

基于面部区域的CT与MRI影像的3D/3D配准

和陆兴, 和树仁, 何炳春, 和秋遇, 贺建林

联勤保障部队第九二〇医院 医学工程科, 云南 昆明 774775

[摘要] 目的 提出基于表面特征点的CT-MRI 3D/3D刚性配准(方法一)和基于表面轮廓点云的CT-MRI 3D/3D刚性配准方法(方法二), 为头部肿瘤靶区勾画等临床所需的图像融合场景提供必要基础。方法 利用开源图形应用函数库Visualization Toolkit(VTK)对CT和MRI图像序列进行三维面绘制重建后, 拾取人脸特征点, 并基于迭代最近点算法对三维特征点集进行配准。为减少拾取特征点的人为干扰, 进一步提出提取2D图像人脸轮廓线后再重建得到人脸特征点云, 并对配准区间进行限定, 比较两种配准方法的效果。结果 经多个角度进行评估, 方法一由于人工拾取特征点的误差, Dice评分低于方法二; 与其他配准方法相比, 两种配准方法均方根误差值均较低, 且方法二表现更突出。两种方法在配准精度、鲁棒性、逆一致性及配准速度等方面均有很好的表现。结论 方法一的优势主要体现在配准速度上, 方法二的优势主要体现在配准精度上, 在鲁棒性、逆一致性等方面两种方法均有较好的表现, 均能得到较好的配准结果, 对头部肿瘤准确的诊断或制定出合适的治疗方案有很大的积极价值。

[关键词] CT-MRI; 3D/3D刚性配准; 三维可视化; 多模态图像配准; 表面特征点; 表面轮廓点云

3D/3D Registration of CT and MRI Image Based on Face Region

HE Luxing, HE Shuren, HE Bingchun, HE Qiuyu, HE Jianlin

Department of Medical Engineering, The 920th Hospital of Joint Logistics Support Force, Kunming Yunnan 774775, China

Abstract: Objective To propose a rigid registration method of CT-MRI 3D/3D based on surface feature points (method 1) and a rigid registration method of CT-MRI 3D/3D based on surface contour point cloud (method 2), to provide the necessary basis for image fusion scenes required by clinic, such as the sketch of head tumor target area. **Methods** After 3D surface rendering and reconstruction of CT and MRI image sequences using the open-source graphic application library Visualization Toolkit (VTK), facial feature points were picked up and registered with the 3D feature point set based on the iterative nearest point algorithm. In order to reduce the human interference in picking up the feature points, a method was further proposed which extracted the face contour of 2D image and reconstructed it to face feature point cloud, limited the registration interval, the effectiveness of two registration methods were compared. **Results** After evaluation from multiple angles, method 1 had a lower Dice score compared to method 2 due to the error in manually picking feature points. Compared with other registration methods, the root mean square error values of the two registration methods were lower, and the performance of the method 2 was more prominent. The two methods had good performance in registration accuracy, robustness, inverse consistency and registration speed. **Conclusion** The advantages of method 1 were mainly reflected in the registration speed, and the advantages of method 2 were mainly reflected in the registration accuracy. Both methods have good performance in terms of robustness and inverse consistency. Both methods can get good registration results, which is of great positive value for the accurate diagnosis of head tumors or the formulation of appropriate treatment plans.

Key words: CT-MRI; 3D/3D rigid registration; 3D visualization; multimodal image registration; surface feature points; surface contour point cloud

[中图分类号] R197.39

doi: 10.3969/j.issn.1674-1633.2023.11.014

[文献标识码] A

[文章编号] 1674-1633(2023)11-0073-08

引言

由于各自成像原理的差异, 不同模态图像反映的病灶信息与解剖结构具有不同特征, 如MRI的软组织分辨率高, 而CT可以对骨骼等刚性结构清晰表现, 且可提供电子密度参数^[1-3]。近年来, 对CT和MRI图像进行融合, 充分利用各自优势进行靶区勾画、临床诊断等

的应用已较广泛^[4-6]。然而不同模态的医学图像由于在成像特征、分辨率、患者扫描时的摆位等因素的差异, 断层扫描得到的二维图像事实上并没有空间对应关系, 需要先使异源采集信息的解剖结构在空间上达到一致, 即先要进行医学图像的配准, 才可进行信息融合^[7]。

医学图像的配准已从当初单纯的2D/2D图像配准发展到了2D/3D配准^[8]和3D/3D配准^[9], 医学成像技术向三维可视化发展的趋势使得3D/3D配准更加重要。但其技术难度和要求也在不断提高。例如, 3D/3D配准由

收稿日期: 2023-04-23

通信作者: 贺建林, 高级工程师, 主要研究方向为临床医学工程医疗器械硬件研发及信息化管理软件研发。

通信作者邮箱: 155367625@163.com

于基于立体数据,几何变换类型更多、更复杂,造成整个配准过程的空间复杂度和时间复杂度远高于2D/2D配准,同时,也增加了局部最优的错误情况的发生率^[10]。另一方面,目前的3D/3D配准,多是对同源断层影像数据集,即通过对两套不同时间段的同一患者的CT进行配准比较,从而直观地对疾病变化和治疗效果进行评估。而对于将同一患者在同一时间段的CT和MRI数据的配准重建,由于成像设备、人体摆位、成像特征的差异,可能需要在扫描过程中通过增加外部标记、设备改造等手段作为配准基础^[11-14],其应用的限制仍较多。

基于此,本研究提出两种基于面部区域的少量人工干预、低复杂度算法的3D/3D配准方法,旨在突出实用性、便捷性的应用特点,促进数字医学的发展。

1 基于表面特征点的配准(方法一)

1.1 基于人体颅部断层影像的表面轮廓的面重建

在C#中导入开源图形应用函数库Visualization Toolkit(VTK)对同一患者的CT和MRI图像集进行重建。分别对CT与MRI的断面DICOM图像进行分析,发现CT的DICOM图像表面轮廓与背景空间临近区域的值在区间 $[-50, -1000]$,而MRI在 $[20, 50]$,分别按-700和30提取等值面,得到的图像1效果如图1所示。需要说明的是,CT和MRI在VTK中重建时,根据DICOM图像的TAG标签中的像素间距(Pixel Spacing)和切片位置(Slice Position)参数重建尺寸,同一患者的CT和MRI代表的实际尺寸相同,所以对于同一解剖结构理论上三维重建后是一样的。测试所用的图像:CT图像由GE 64排CT(型号为Discovery CT750 HD)按层厚1 mm螺旋扫描;MRI图像则由西门子3.0 T磁共振(型号为Magnetom Verio 3.0T)按 $1\text{ mm} \times 1\text{ mm} \times 1\text{ mm}$,层间距(Slice Gap)为0 mm薄层扫描得到。

1.2 刚性特征的选择

头面部可认为是刚性结构,因为患者的头面部在短期内一般不会发生明显的变形,也不受呼吸运动或心跳运动等生理运动的影响,故在本研究中CT与MRI三维图像的配准可以看作是一个刚性结构的配准问题。因此,能够找到CT与MRI中均表现明显的刚性结构来作为配准的参考具有重要意义。但CT和MRI成像的优势不同,CT中成像良好的组织在MRI中的成像效果并不好,反之亦然,所以很难找到一种CT和MRI都成像较好的组织。人脸与空气的差异在CT和MRI中都较为明显,这一特征使得CT和MRI的面绘制中均可以通过设置合适的等值面阈值将脸部区域较好地突显出来。本研究的特征点提取工作即在上述面重建模型上进行。

1.3 人脸特征点提取

三维重建一般分为体绘制和面绘制两种^[15]。体绘制下的3D对象是整个CT/MRI切片构成的桶状对象,实践发现选择体绘制来进行脸部表面特征点的拾取较难实现。而在断层影像的面绘制中,红色小球可以很好地贴到脸部表面(为了明显直观,以拾取得到的返回的坐标为圆心并用红色的小球做标记),说明拾取返回的坐标在脸部表面,定位较准确。故本文最终确定特征点提取时的重建方式为面绘制,并采用vtkCellPicker技术对脸部的特征点进行了提取。本文只提取眼角点、眉心、鼻翼等7个共有的特征点,见图1。如果CT和MRI的数据都较完整,均可以重建出完整的头,此外,提取如嘴角点等的更多特征点,将有助于提高配准精度。同时针对特征点,本文设计的方法可以通过交互实现特征点的拾取、撤销及清除等工作,操作者可以不断修改特征点直至特征点集满足操作者需要。

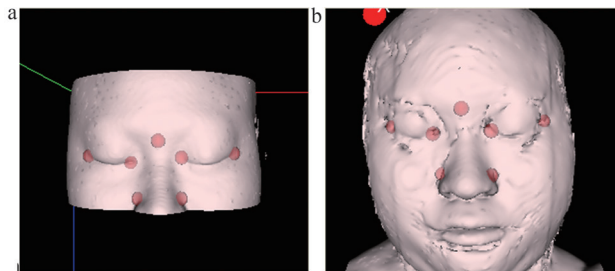


图1 分别按照-700和30等值面提取得到的CT(a)与MRI(b)表面重建效果

注:图上7个点为脸部的7个特征点。

1.4 配准算法选择、局部极值优化及测试

迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法采用刚性变换来表征两个对象之间的对应关系,因此该算法对同一对象不同视角的三维数据的配准,或者大型数据集采集时重叠部分的配准具有很好的效果^[16-18]。

考虑到特征点集空间分布的复杂性和不规则性,理论上只运用一次ICP算法容易陷入局部极值,即配准变换得到的资源数据点集与目标点集的重合可能变成了在某个局部区域的高度配准,而整体性配准可能较差。这一现象也无法通过设置更高的最高迭代次数来得到解决,因为ICP算法在迭代过程中一旦陷入局部极值就停止迭代。其他学者解决ICP算法容易陷入局部极值的一般做法是先对两个点云用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)等算法进行粗配准,使两个点云的坐标关系初步对应以避免ICP算法陷入非准确局部极值,但该方法增加了配准算法的复杂度^[19-20]。本文拟通过实施两次或以上的ICP算法的配准来解决这一问题,即将上述得到的资源数据点集作为下一次迭代的源点集,目标点集仍是目标数据,将第2次ICP算法的配

准变换关系用矩阵来表现,见图2。本文对图1中拾取得到的两组特征点集合,其空间位置关系在同一三维空间场景中分别用红色点(源点集,来自CT)和蓝色点(目标点集,来自MRI)表示。发现两个特征点集(红点和蓝点)的坐标关系差异较大,说明两个个体数据的坐标系存在很大差异,第1次刚性模式配准后差异已经大幅度下降(绿点和蓝点之间),但仍存在不少差异。而在经过再次刚性模式的配准后得到的点集已经和目标点集有较好的重合性(青点和蓝点之间),说明配准变换得到的点集的坐标系和目标点集的坐标系已经趋于一致,配准效果很好。

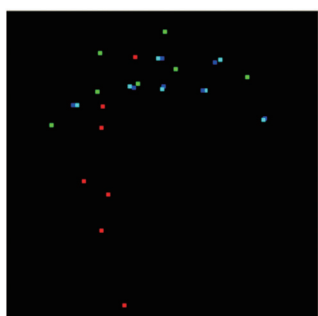


图2 改进的ICP算法对两组特征点集进行配准

为了实现更精确的配准,本文设计的程序可以满足操作者多次配准的需要,但经试验发现配准2次已经能够使对源点集进行配准变换得到新点集与目标点集有很好的重合,多次配准不会有太大的变化,只能起到微调的作用,见图2。

2 基于表面轮廓点云的配准(方法二)

人工拾取特征点的方法可能会存在一定的人为误差,为此,本文考虑将整个人脸区域作为特征点云,避免人工拾取误差的可能性。

初期,本文直接将图1中CT和MRI面绘制得到的表面轮廓数据作为输入来进行配准,然而得到的配准效果极差。通过观察,发现面绘制得到的表面轮廓除了单纯的脸部轮廓外,还存在许多杂质,这些杂质的存在降低了面部特征的突出性,严重干扰了配准精度。所以需要将其去掉,即要得到纯净的表面轮廓。从三维层面来去除这些杂质可以通过裁剪的方式实现,但裁剪只有平面裁剪,由于脸部轮廓是有弧度的,有些靠近脸部轮廓的杂质是无法去除的,如果强行去除可能会将脸部轮廓也去除掉。所以本文采取对原始断层图像进行轮廓提取再重建的方法,去除杂质。

2.1 人脸区域纯净轮廓的提取

在提取轮廓时只取人脸部皮肤的轮廓,这样一是可以突出人脸部的特征,即人脸部的特征在总数据中的比重得到提高;二是可以使轮廓提取变得简单,去除了人

耳部复杂的轮廓;三是提高了提取速度,比提取完整轮廓理论上会减少50%的时间。

提取轮廓的思路如下:首先将原始断层图像中人耳及耳后的部分全部赋值为0,然后用中值滤波器来滤除一些突出的白点和黑点,再进行二值化,即进行阈值分割,再次用中值滤波器滤除噪声点,然后用Roberts梯度算子进行边缘检测,得到一幅有多种边缘的图像,再通过迭代提取最外面的一条轮廓线。采用Roberts梯度算子的原因为其是一阶梯度算子,提取出的边缘细,定位精度高,适合于低噪声且具有陡峭边缘的图像。若采用二阶梯度算子如拉普拉斯算子等,则检测出的轮廓较粗,具有双边效应,对边缘的定位不够准确,不利于后面迭代取最外层轮廓。但Roberts梯度算子的缺点是对噪声较敏感且无抑制功能,不同于二阶梯度算子具有平均抑制噪声作用,所以在Roberts梯度算子检测边缘之前要用中值滤波器对图像进行滤波处理。

迭代提取外轮廓的操作步骤如下:将梯度算子检测出的边缘点坐标全部放在一个二维数组中,在这个数组中,找到外轮廓上最靠右的点(x_0, y_0)(经过中值滤波器的处理,噪声点已经很好地被去除,外轮廓外没有边缘存在,故最靠右的边缘必是外轮廓上的点),然后去找该数组中点(x_0, y_0)的八邻域的点,再用八邻域的点代替点(x_0, y_0),依次迭代的去找该数组中八邻域上的点,并将八邻域上的点的坐标记录下来,直到八邻域上的点的纵坐标为 y_0 (头朝左时判断为横坐标是否为 x_0),即绕完半周为止。进一步新建一个全0的和原始断层图像大小相等的图,在记录下的八邻域上的点的对应位置赋值255,即得到人脸部轮廓。各处理阶段的提取效果如图3所示。

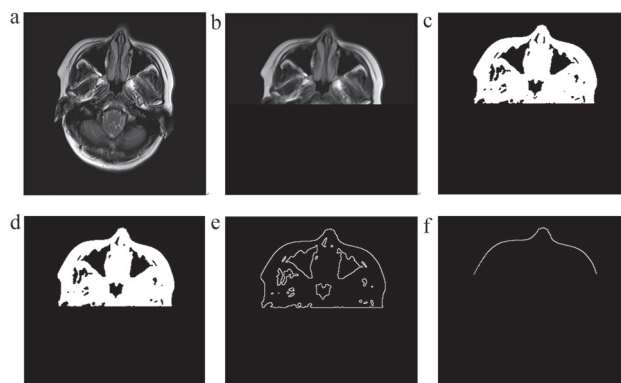


图3 断层影像二维轮廓提取效果

注: a. MRI断层图像; b. 经中值滤波后的前半部分; c. 二值化; d. 中值滤波; e. Roberts算子检测; f. 迭代得到的脸部轮廓。

2.2 人脸区域纯净轮廓提取准确性验证

为了验证提取出来的轮廓的位置是否准确,本文将轮廓和原始图像相加进行观察,发现提取出的轮廓线和

原始断层图像的轮廓重合性较好,即提取出的轮廓线的位置准确。这个验证是必要的,因为如果轮廓线的提取位置不准确,则后面重建后的配准就毫无价值。

2.3 对人脸区域纯净轮廓进行三维重建

本文对提取的轮廓线进行三维重建,得到纯净的表面轮廓,以保证表面轮廓没有任何多余的杂质。

2.4 限定配准区间

在得到纯净轮廓后,由于现实中 CT 数据和 MRI 数据的人脸部扫描区域范围差距较大,且人脸部大致是一个类似于圆柱面的曲面,脸部特征在整体数据中不够突出,因此必须缩小配准的区间,使脸部特征在配准的数据中足够突出,并尽量使 CT 和 MRI 表面轮廓的配准区间范围趋于一致。为了更好地限定配准区间,本文设计了一个可以从 6 个方向多次裁剪或修改裁剪的配准区间限定平台,可以很好地满足限定配准区间的需要。

3 评价方法及结果

3.1 配准精度评价

其他关于图像配准的研究一般仅进行定量评估,如通过 Dice 相似性系数 (Dice Similarity Coefficient, DSC)、豪斯多夫距离 (Hausdorff Distance, MHD)、均方误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 等对配准效果进行评估等对配准效果进行评估^[21-22]。因本研究是三维空间上的配准,配准效果可在空间上进行观察,故本研究除了采用 Dice 评分、RMSE 进行定量评估,还采用了同场景叠加重建观察法进行可视化定性评估。

3.1.1 Dice 评分

Dice 系数是一种集合相似度度量指标,通常用于计算两个样本的相似度,值的范围为 0~1,结果最好时值为 1,最差时值为 0,Dice 系数越接近于 1,说明两个样本体积重叠程度越高。计算方式如公式 (1) 所示。

$$\text{Dice}(P,T)=2\frac{|P\cap T|}{|P\cup T|} \quad (1)$$

式中,P 为浮动图像数据;T 为参考图像数据。为了与其他方法比较,测试时浮动图像和参考图像均为 CT 3D 图像。试验结果表明,方法一由于人工拾取特征点的误差,平均 Dice 评分远低于方法二,但相较其他方法也有一定优势。而方法二的表现非常出色,Dice 评分为 1,映射矩阵为 [1,0,0;0,1,0;0,0,1],即未对浮动图像作任何坐标变换,其评估配准效果的可靠性有待验证 (表 1)。

3.1.2 RMSE

RMSE 可用来衡量观测值与模型预测值之间的差异。为了与其他配准方法相比较 (一般计算两幅二维图像的 RMSE 值),本研究中以 CT 的 3D 图像作为参考图

像进行配准,配准后对 MRI 3D 图像进行坐标变换,再对两个 3D 图片进行同一位置、统一角度的切片得到两幅二维图像,计算该两幅图像的 RMSE 值。测试结果表明,与其他配准方法相比,两种配准方法效果均较好,且方法二表现更突出 (表 2)。另外,为了初步查看后期融合效果,本研究还对上述切片图像进行了简单融合 (MRI 的切片采用默认窗位,并将 MRI 按 50% 的透明度直接覆盖到 CT 上),见图 4。

表1 CT-CT配准的Dice评分结果

方法	Dice
Affined ^[21]	0.464
VoxelMrph ^[21]	0.636
Elastix ^[21]	0.522
ANTs(SyN) ^[21]	0.522
本文方法一	0.667
本文方法二	1.000

注:本文方法一为基于表面特征点的CT-MRI 3D/3D刚性配准;本文方法二为基于表面轮廓点云的CT-MRI 3D/3D刚性配准方法。

表2 CT-MRI 配准的RMSE值

方法	RMSE
Affined ^[21]	29.932
VoxelMrph ^[21]	28.196
Elastix ^[21]	27.252
ANTs(SyN) ^[21]	29.401
本文方法一	27.651
本文方法二	22.362

注:本文方法一为基于表面特征点的CT-MRI 3D/3D刚性配准;本文方法二为基于表面轮廓点云的CT-MRI 3D/3D刚性配准方法。

3.1.3 同场景叠加重建观察法

场景叠加重建观察法核心原理是将 CT 与配准变换后的 MRI 在同一场景下进行三维面绘制重建,根据两者的贴合度来评价配准的精度。

针对本文方法一,基于表面特征点的配准效果评价如图 5 所示。可以发现,配准变换后的 MRI 和原始 CT 的三维图像的贴合效果很好,也同样证明了本文方法一有较高的精度。针对本文方法二,基于表面轮廓点云的配准效果评价,由于点云本身也来自于面绘制,本文可以直接将配准前后的 CT 和 MRI 同场景叠加重建进行各自贴合度的对比。其中图 5a~c 是对配准前后的裁剪的配准区域的表面轮廓位置关系置于同一场景下的观察,图 5d 为配准前 CT 与大致对应区域的 MRI 完整数据表面轮廓在同一场景下的位置关系,图 5e~f 为 CT 与配准变换后获得的完整对应区域的 MRI 完整数据表面轮廓在同一场景下的位置关系,可以发现其贴合程度非常高,说明配准精度非常高,配准效果很理想。

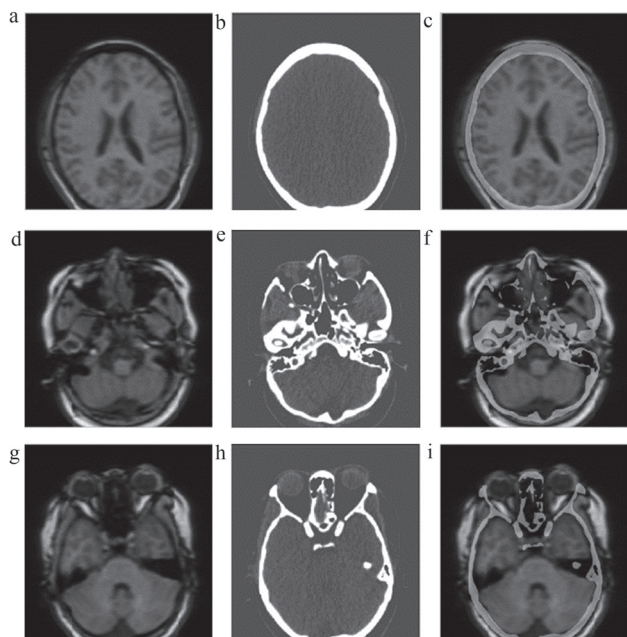


图4 MRI变换后切片与融合

注：以CT为参照，分别取CT断层的第1帧、第124帧、第200帧。a、d、g. MRI变换后切片；b、e、h. CT图像；c、f、i. 融合图像。

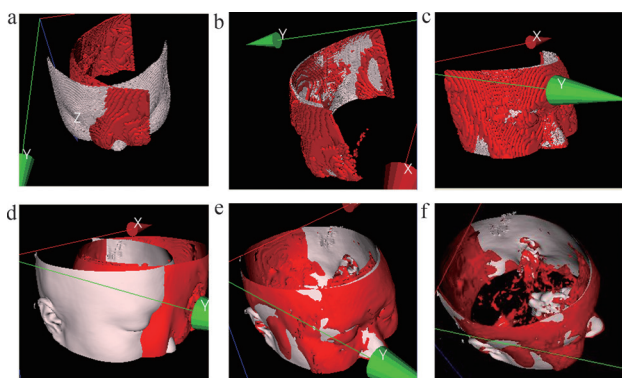


图5 CT与配准变换前和变换后的MRI重建叠加贴合度观察

注：a. 裁剪区配准前关系；b. 裁剪区配准后关系1；c. 裁剪区配准后关系2；d. 实际对照区配准前关系；e. 实际对照区配准后关系1；f. 实际对照区配准后关系2。

3.2 配准方法鲁棒性

针对本文方法一，对特征点的选取数量进行调整，通过观察配准后两幅图在同一坐标系下的贴合度来评估其鲁棒性。发现在特征点选取数量很少时，多一个特征点，其配准效果均可以得到明显改善，而在特征点选取数目更多时，配准效果会更优，这要求操作者尽可能使选取的特征点数目达到一定数量。当特征点足够多时，配准效果会趋于稳定，特征点的增加并不会使配准效果明显发生变化，即配准方法一的稳定性以特征点的数量为基础。

针对本文方法二，对CT和MRI的配准区间进行调整，同样通过观察配准后两幅图在同一坐标系下的贴合

度来评估其鲁棒性。发现只要两者配准区间大致趋于一致，均能有较理想的配准效果。故方法二鲁棒性较方法一更强。

3.3 配准方法逆一致性评估

逆一致性即参考图像和浮动图像配准得到的效果与两者相互调换后的配准效果之间的一致性。本文通过对正逆两个方向的配准效果比较来对两种配准方法进行逆一致性的评估。如图6所示，无论以CT作为参考图像还是以MRI作为参考图像，两种配准方法的配准效果均较好，配准变换后CT与MRI的表面贴合程度均较高。逆一致性的评估是有必要的，因为在临床实际中有时需要以CT作为参考，对MRI进行变换，而有时则相反。逆一致性评估可以评价两种配准方法在这两种不同情况下是否适用。

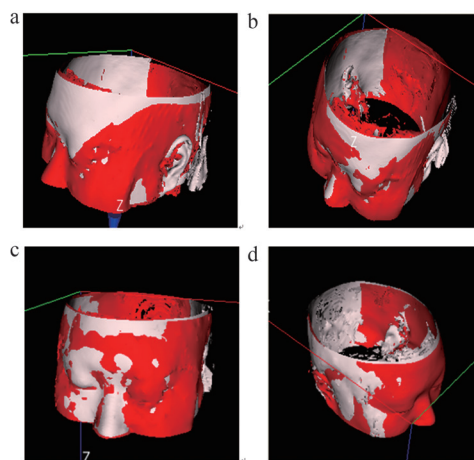


图6 逆一致性评估

注：a. 本文方法一（CT为参考）；b. 本文方法一（MRI为参考）；c. 本文方法二（CT为参考）；d. 本文方法二（MRI为参考）。

3.4 配准速度评估

对于本文方法一，基于表面特征点的配准，经多次实验发现其平均配准时间仅需 11.625 ms（测试用计算机配置为 i5CPU、4G 内存、512M 显卡），基本可以忽略。但为了配准效果更佳，其要求特征点的选取要相对精准，所以在选取特征点时会消耗一定的时间，但在临床上是可接受的。对于本文方法二，基于表面轮廓点云的配准，需要考虑两个时间，一是纯净轮廓提取的时间，二是算法配准的时间。经实验，提取每张CT断层图像轮廓并进行保存的平均时间为 0.337 s，提取每张MRI断层轮廓并进行保存的平均时间为 0.131 s。而在实验中，算法两次配准所需的平均时间为 4.578 s。以上结果表明，在配准速度上，方法一要快于方法二。

3.5 其他指标评价

两种配准方法对原始数据均有一定的要求：头面部由于颅骨的影响，CT的容积效应会更加明显，为了减

弱容积效应 CT 层厚需尽可能薄。而为了保证配准完成后各方向切片图像的分辨率, MRI 需要用薄层扫描方式, 否则当扫描方向跟切片方向不一致时, 切片图像会模糊。此外, 本文方法一要求扫描区域不能过窄, 要有足够的特征点可以拾取以保证其配准精度; 本文方法二要求原始数据中要有脸部轮廓线, 以便后期提取。同时, 方法二要求 CT 和 MRI 配准区间大体一致, 在本研究中通过对重建后的表面轮廓进行裁剪以满足条件, 故不是对原始数据的要求。因此, 两种配准方法对原始数据的要求在临床中可以满足。

4 讨论

随着 3D 成像技术、打印技术、分割技术、虚拟现实技术的快速发展, 计算机网络瓶颈、运算瓶颈被不断突破, 3D 医学影像可能在医学诊断、辅助治疗等方面发挥更大作用。而结合不同影像成像特征的 3D 配准与融合工作将是重要基础。目前, 医学图像配准的临床应用正向着高便捷化方向迈进。所谓便捷化, 即应用软件根据特定需求, 以少量甚至脱离人工干预, 快速完成高精度的配准工作, 同时符合轻量化应用的特点。这就需要在算法精度、复杂度、智慧性以及实用性之间寻求平衡。随着图像配准技术的发展, 各种医学图像或数据被整合, 更多的影像设备将会被综合利用。医学影像技术向三维可视化发展的趋势使得三维医学图像配准更加重要^[22]。

目前 3D/3D 配准主要有两种方法: 基于灰度的配准方法和基于特征的配准方法。基于灰度的配准方法中应用较多的有基于相关性的方法和基于互信息的方法。基于灰度的配准一般只对图像的灰度进行处理, 如吴茜等^[23]采用改进的 Demons 算法, 可以避免主观因素的影响, 并能实现完全自动的配准, 但对于 3D 颅位影像数据, 其在高分辨率下的体素计量很大, 配准过程带来巨大的计算开销, 而且配准精度受灰度分布的影响, 大多需要专门的工作站和专职人员, 并不适合研究所要求的快速配准目的。基于特征的配准方法主要包括基于点、面以及点和面结合的点云方法。如华亮等^[24]将经典的 ICP 配准算法内嵌于 Clifford 代数空间上, 在 Clifford 代数空间上构建点云数据操作的几何要素及几何算子, 实现 3D 医学图像数据配准。上述方法虽然速度较快, 但需要人工干预, 受人为判断的干扰, 且大多是对同一病灶、同一采集设备在不同时间点的配准, 而非研究关注的异源配准。随着人工智能的发展, 基于深度学习的配准具有更加优秀的图像特征和图像内容表现能力, 成为配准研究的一个热点^[25]。基于深度学习的配准要求要有足够大的训练集进行模型训练, 以确保模型的泛化能力, 但现实场景中多模态影像采集难度大、成

本高、不易获得, 且训练结果易受数据多样性的影响^[26]。基于上述情况, 本研究考虑到头部肿瘤重建与组织结构观察的实际需求, 提出两种少量人工干预、低复杂度算法的 3D/3D 配准方法, 经测试, 本文提出的以表面轮廓刚性结构为基础的两特征选定配准方法在配准精度、稳健性等方面均有很好表现, 在计算机性能、时间复杂度方面均符合轻量化的应用特点。但两种配准方法各有优缺点, 方法一的优势主要体现在配准速度上, 方法二的优势主要体现在配准精度上, 在鲁棒性、逆一致性等方面两种方法均有较好的表现。本研究的不足之处在于刚性配准的适用性有限, 例如, 脑部与胸腔的刚性组织结构有明显差异, 弹性配准也是当今医学图像处理领域的研究热点, 有效的弹性配准技术可作为下一步重点研究的内容。未来可对双模型数据进行重采样后直接进行融合, 利于临床医生更加全面、精确地分析目标组织的疾病特性与组织间关系, 并可以更好地服务于手术导航(手术计划)和放射治疗计划的制定、病理变化的跟踪以及治疗效果的评价等方面的具体工作。

5 结论

本研究提出了两种将多模态的影像进行快速且准确地 3D/3D 配准的方法, 并根据最终配准结果, 推导出双模型坐标映射矩阵, 对 3D/3D 模型进行了坐标变换。在临床实际中, 如果要求速度快, 而对配准精度要求不是特别精准, 则建议采用方法一进行配准; 若对配准速度没有太大要求, 而要求配准精度要特别高, 则宜采用方法二进行配准。

[参考文献]

- [1] 张海南, 汤日杰, 张书旭, 等. CT/MRI 融合图像在盆腔肿瘤放疗靶区勾画中的应用[J]. 中国医疗设备, 2011, 26(5): 154-156.
Zhang HN, Tang RJ, Zhang SX, et al. Application of CT/MRI image fusion in the delineating of the gross tumor target volumes in the radiotherapy for pelvic cavity tumor[J]. *China Med Devices*, 2011, 26(5): 154-156.
- [2] 钟青松, 刘炜焜, 陈嘉伟, 等. CT-MRI 同体位放疗模拟定位装置的研制[J]. 中国医疗设备, 2021, 36(1): 53-56.
Zhong QS, Liu WK, Chen JW, et al. Development of CT-MRI orthotopic radiotherapy positioning device[J]. *China Med Devices*, 2021, 36(1): 53-56.
- [3] 常晓斌, 吴湘阳, 冯涛, 等. CT 与 MRI 影像配准方法配准效果的比较[J]. 现代肿瘤医学, 2017, 25(4): 624-628.
Chang XB, Wu XY, Feng T, et al. Comparison of CT and MRI image registration[J]. *J Mod Oncol*, 2017, 25(4): 624-628.
- [4] 曲扬, 艾松涛, 杨飞, 等. CT 和 MRI 图像配准融合联合 3D 打印

- 技术在难治性骨盆肿瘤术前规划中的应用[J]. 上海交通大学学报(医学版), 2017, 37(9): 1238-1244.
- Qu Y, Ai ST, Yang F, *et al.* Application of CT/MRI image registration and fusion combined with 3D printing technique in pre-surgical planning of refractory pelvic tumors[J]. *J Shanghai Jiaotong Univ (Med Sci)*, 2017, 37(9): 1238-1244.
- [5] 吴茜, 皮一飞, 周解平, 等. CT/MRI混合配准方法及其在放疗计划系统中的应用[J]. 中国医学物理学杂志, 2020, 37(9): 1148-1154.
- Wu Q, Pi YF, Zhou JP, *et al.* CT/MRI hybrid registration and its application in treatment planning system[J]. *Chin J Med Phys*, 2020, 37(9): 1148-1154.
- [6] Hamdan I, Bert J, Catherine CL, *et al.* Fully automatic deformable registration of pretreatment MRI/CT for image-guided prostate radiotherapy planning[J]. *Med Phys*, 2017, 44(12): 6447-6455.
- [7] 邢正伟, 李海璞. 改进的Powell医学图像配准算法的应用[J]. 中国医疗设备, 2018, 33(9): 65-70.
- Xing ZW, Li HY. Applications of an improved method of Powell algorithm in medical image registration[J]. *China Med Devices*, 2018, 33(9): 65-70.
- [8] 张冉, 王雷, 夏威, 等. 2D/3D图像配准中的相似性测度和优化算法[J]. 激光与红外, 2014, 44(1): 98-102.
- Zhang R, Wang L, Xia W, *et al.* Comparison of similarity measurement and optimization methods in 2D/3D image registration[J]. *Laser Infrared*, 2014, 44(1): 98-102.
- [9] 邢旭, 苏育挺. 基于多级匹配的三维医学图像配准[J]. 电子测量技术, 2012, 35(11): 41-44.
- Xing X, Su YT. Three-dimension medical registration algorithm based on multistep matching[J]. *Electron Meas Technol*, 2012, 35(11): 41-44.
- [10] 曹文明, 刘辉, 徐晨, 等. 基于共形几何代数的3D医学图像配准[J]. 中国科学(信息科学), 2013, 43(2): 254-274.
- [11] 孟勋. 典型医学图像配准方法及优化策略的研究进展[J]. 中国医疗设备, 2015, 30(8): 64-69.
- Meng X. Research on the typical medical image registration method and its optimization strategies[J]. *China Med Devices*, 2015, 30(8): 64-69.
- [12] 朱超华, 韦春姣, 夏邦传, 等. 鼻咽癌放疗治疗定位的CT/MRI图像配准辅助装置的研究[J]. 中华放射医学与防护杂志, 2016, 36(11): 832-836.
- Zhu CH, Wei CJ, Xia BC, *et al.* Development of nasopharyngeal carcinoma radiotherapy positioning of CT/MRI image registration auxiliary device[J]. *Chin J Radiol Med Protect*, 2016, 36(11): 832-836.
- [13] 张照喜, 蒋春林, 刘玉林, 等. 双模外标志用于脑肿瘤放疗图像配准的可行性研究[J]. 肿瘤防治研究, 2014, 41(3): 260-264.
- Zhang ZX, Jiang CL, Liu YL, *et al.* Feasibility of dual-mode external marker as images registration for brain tumor radiotherapy[J]. *Cancer Res Prev Treat*, 2014, 41(3): 260-264.
- [14] Preuveneers D, Berbers Y, Joosen W. The future of mobile e-health application development: exploring html5 for context-aware diabetes monitoring[J]. *Proc Comput Sci*, 2013, 21: 351-359.
- [15] 贺楠楠. 医学图像三维重建算法研究[D]. 郑州: 河南工业大学, 2018.
- He NN. 3D reconstruction algorithm for medical images[D]. Zhengzhou: Henan University of Technology, 2018.
- [16] 王丽莉, 朱青松, 王振, 等. 多模态医学图像配准技术研究进展[J]. 国际生物医学工程杂志, 2012(4): 230-233.
- Wang LL, Zhu QS, Wang Z, *et al.* Review of multi-modality medical image registration[J]. *Int J Biomed Eng*, 2012(4): 230-233.
- [17] 曹璐, 黄洋, 许鹏, 等. 不同图像配准算法调用对食管癌IGRT配准结果的影响[J]. 中国医疗设备, 2020, 35(3): 74-76.
- Cao L, Huang Y, Xu P, *et al.* Impact of different image registration algorithms on IGRT registration results of esophageal cancer[J]. *China Med Devices*, 2020, 35(3): 74-76.
- [18] Besl PJ, McKay HD. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 1992, 14(2): 239-256.
- [19] 何巍, 魏国栋, 师为礼, 等. 基于点云的膝关节胫骨三维CT与MRI图像配准[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2015, 38(5): 131-135.
- He W, Wei GD, Shi WL, *et al.* Point cloud based registration of 3D CT and MRI tibia image[J]. *J Changchun Univ Sci Technol*, 2015, 38(5): 131-135.
- [20] 秦楠楠, 赖旭东, 闵晓凤. 一种基于主成分分析的空间数据配准算法[J]. 武汉大学学报, 2012, 45(4): 529-531.
- Qin NN, Lai XD, Min XF. Registration of spatial data based on principal component analysis[J]. *Eng J Wuhan Univ*, 2012, 45(4): 529-531.
- [21] 马腾宇, 李孜, 刘日升, 等. 基于无监督学习的多模态可变形配准[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(3): 658-664.
- Ma TY, Li Z, Liu RS, *et al.* Multimodal deformable registration based on unsupervised learning[J]. *J Beijing Univ Aeronaut Astronaut*, 2021, 47(3): 658-664.
- [22] 姚明青, 胡靖. 基于深度强化学习的多模态医学图像配准[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(8): 1236-1247.
- Yao MQ, Hu J. Robust multimodal medical image registration using deep recurrent reinforcement learning[J]. *J Comput-Aided Design Comput Graphics*, 2020, 32(8): 1236-1247.

- [23] 吴茜, 贾婧, 曹瑞芬, 等. FDS团队. 三维医学图像配准在图像引导放疗中的应用[J]. 计算机应用, 2013, 33(9):2675-2678.
Wu Q, Jia J, Cao RF, *et al.* Application of three-dimensional medical image registration algorithm in image-guided radiotherapy[J]. *J Comput Appl*, 2013, 33(9):2675-2678.
- [24] 华亮, 黄宇, 丁立军, 等. Clifford 代数空间上的三维多模医学图像配准[J]. 光电工程, 2014, 41(1): 65-72.
Hua L, Huang Y, Ding LJ, *et al.* Multimodality 3D medical image registration in clifford algebra space[J]. *Opto-Electr Eng*, 2014, 41(1): 65-72.
- [25] 江伟新. CT与MRI影像配准方法配准效果对比分析[J]. 现代医用影像学, 2018, 27(7): 2312-2313.
- [26] 毋晓萌, 刘帅, 霍力, 等. 基于无监督深度学习的心脏PET/CT和MRI图像配准[J]. 中国医学影像学杂志, 2021, 29(11): 1158-1164.
Wu XM, Liu S, Huo L, *et al.* Cardiac PET/CT and MR image registration based on unsupervised deep learning[J]. *Chin J Med Imaging*, 2021, 29(11): 1158-1164.

本文编辑 盛伟

参考文献格式编排举例

(8) 报纸文章(文献类型标识:N)

[序号] 主要责任者. 文献题名[N]. 报纸名, 出版日期(版次).

[14] 谢希德. 创造学习的新思路[N]. 人民日报, 1998-12-25(10).

[15] Guo AB. Auto show revs up customers' desire[N]. China Daily, 2002-06-07(1).

(9) 电子文献标注格式

[序号] 主要责任者. 电子文献题名[文献类型标识/载体类型标识]. (发表或更新日期(引用前的最后更新日期))

[引用日期(当初投稿时或投稿前的日期)]. 电子文献出处(或可获得地址).

[16] 国家市场监督管理总局. 医疗器械注册与备案管理办法[EB/OL].(2021-08-26)[2022-03-15]. https://gkml.samr.gov.cn/nsjg/fgs/202108/t20210831_334228.html.

[17] 刘江. 假如陈景润被量化考核[N/OL]. 新华每日电讯, 2004-03-12(7). 2004-03-12[2022-04-04]. <http://search.cnki.net/ccnd/mainframe.asp?encode=gb&display=chinese>.

[18] 西安电子科技大学. 光折变自适应光外差探测方法: 中国, 01128777.2[P/OL]. (2002-03-06)[2022-05-28]. <http://211.152.9.47/sipoasp/zljs/hyjsyxnew.asp?recid=01128777.2&leixin=0>.

[19] Hopkinson A. UNIMARC and metadata: dublin core[EB/OL]. (1999-06-07)[2022-12-08]. <http://www.ifla.org/IV/ifla64/138-74f.htm>.