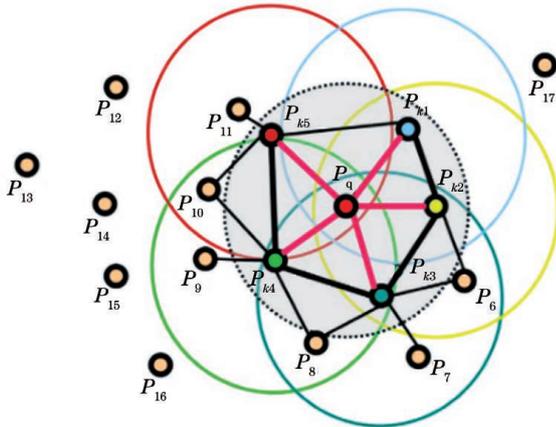


图 4 FPFH 计算示意图

Fig. 4 Calculation diagram of fast point feature histogram (FPFH)

SAC-IA 算法利用 FPFH 在两点云中寻找对应点,算法的计算过程如下:

1) 在源点云 P 中随机选取 n 个采样点,每两个采样点之间的距离要大于预先设置的某个值,这样可以保证各采样点具有不同的 FPFH 特征。

2) 在目标点云 Q 中寻找与源点云 P 采样点 FPFH 差异最小的点,并将其作为 n 个采样点的对应点。

3) 计算对应点对之间的刚性变换,其中,旋转矩阵为 \mathbf{R} , 平移矩阵为 \mathbf{T} , 然后使用 \mathbf{R} 、 \mathbf{T} 计算对应点变换后的距离误差和函数,以该误差和函数评判当前变换的质量。重复以上步骤多次,最后选取质量最优的一组变换作为配准结果。一般使用 Huber 罚函数作为误差和函数。Huber 罚函数的表达式为

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

式中: m_l 为预设值; l_i 为第 i 组对应点变换后的距离差。

2.3 自适应阈值 ICP 精配准

在粗配准后,两点云之间仍有较大误差,精度不能达到应用要求,因此,还需要进行一步精配准。本文使用自适应阈值的 ICP 算法进行精配准。下面首先介绍经典 ICP 算法。

2.3.1 经典 ICP 算法

ICP 算法通过迭代来优化点之间的距离误差。每次迭代时,对于源点云中的每个点,在目标点云中找一个最近点作为对应点,使用这些对应点对计算刚性变换矩阵,并将该变换作用于源点云上,将生成的新点云用于下一次迭代。给定源点云 P 和目标点云 Q , ICP 算法的具体实现步骤如下:

1) 对应点选取。设源点云 P 中有 N 个点,第 i 个点为 p_i , 则 p_i 在目标点云 Q 中的对应点 q_j 定义为

$$\mathbf{q}_j = \min_j \|(\mathbf{p}_i - \mathbf{q}_j)\|_2, \quad (11)$$

式中: \mathbf{q}_j 表示点 q_j 的三维坐标; \mathbf{p}_i 表示点 p_i 的三维坐标。

2) 记点 p_i 的对应点集为 S , 对应点集 S 中的点为 s_i , 误差函数定义为

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|s_i - (\mathbf{R}\mathbf{p}_i + \mathbf{T})\|_2^2, \quad (12)$$

式中: s_i 为点 s_i 的三维坐标。

式(12)明显为最小二乘形式,使用奇异值分解可求解得到刚性变换参数 \mathbf{R} 、 \mathbf{T} , 从而可以计算得到 $E_k(\mathbf{R}, \mathbf{T})$, k 为当前迭代次数。

3) 使用解出的刚性变换参数 \mathbf{R} 、 \mathbf{T} 对源点云 P 进行变换得到新点云 P' , 将新点云 P' 作为下一次迭代的源点云 P 。

4) 重复步骤 1)~3), 直至达到终止条件。终止条件为

$$E_{k-1}(\mathbf{R}, \mathbf{T}) - E_k(\mathbf{R}, \mathbf{T}) < \varepsilon, \quad (13)$$

式中: ε 为预先设定的阈值。

2.3.2 自适应阈值 ICP 算法

面部局部形变会影响 ICP 算法面匹配配准的精度,主要是因为 ICP 算法将两点云中的最近点作为对应点。当面部发生形变之后,ICP 算法仍然会将两空间人脸点云之间形变区域内的最近点定义为对应点,

事实上这些对应点对之间的距离较远,可以认为是错误的匹配点。错误的匹配点会降低刚性变换的计算准确度,从而影响配准效果。

SAC-IA 粗配准算法使用 FPFH 描述子寻找两点对应的点,FPFH 描述的是点周围的几何特征,因此 SAC-IA 算法基本不会选取形变区域内的点作为对应点进行变换参数的计算。在粗配准后,两点对应区域之间仍然会保持一定的距离。因此,本文在基于 ICP 的表面配准方法中加入距离阈值,将 ICP 每次迭代过程中所有距离大于该阈值的对应点对去除,使这些点对不参与变换参数的计算,以此来降低形变的影响。设粗配准变换后的源点云 P 中有 N 个点,第 i 个点与其在目标点云 Q 中的对应点之间的距离为 d_i 。本文设定的距离阈值 d 为

$$d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i. \quad (14)$$

该阈值设置为所有对应点之间距离的平均值,以实现阈值的自动确定,从而对不同形变程度和不同个体进行自适应。

3 配准精度实验

3.1 实验设计

目前多数研究将面部表面靶点作为基准来计算表面配准误差,但这不足以反映脑内部定位目标的真实配准误差。因此,本团队使用头模进行仿真实验,以达到能够直接计算脑内靶点配准误差的目的。实验的主要过程是采集两坐标系下头模面部表面点云,同时分别获取相应坐标系下的靶点三维坐标,对两点对云执行

配准得到变换参数 \mathbf{R} 、 \mathbf{T} 。设图像坐标系下的靶点坐标为 t_i ,世界坐标系下的靶点坐标为 s_i ,定义配准误差 E_{reg} 为

$$E_{\text{reg}} = \|t_i - (\mathbf{R}s_i + \mathbf{T})\|_2. \quad (15)$$

如图 5 所示,头模主要包括面部和靶点两部分。面部由柔性表面和刚性模型组成,其中:柔性表面用于仿真皮肤,以设置局部形变;刚性模型用于仿真面部骨骼。除脸颊区域外,柔性表面和刚性模型之间贴合粘接,通过在脸颊区域填充不同体积的柔性物质可以模拟不同程度的局部形变。靶点用于模拟病灶或颅内感兴趣点,所用靶点为规则的陶瓷球,可在电子计算机断层扫描(CT)下清晰成像,并与周围介质分界明显。本次实验共设置了 15 个靶点球,这些靶点球分布于头模脑部的不同位置,其实物及分布标号如图 6 所示。面部与靶点之间为刚性连接,相对空间位置不会发生改变,可以保证实验过程中脸颊区域的形变是唯一变量。



图 5 头部模型

Fig. 5 Head model



图 6 靶点球及其标号

Fig. 6 Target balls and their labels

头模医学图像由 CT 采集。本次实验使用 SIEMENS SOMATOM Definition AS 64 排 128 层 CT 以仰卧位扫描头模,此时头模为原始无形变状态。扫描切片的大小为 0.6 mm,图像分辨率为 512 pixel × 512 pixel, x 方向和 y 方向上的像素尺寸均为 0.488 mm。然后对 CT 序列图像进行阈值分割和边缘检测,分别重建出头模面部和靶点球表面的三维点云,如图 7 所示。最后通过锁定半径和最小二乘法拟

合每个靶点球点云的球心,所得球心即为图像坐标系下的靶点坐标。

世界坐标系下的靶点坐标获取方法为:将头模固定于精密转台上,使用点云采集系统扫描头模面部;接下来转动转台一定角度,使靶点球暴露在双目相机视野下,利用双目相机和霍夫圆变换圆形识别算法定位靶点的球心坐标;然后将定位得到的球心坐标绕转台转轴作旋转变换,旋转角度与之前转台的转动角度相

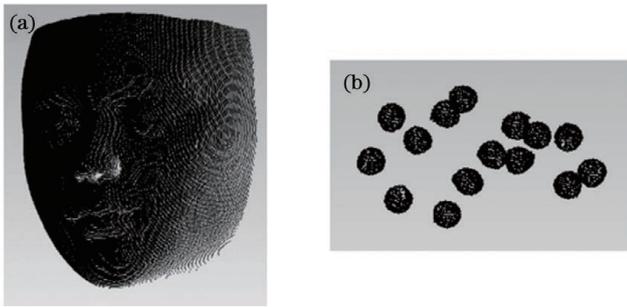


图 7 CT 图像三维重建结果。(a)面部点云;(b)靶点球点云
Fig. 7 Three-dimensional reconstruction result of CT images.

(a) Point cloud of face; (b) point cloud of target balls

同,旋转方向与其相反,变换后得到的新球心坐标即为世界坐标系下的靶点坐标。

本团队在实验中设置了一幅 CT 坐标系下的面部表面点云,以及 4 幅形变程度不同的世界坐标系下的面部表面点云,如图 8 所示。CT 坐标系下的面部表

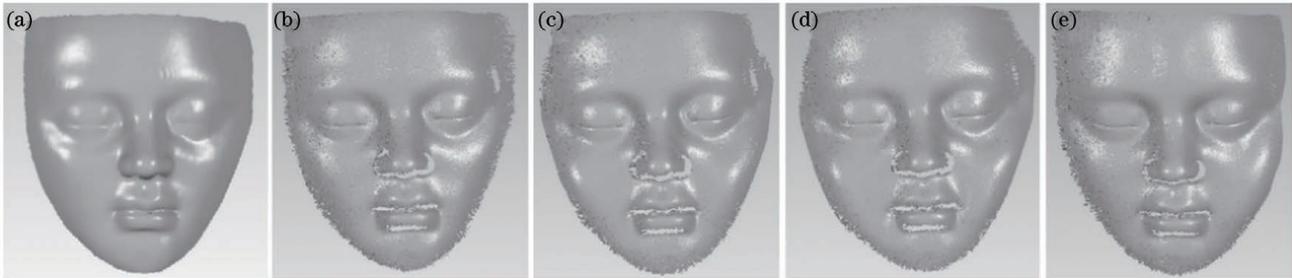


图 8 CT 点云与世界坐标系下的人脸点云。(a)CT 点云;(b)点云 0;(c)点云 1;(d)点云 2;(e)点云 3

Fig. 8 Point clouds of face in CT and world coordinate system. (a) CT point cloud; (b) point cloud 0; (c) point cloud 1; (d) point cloud 2; (e) point cloud 3

实验全程在一台配置有 Ryzen7 3800x CPU 和 RTX 2080Ti GPU 的计算机上进行。所有数据准备和配准算法的相关程序均采用 Python 语言编写,其中使用 OpenCV 视觉库辅助处理二维图像,使用 Open3D 点云库辅助处理点云(包括对点云进行降采样和可视化等),使用 PyDicom 库读取并编程处理 CT 成像数据。

3.2 实验结果

本文所选用的体素大小为 1.99 mm,经降采样处

面点云是从图 7(a)所示的点云中分割而来的,记此点云为 CT 点云,点数量为 57048 个。通过在头模面部脸颊部位填充不同数量的相同海绵块来人工设置不同程度的局部形变:不填充海绵对应无形变;两侧均填充一块和两块海绵分别对应两侧小形变和两侧大形变,分别记为形变 1 和形变 2;只在右侧填充一块海绵对应单侧小形变,记为形变 3。按照无形变、形变 1、形变 2 和形变 3 的顺序,将扫描获得的世界坐标系下的面部点云分别记为点云 0、点云 1、点云 2 和点云 3,它们对应的点数量分别为 846137、869398、843983、833405 个,点云重建时间均小于 3 s。然后使用本文所提配准方法将 CT 点云分别与点云 0、点云 1、点云 2、点云 3 进行配准。由于 SAC-IA 算法具有随机性,因此将配准重复 1000 次,并分别计算配准误差。同时,为了验证本文方法的有效性,在精配准阶段以不使用阈值的一般 ICP 算法进行另外一组实验,以进行对比。

理后 CT 点云的点数量为 7024 个,点云 0、点云 1、点云 2、点云 3 的点数量分别为 7040、6959、7031、7112,如图 9 所示。另外,本文所提方法对粗配准的质量要求较高,同时,理论上迭代次数越多,SAC-IA 算法的配准效果越好,因此本文设置 SAC-IA 的迭代次数为 10^5 次,采样点个数 $n=3$ 。SAC-IA 算法的每次迭代为独立关系,因此可并行处理且计算量小,适当增加迭代次数不会明显降低计算效率。本文所提方法的平均配准时间小于 2 s。

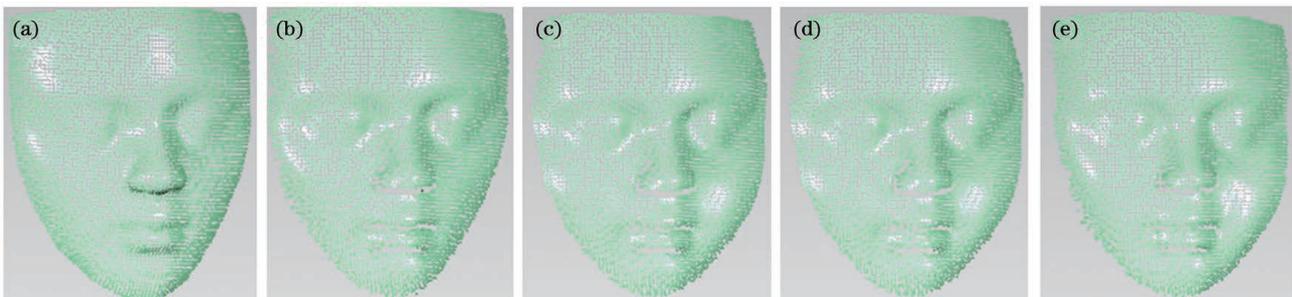


图 9 降采样后的人脸点云。(a)CT 点云;(b)点云 0;(c)点云 1;(d)点云 2;(e)点云 3

Fig. 9 Point clouds of face after downsampling. (a) CT point cloud; (b) point cloud 0; (c) point cloud 1; (d) point cloud 2; (e) point cloud 3

首先分析粗配准结果。本文所提方法和一般 ICP 方法使用相同的粗配准结果作为初始位置,各组

变换参数范围如表 1 所示(R_x 、 R_y 、 R_z 分别为 x 、 y 、 z 方向的旋转参数, T_x 、 T_y 、 T_z 分别为 x 、 y 、 z 方向的

表 1 粗配准的变换参数范围

Table 1 Transformation parameter range of coarse registration

Condition	$R_x / (^\circ)$	$R_y / (^\circ)$	$R_z / (^\circ)$
No deformation	-97.00 to -95.43	-7.33 to -6.49	-23.75 to -22.59
Deformation 1	-97.71 to -94.48	-7.47 to -6.11	-23.78 to -22.47
Deformation 2	-97.19 to -95.18	-7.75 to -5.82	-24.76 to -21.47
Deformation 3	-92.41 to -90.20	-7.42 to -5.59	-22.10 to -20.50
Condition	T_x / mm	T_y / mm	T_z / mm
No deformation	-161.94 to -148.02	-621.58 to -614.03	-13.27 to 6.82
Deformation 1	-162.86 to -146.08	-621.93 to -612.69	-25.51 to 15.32
Deformation 2	-174.79 to -134.04	-627.82 to -607.69	-16.04 to 9.02
Deformation 3	-158.32 to -136.13	-644.67 to -635.54	-93.69 to -65.00

平移参数),其中一次粗配准结果的配准残差分布如图 10 所示,色带值为两坐标系人脸点云最近点之间的距离。可以看到:在无形变情况下,两点云

各部位均粗略对齐;在有形变的情况下,除脸颊外,其余区域均粗略对齐,而脸颊区域仍保持较大距离。

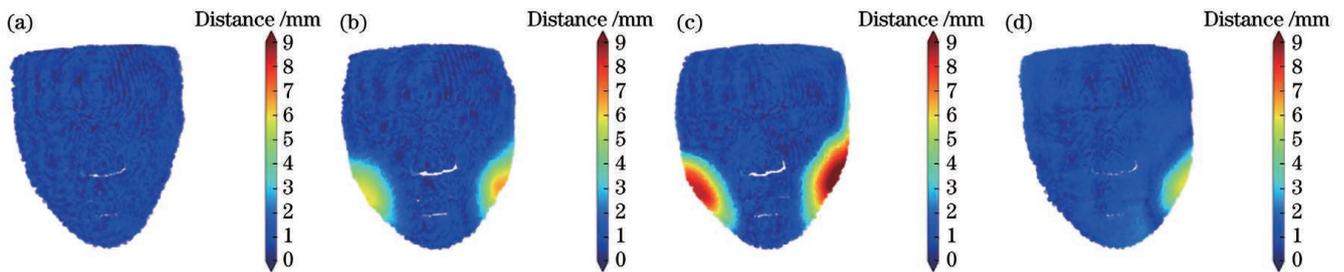


图 10 粗配准的残差分布。(a)无形变;(b)形变 1;(c)形变 2;(d)形变 3

Fig. 10 Residual distributions of coarse registration. (a) No deformation; (b) deformation 1; (c) deformation 2; (d) deformation 3

另外,针对本文方法进行的 1000 次配准,对点云 0、点云 1、点云 2、点云 3 中的每点,统计了从粗配准进入精配准被距离阈值排除的次数,结果如图 11 所示,色带值为各点被排除的次数,缺失部分表示点未被排除过。从图 11 中可以看出:在 1000 次点云配准中,无

形变时,各点被排除的次数较为随机,分布无明显的聚集现象;有形变时,排除次数较多的点集中在人工设置了形变的区域,排除次数接近或达到了 1000 次。这说明本文方法可以较为稳定且有效地自动排除精配准中形变区域的点对。

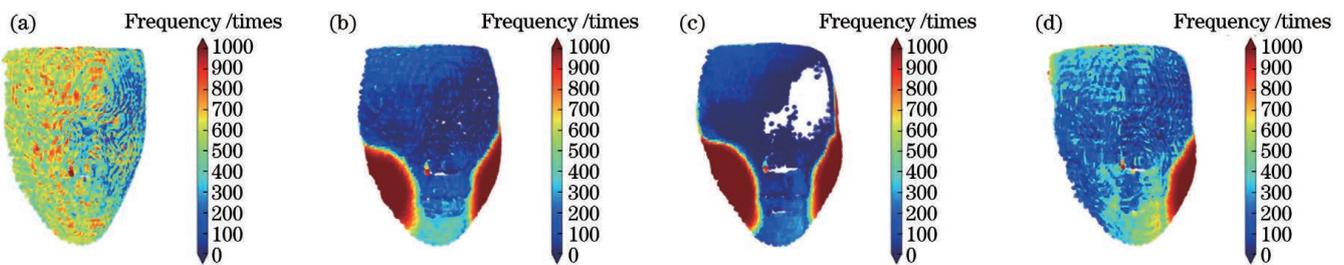


图 11 各点被排除次数统计。(a)无形变;(b)形变 1;(c)形变 2;(d)形变 3

Fig. 11 Counts of each points excluded. (a) No deformation; (b) deformation 1; (c) deformation 2; (d) deformation 3

接下来分析精配准结果。图 12 和图 13 分别为一般 ICP 方法和本文方法的一次精配准残差图。首先分析一般 ICP 方法的精配准效果。从图 12 可以看出:在无形变的情况下,两点云各部位均精准对齐;而在后三图中,即有形变的情况下,由于 ICP 的最近点特性,在配准过程中两幅点云的脸颊区域也会相互靠近,导致其他区域相互远离,最终使得整体配准效果降

低。而从图 13 中可以看出,与一般 ICP 方法相比,本文方法的配准基本未受到形变的影响,两点云除脸颊区域外都能很好地对齐。

两种方法的配准误差如表 2 和表 3 所示,表中展示了各靶点在 1000 次配准中的平均误差和标准差。靶点 9 和靶点 10 未参与配准误差的计算,原因是这两点被遮挡较严重,导致其测量可能不准确。如表 2 所

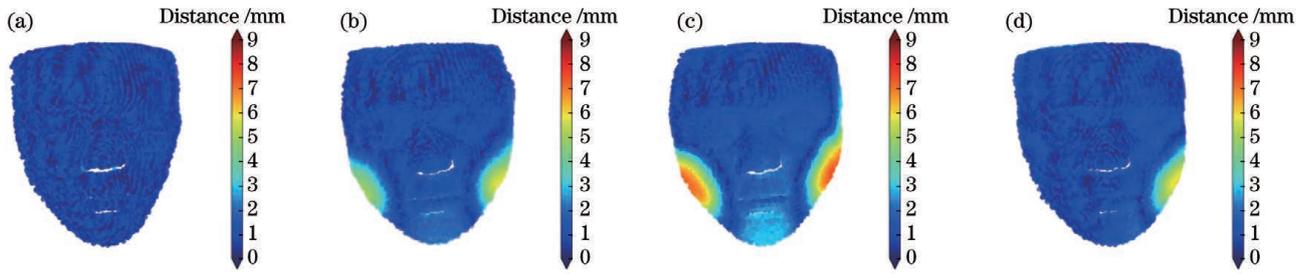


图 12 一般 ICP 方法精配准的残差分布。(a)无形变;(b)形变 1;(c)形变 2;(d)形变 3

Fig. 12 Residual distribution of fine registration of general ICP method. (a) No deformation; (b) deformation 1; (c) deformation 2; (d) deformation 3

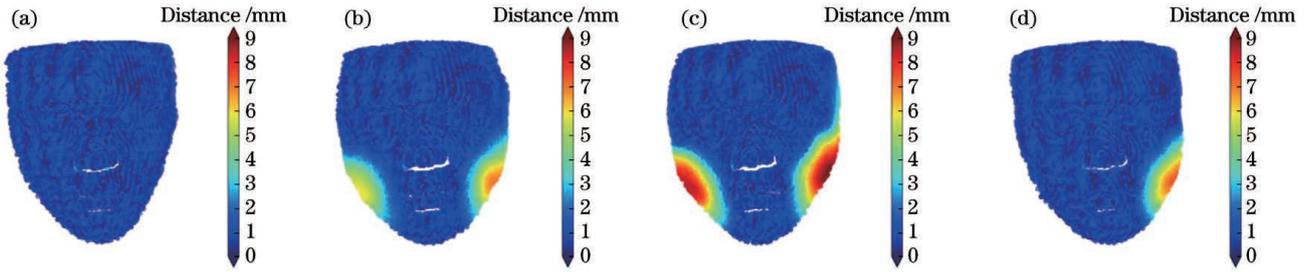


图 13 本文方法精配准的残差分布。(a)无形变;(b)形变 1;(c)形变 2;(d)形变 3

Fig. 13 Residual distribution of fine registration of our method. (a) No deformation; (b) deformation 1; (c) deformation 2; (d) deformation 3

表 2 本文方法靶点配准误差

Table 2 Target registration error of our method

Target label	Error /mm			
	No deformation	Deformation 1	Deformation 2	Deformation 3
1	0.75±0.05	0.34±0.12	0.33±0.10	0.67±0.16
2	0.60±0.04	0.37±0.11	0.25±0.04	0.56±0.20
3	0.67±0.03	0.32±0.08	0.29±0.06	0.61±0.13
4	0.58±0.03	0.44±0.06	0.23±0.03	0.63±0.17
5	0.54±0.03	0.34±0.07	0.28±0.04	0.51±0.18
6	0.45±0.03	0.35±0.05	0.23±0.05	0.50±0.17
7	0.68±0.03	0.32±0.06	0.19±0.03	0.71±0.10
8	0.53±0.04	0.25±0.08	0.27±0.04	0.64±0.13
11	0.57±0.05	0.37±0.12	0.29±0.06	0.65±0.15
12	0.43±0.06	0.32±0.13	0.35±0.08	0.60±0.14
13	0.40±0.05	0.27±0.07	0.24±0.09	0.57±0.11
14	0.52±0.07	0.29±0.14	0.26±0.06	0.26±0.20
15	0.48±0.07	0.42±0.17	0.41±0.07	0.38±0.14
Mean value	0.55±0.05	0.34±0.10	0.28±0.06	0.56±0.15

表 3 一般 ICP 方法靶点配准误差

Table 3 Target registration error of general ICP method

Target label	Error /mm			
	No deformation	Deformation 1	Deformation 2	Deformation 3
1	0.74±0.05	1.81±0.05	2.64±0.05	0.96±0.11
2	0.60±0.04	1.66±0.05	2.41±0.05	0.56±0.14
3	0.67±0.03	1.97±0.04	3.02±0.03	0.95±0.24

Target label	Error / mm			
	No deformation	Deformation 1	Deformation 2	Deformation 3
4	0.57±0.03	1.83±0.04	2.65±0.03	0.66±0.07
5	0.53±0.03	1.65±0.04	2.43±0.03	0.65±0.08
6	0.45±0.03	1.58±0.04	2.22±0.03	0.64±0.11
7	0.68±0.03	2.06±0.03	2.98±0.03	1.13±0.21
8	0.53±0.03	1.89±0.03	2.68±0.03	0.84±0.15
11	0.57±0.04	1.87±0.03	2.67±0.04	1.09±0.07
12	0.41±0.05	1.72±0.04	2.53±0.04	1.16±0.10
13	0.39±0.04	1.77±0.05	2.17±0.05	1.15±0.09
14	0.50±0.06	1.96±0.08	2.76±0.06	1.71±0.08
15	0.47±0.06	1.77±0.07	2.55±0.06	1.64±0.09
Mean value	0.55±0.04	1.81±0.05	2.59±0.04	1.01±0.12

示,在无形变、两侧小形变、两侧大形变和单侧小形变情况下,本文方法的最高配准误差分别为 $0.75 \text{ mm} \pm 0.05 \text{ mm}$ 、 $0.44 \text{ mm} \pm 0.06 \text{ mm}$ 、 $0.41 \text{ mm} \pm 0.07 \text{ mm}$ 和 $0.71 \text{ mm} \pm 0.10 \text{ mm}$, 平均配准误差分别为 $0.55 \text{ mm} \pm 0.05 \text{ mm}$ 、 $0.34 \text{ mm} \pm 0.10 \text{ mm}$ 、 $0.28 \text{ mm} \pm 0.06 \text{ mm}$ 和 $0.56 \text{ mm} \pm 0.15 \text{ mm}$ 。如表 3 所示,一般 ICP 方法的最高配准误差分别为 $0.74 \text{ mm} \pm 0.05 \text{ mm}$ 、 $2.06 \text{ mm} \pm 0.03 \text{ mm}$ 、 $3.02 \text{ mm} \pm 0.03 \text{ mm}$ 和 $1.71 \text{ mm} \pm 0.08 \text{ mm}$, 平均配准误差分别为

$0.55 \text{ mm} \pm 0.04 \text{ mm}$ 、 $1.81 \text{ mm} \pm 0.05 \text{ mm}$ 、 $2.59 \text{ mm} \pm 0.04 \text{ mm}$ 和 $1.01 \text{ mm} \pm 0.12 \text{ mm}$ 。图 14 为两种方法在 4 种不同形变程度下 1000 次平均配准误差的箱型图,从图中可以看到:在无形变时,本文方法的配准误差与一般 ICP 方法相比无明显差异;而在有形变时,本文方法的配准误差与一般 ICP 方法相比明显降低,且始终稳定地保持着低误差。这说明本文方法可以显著降低人脸局部形变对基于面匹配的空间配准误差的影响。

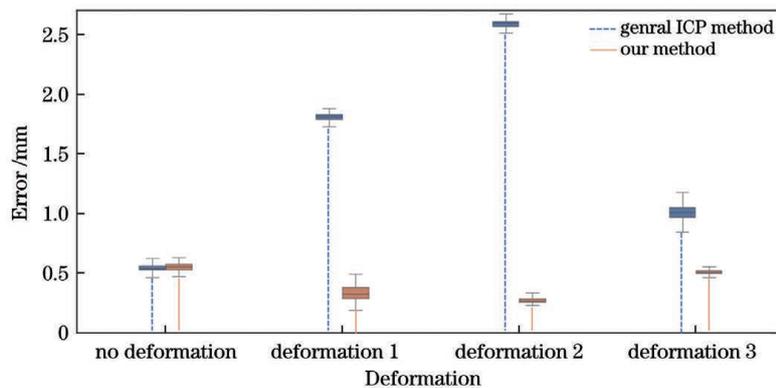


图 14 两种方法平均配准误差箱型图

Fig. 14 Box plot of mean registration error of two methods

4 结 论

本团队设计、实现了一种应用于无合作目标神经导航术的、基于自适应阈值的全自动面匹配配准方法。首先使用 SAC-IA 算法进行初始配准,以保证两空间中人脸点云的形变区域之间保持较大距离;然后使用加入自适应阈值的 ICP 算法进行精配准,以自动去除形变区域的对应点。通过可在脸颊区域设置局部形变的头模进行配准精度验证,证明了本文方法可以提高人脸发生局部形变时的空间配准精度,提高了面匹配配准方法的稳定性,同时可以实现符合神经导航临床

应用要求的全自动配准。

需要说明的是,本文中自适应阈值的计算方式较为简单。因此,后续拟采用更精细的阈值计算方法,如智能区域赋权,对 ICP 算法本身进行精细化改进,从而更好地去除形变区域,获得更均匀的配准误差分布。未来,本团队也将对更多种头模或真实被试进行实验,从而进一步验证本文方法的实用性。

参 考 文 献

- [1] 冀保卫, 陈丽华, 陈谦学. 立体定向技术在神经外科领域的应用[J]. 中国临床神经外科杂志, 2017, 22(7): 517-519.
Ji B W, Chen L H, Chen Q X. Application of stereotactic

- technology in neurosurgery [J]. Chinese Journal of Clinical Neurosurgery, 2017, 22(7): 517-519.
- [2] Thomas N W D, Sinclair J. Image-guided neurosurgery: history and current clinical applications[J]. Journal of Medical Imaging and Radiation Sciences, 2015, 46(3): 331-342.
- [3] Perwög M, Bardosi Z, Freysinger W. Experimental validation of predicted application accuracies for computer-assisted (CAS) intraoperative navigation with paired-point registration [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2018, 13(3): 425-441.
- [4] Hong J, Hashizume M. An effective point-based registration tool for surgical navigation [J]. Surgical Endoscopy, 2010, 24(4): 944-948.
- [5] Omara A I, Wang M N, Fan Y F, et al. Anatomical landmarks for point-matching registration in image-guided neurosurgery [J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2014, 10(1): 55-64.
- [6] Marmulla R, Lüth T, Mühling J, et al. Automated laser registration in image-guided surgery: evaluation of the correlation between laser scan resolution and navigation accuracy [J]. International Journal of Oral and Maxillofacial Surgery, 2004, 33(7): 642-648.
- [7] Zhang L X, Zhang S T, Xie H Z, et al. Kinect-based automatic spatial registration framework for neurosurgical navigation [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2014, 19(5): 617-623.
- [8] Fan Y F, Yao X F, Xu X F. A robust automated surface-matching registration method for neuronavigation [J]. Medical Physics, 2020, 47(7): 2755-2767.
- [9] Choi A, Chae S, Kim T H, et al. A novel patient-to-image surface registration technique for ENT- and neuro-navigation systems: proper point set in patient space [J]. Applied Sciences, 2021, 11(12): 5464.
- [10] Chen X R, Wang M N, Song Z J. Global optimization surface-based registration for image-to-patient registration using Gaussian mixture model [J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2015, 5(8): 1870-1874.
- [11] Jiang L, Zhang S T, Yang J, et al. A robust automated markerless registration framework for neurosurgery navigation [J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2015, 11(4): 436-447.
- [12] Shin S, Lee D, Kim Y, et al. Markerless registration for intracerebral hemorrhage surgical system using weighted iterative closest point (ICP) [C] // 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, August 28-September 1, 2012, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2012, 2012: 5306-5309.
- [13] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C] // 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 3212-3217.
- [14] Towers C E, Towers D P, Jones J D C. Absolute fringe order calculation using optimised multi-frequency selection in full-field profilometry [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2005, 43(7): 788-800.
- [15] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N. Persistent point feature histograms for 3D point clouds [EB/OL]. [2021-04-06]. <https://ebooks.iospress.nl/publication/29396>.

Spatial Registration Method for Neuronavigation Using Adaptive Thresholds

Chen Cong¹, Liu Miao^{1*}, Wang Jigang², Yang Shourui³

¹Academy of Medical Engineering and Translational Medicine, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

²Tianjin Haihe Hospital, Tianjin 300222, China;

³School of Computer Science and Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

Abstract

Objective Neuronavigation has been extensively used in neurosurgery, such as tumor resection, tumor biopsy, and minimally invasive craniotomy. By neuronavigation, doctors can select the best surgical path before surgery, and precisely locate intracranial lesions or sites of interest during surgery, which helps reduce the invasiveness of surgery, enhances the treatment effect, and reduces the recovery time of patients. Realizing the registration of medical structure images between the actual surgical spaces is the major step in neuronavigation. An approach based on artificial markers is the most common approach for registration in clinical, which requires numerous markers fixed on the patient's head and additional medical imaging scans. Alternatively, approaches based on anatomical landmarks and surface matching have been extensively investigated, and both do not require fixed markers. Compared to the method based on anatomical landmarks, the approach based on surface matching has higher precision. Surface-matching approach completes the registration by aligning the face point cloud in image space and patient space. However, because of space-time differences, deformation differences between the two types of face point clouds may exist, resulting in the deterioration of registration precision. Aiming at this problem, this study proposes a registration approach using an adaptive threshold to reduce the effect of local deformation on registration precision.

Methods First, the face point cloud in image space is isolated from the reconstructed head medical model, and the face point cloud in patient space is scanned using fringe projection and binocular stereo vision by the point cloud system. Next, using a voxel-based approach, these two face point clouds are down-sampled and denoised. For the face point cloud in the image space and patient space after down-sampling, we employed the SAC-IA algorithm for coarse registration to produce a suitable initial position. We calculated the Euclidean distance between each point in the source point cloud and its nearest point in the target point cloud, and then considered the average of these Euclidean distances as a threshold. Finally, we

used the ICP algorithm to conduct fine registration for the final and more precise transformation, while the wrong pairs, which have a distance higher than the threshold in the previous step are rejected and do not participate in the computation of transformation matrix.

Results and Discussions We conducted an experiment to demonstrate the target registration error (TRE) of our registration approach using a self-made head model. This head model included simulated targets in the brain and may be locally deformed in the area of both cheeks. We also compared our approach with a general approach, which only differs from our approach in that no distance threshold was employed. In this experiment, four various degrees of deformation were set in the cheek area of the head model (no deformation, small deformation on both sides, substantial deformation on both sides, and small deformation on one side). The registration process between face point clouds in image space and patient space is repeated 1000 times while the corresponding TRE is computed. First, we counted the times each point in the source point cloud was rejected in our approach (Fig. 11). When no deformation occurred, the time of each point did not visibly gather. Moreover, when deformation occurred, the time of each point gathered in the cheek area. Next, the TRE and mean TRE of each target was computed in our approach (Table. 2) and in the general approach, respectively (Table. 3), and subsequently, we compared the mean TRE of the two approaches (Fig. 14). When no deformation occurred, the mean TRE of our approach was $0.55 \text{ mm} \pm 0.05 \text{ mm}$, which is not substantially different from the $0.55 \text{ mm} \pm 0.04 \text{ mm}$ of the general approach. Corresponding to small deformation and big deformation of both sides and small deformation of one side, the mean TRE of our approach was $0.34 \text{ mm} \pm 0.10 \text{ mm}$, $0.28 \text{ mm} \pm 0.06 \text{ mm}$, and $0.56 \text{ mm} \pm 0.15 \text{ mm}$, respectively, which was substantially $1.81 \text{ mm} \pm 0.05 \text{ mm}$, $2.59 \text{ mm} \pm 0.04 \text{ mm}$, and $1.01 \text{ mm} \pm 0.12 \text{ mm}$ of the general approach.

Conclusions In this research, we propose a fully automatic surface-matching registration approach based on an adaptive distance threshold for noncooperative target neuronavigation. In the counting of times, each point in the source point cloud is rejected, and the finding reveals that the step to reject wrong point pairs in our approach is sufficiently accurate. In the comparison with mean TRE between our approach and the general approach, our approach is similar to the general approach when no deformation occurs, and is more accurate than the general approach when deformation occurs. Moreover, all standard deviation of our approach are not above 0.15 mm, which means that our approach is stable. In conclusion, our approach can reduce the effect of local deformation of the face, so that the spatial registration approach based on surface matching can be better and stably applied to neuronavigation.

Key words medical optics; biotechnology; neuronavigation; spatial registration; deformation; adaptive threshold; iterative closest point