

# 基于空间对齐和轮廓匹配的颈动脉多对比 MRI 三维配准方法

汪晓妍<sup>1</sup> 刘琪琪<sup>1</sup> 黄晓洁<sup>2</sup> 姜妮妮<sup>1</sup> 夏 明<sup>1</sup>

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)<sup>1</sup> (浙江大学医学院 杭州 310058)<sup>2</sup>

**摘 要** 多对比高分辨率磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)技术可以无创显示管壁结构和斑块成分,为分析颈动脉粥样硬化斑块提供了一种有效手段。多对比图像中的血管配准是斑块成分识别的关键任务,由此提出一种基于空间位置对齐和内腔轮廓匹配的颈动脉多对比磁共振图像三维配准算法。基于多对比序列图像,采用由粗到细的策略:首先利用图像的物理坐标进行空间位置的层间对齐;然后运用最大类间方差法和活动轮廓模型实现各序列血管内腔的半自动连续分割;最后以内腔轮廓组成的三维点云进行基于改进迭代最近点算法的三维配准。实验结果表明,配准后 TOF 序列和 T<sub>1</sub>Gd 序列的三维内腔包含率达到 92.79%, T<sub>1</sub>WI 序列和 T<sub>1</sub>Gd 序列的三维内腔包含率达到 94.66%,实现了多对比磁共振图像血管的三维精确配准,为后续易损斑块的成分分析奠定了基础。

**关键词** 颈动脉粥样硬化, 磁共振图像, 多对比, 三维配准, 易损斑块

中图法分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.05.037

## Multi-contrast Carotid MRI 3D Registration Method Based on Spatial Alignment and Contour Matching

WANG Xiao-yan<sup>1</sup> LIU Qi-qi<sup>1</sup> HUANG Xiao-jie<sup>2</sup> JIANG Wei-wei<sup>1</sup> XIA Ming<sup>1</sup>

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)<sup>1</sup>

(School of Medicine, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Multi-contrast high-resolution magnetic resonance imaging(MRI) technology can non-invasively display the wall structure and plaque composition, providing an effective method for diagnosis and analysis of carotid atherosclerotic plaque. The registration of vessels in multi-contrast images becomes a critical task for plaque identification. This paper proposed a three-dimensional registration algorithm based on spatial position alignment and lumen contour matching. With multi-contrast carotid MRI, a coarse-to-fine strategy was adopted. Firstly, the physical coordinates are found to perform the spatial alignment. Then, the ostu algorithm and active contour model are used to complete the semi-automatic continuous segmentation of the blood vessel lumens. Finally, the lumen contour point clouds are utilized to perform three-dimensional rigid registration based on an improved iterative closest point algorithm. The results indicate that the three-dimensional average lumen inclusion rate between TOF and T<sub>1</sub>Gd sequence reaches 92.79%, and the average lumen inclusion rate between T<sub>1</sub>WI and T<sub>1</sub>Gd sequence reaches 94.66%. The proposed algorithm achieves three-dimensional accurate registration of multi-contrast MRI, which lays the foundation for the subsequent analysis of vulnerable atherosclerotic plaque.

**Keywords** Carotid atherosclerosis, Magnetic resonance image, Multi-contrast, Three-dimensional registration, Vulnerable plaque

## 1 引言

脑卒中是目前危害人类健康的无形利刃,研究显示,颈动脉粥样硬化及其引起的易损斑块破裂与缺血性卒中密切相关<sup>[1]</sup>。因此,颈动脉粥样硬化斑块成分的识别和稳定性的判定成为目前医学图像研究的热点<sup>[2]</sup>。

磁共振成像(MRI)具有无电离辐射、高软组织分辨力、无

对比剂血管成像以及功能成像等优势<sup>[3]</sup>。通过对多对比磁共振各序列图像进行对比和分析,可以更准确地发现粥样硬化是否存在、确定斑块部位、进行血管狭窄程度判断和斑块成分识别。磁共振技术被普遍应用于表征颈动脉粥样硬化斑块<sup>[4]</sup>。但是,在磁共振实际检查中,由于得到的多对比序列图像扫描方位和参数不一致、几何空间不匹配以及检查持续时间长容易产生运动位移等原因,无法直接得到多对比序列图

到稿日期:2018-04-20 返修日期:2018-08-21 本文受浙江省自然科学基金(LY18F030019, LY18F020030),国家自然科学基金(11302195, 61401397, 61701442)资助。

汪晓妍(1982—),女,博士,副教授,CCF会员,主要研究方向为计算机视觉与图像, E-mail: xiaoyanwang@zjut.edu.cn(通信作者);刘琪琪(1993—),女,硕士生,主要研究方向为医学图像处理;黄晓洁(1984—),女,硕士,主要研究方向为临床医学;姜妮妮(1984—),女,博士,讲师,主要研究方向为医学图像处理;夏明(1981—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为智能计算。

像间颈动脉血管的准确对应。因此,颈动脉多对比 MRI 的图像配准成为了斑块成分识别的首要任务<sup>[5]</sup>。

根据常用的分类标准<sup>[6]</sup>,将目前应用于医学图像的配准方法大致划分为以下两类:基于灰度的配准方法和基于特征的配准方法<sup>[7]</sup>。基于灰度的配准方法采用图像本身提供的灰度信息进行配准操作。Maes 等利用互信息方法对大脑的 CT 和 MR 图像进行配准,其精度达到了比较精准的亚体素级<sup>[8]</sup>。但是,通常体积较小的颈动脉血管在多序列图像中的灰度分布的差异较大,在图像函数中容易发生局部极值,很难通过互信息得到多序列间的血管的最佳匹配<sup>[9]</sup>,而且互信息仅考虑了相应单独体素之间的关系,忽略了原始图像固有的相关空间信息,缺乏鲁棒性。另一方面,基于特征的配准方法面向特征提取,主要从已有图像中提取共有的特征信息(点、质心、轮廓等)以完成配准<sup>[10]</sup>。该类方法广泛的适用性和良好的配准效果使其成为目前颈动脉血管配准常用的方法。李军伟等<sup>[11]</sup>针对多对比序列图像,利用形状上下文(Shape Context)进行多序列图像配准,配准后的二维图像的血管重合度达到了较高百分比,但该方法未考虑血管图像的三维连续性,不便于后续的三维斑块分析。吴玉霞等<sup>[12]</sup>提出先用迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)<sup>[13]</sup>实现磁共振多对比序列图像间颈动脉血管的中心线对齐,再利用形状上下文和薄板样条模型(Thin Plate Spline, TPS)<sup>[14]</sup>实现血管内腔边界点的非刚性配准。该方法需要手动分割内腔轮廓,根据中心线获得较为准确的初始位置对齐,无法保证空间位置的绝对对齐,后续又选择薄板样条非刚性配准方法进行血管的二维匹配,未从根本上完成三维配准。Chui 等针对 MRI 图像和超声图像的多模态图像配准问题,提出了改进的基于外壁轮廓的 ICP 配准方法<sup>[15]</sup>,但该方法存在手动调整的最佳平均配准误差相对较大的问题,同时还需要人工对齐分叉层,可能会引入额外的误差,从而对配准后的成分分析造成不利影响。

上述的配准算法确实达到了一定的配准精度,但是通过普遍手动方式完成层间对齐,不能保证其三维准确性和连续性,无法为后续的斑块分析奠定基础。由此,本文提出一种基于空间对齐和轮廓匹配的多对比颈动脉 MRI 三维配准方法。该算法采用多序列图像的标签信息,利用其空间坐标完成各序列图像的层间对齐与血管位置对应,完全避免手动对齐。同时,由于多对比序列针对同一部位采用脉冲成像,适合利用点云刚性匹配进行三维配准,配准精度高、三维连续性好、鲁棒性强。在此三维配准的基础之上,能更好地结合各序列图像对颈动脉斑块区域进行对比观察和检测,有利于后续的内腔狭窄程度评价和斑块成分分析研究。

### 2 三维配准算法研究

本文提出的三维配准算法的流程图如图 1 所示。首先,对多序列图像进行统一体素化处理,充分利用其空间坐标完成各序列图像的层间对齐与血管位置对应,实现基于空间对齐的粗配准;然后,使用基于最大类间方差的初始分割方法和基于活动轮廓模型的精确分割方法对多对比序列的各层血管内腔进行半自动连续分割;最后,将多序列连续二维血管轮廓

组成三维点云特征,结合基于改进的 k-d 树优化的 ICP 配准方法实现基于内腔轮廓匹配的精确配准,从而达到血管位置与形状的完全匹配。

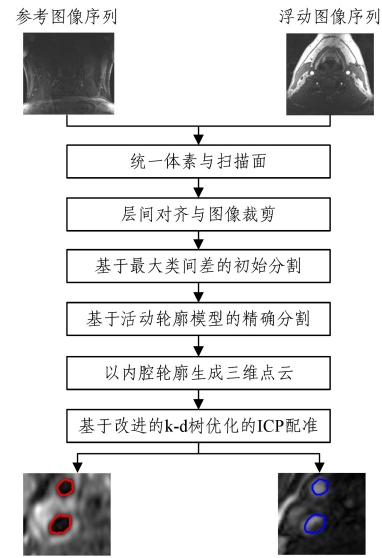


图 1 本文算法的流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed algorithm

#### 2.1 基于空间对齐的粗配准

##### 2.1.1 统一体素与扫描面

在进行多对比 MRI 的三维配准之前,为了保证配准的精确性,首先需要以参考图像序列为基准,统一待配准图像的序列体素,并对图像数据进行适当的插值。

体素是体积元素 (Volume Pixel) 的简称,是三维空间的最小单位,体素越小表示空间分辨率越高,体素大小受采集图像的层厚、层间距、视野等因素影响。多对比磁共振成像中,各序列图像的层厚、层间距、扫描矩阵的大小各不相同。为了后续的三维配准,对各序列图像进行插值处理,以调整体素的大小,保证各序列的体素间距一致,则调整各序列的三维图像矩阵为:

$$(m, n, l) = (L_x / p, L_y / p, L_z / p) \tag{1}$$

其中,  $m$  表示调整后单层二维图像的行,  $n$  表示调整后单层二维图像的列,  $l$  表示调整后图像矩阵的切片层数,  $L_x, L_y, L_z$  分别表示多对比序列图像的实际采集范围,  $p$  为统一的体素间距。

设定统一体素后,选择三次多项式插值法<sup>[16]</sup>对各序列原始图像进行插值处理,从而得到较光滑的插值图像。图 2 给出了某序列插值前后参数的对比情况。

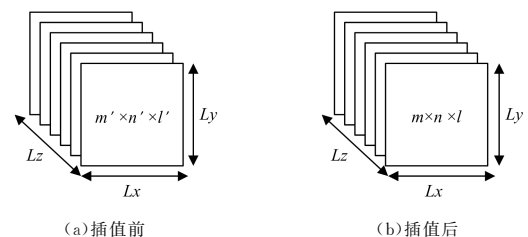


图 2 插值前后参数的对比情况

Fig. 2 Comparison of parameters before and after interpolation

将需配准的各序列图像从冠状位统一转换成横断位,以连续的颈动脉血管内腔轮廓作为特征,便于后期的统一处理与分析。

### 2.1.2 层间对齐与血管对齐

在 MR 获取过程中,所有序列在统一状态下一次成像,图像序列存在于统一的空间坐标系中<sup>[17]</sup>,由此各个像素点的空间位置坐标得到了精准计算。因此,在统一多对比 MRI 体素之后,计算各序列中各帧图像的各像素点的具体三维空间坐标,以确定多序列各层之间的层间对应关系。设参考图像序列某层 Z 轴的坐标为  $z_1$ ,对应的层间对齐的待配准图像序列在 Z 轴上的坐标为  $z_2$ ,若这两层完全匹配对齐,则需要满足:

$$\begin{cases} \|z_1 - z_2\| < \|z_1 - (z_2 + p)\| \\ \|z_1 - z_2\| < \|z_1 - (z_2 - p)\| \end{cases} \quad (2)$$

其中, $z_1$  和  $z_2$  为两序列图像的层数对应坐标, $p$  为统一的体素间距。

按空间三维坐标对各序列图像进行层间对齐后,为了得到各序列层间对齐、血管位置基本一致且规格统一的图像,再利用空间位置坐标,保留双侧颈动脉图像信息,将各序列图像的重叠区域裁剪成统一大小。

### 2.2 血管内腔连续半自动分割

本研究中,血管内腔的准确分割是多对比血管图像配准的重要部分。由于颈动脉血管结构相对较小,在采集过程中多序列图像中患者的位置或方向可能出现微小的变化,仅用上述粗配准无法得到完全的血管匹配,因此,需要对每个对比序列分别进行内腔分割,以较为明显的内腔轮廓作为特征进行精配准。

具体的分割步骤为:首先,任选一层手工初始化感兴趣区域(Region Of Interest, ROI),从该层开始上下遍历,进行连续半自动分割;然后利用最大类间方差法分割得到内腔初始轮廓,将该轮廓作为活动轮廓模型精确分割方法的初始能量轮廓线,从而得到较为光滑、精准的内腔轮廓。

#### 2.2.1 基于最大类间方差的初始分割

基于最大类间方差<sup>[18]</sup>的初始分割,以最大类间方差方法得到的最佳阈值对图像进行分割,从而得到内腔轮廓。假设原始灰度图像为  $f(x, y)$ ,设存在阈值  $Th$  可将图像像素按灰度分为两类,分别计算其类间方差和类内方差,使得类间方差与类内方差比值最大的  $Th$  即为所求的最佳阈值。再基于求得的  $Th$ ,按照如下函数对原图进行二值化处理:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \geq Th \\ 0, & f(x, y) < Th \end{cases} \quad (3)$$

其中, $f(x, y)$ 代表原始灰度图像, $g(x, y)$ 代表由基于最大类间方差的分割方法处理后的二值图像, $Th$  为求得的最佳阈值。

#### 2.2.2 基于活动轮廓模型的精确分割

基于活动轮廓模型<sup>[19]</sup>的精确分割的目标是使能量函数达到最小化。对参数曲线的变形进行控制,以能量最小的闭合曲线作为需要得到的目标轮廓。设灰度图像  $u_0(x, y)$  的定义域为  $\Omega$ ,闭合轮廓  $C$  将图像划分为前景和背景两个区域, $c_1$

和  $c_2$  为划分的各区域的平均灰度,构造能量函数如下:

$$F(C, c_1, c_2) = \mu \cdot L(C) + \nu \cdot S(C) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0 - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0 - c_2|^2 dx dy \quad (4)$$

其中, $L(C)$ 代表  $C$  的长度, $S(C)$ 代表  $C$  包括的面积, $\mu \geq 0$ ,  $\nu \geq 0$ ,  $\lambda_1, \lambda_2 > 0$  代表式中各能量项的权重系数。只有当目标轮廓  $C$  位于前景与背景的边界处时,上式的能量函数值才能取得极小值。

### 2.3 基于内腔轮廓的精配准

近年来,ICP 算法因其精细的迭代运算和较高的配准精度成为三维配准算法的标志性算法。于是,此处采用 ICP 算法作为本研究的三维精配准步骤。传统的 ICP 算法以欧氏距离来衡量点与点之间是否距离最近,该方式效率较低且耗时较长。考虑到上述问题,此处采用 k-d tree 进行最近点的快速搜索和匹配<sup>[20]</sup>,以缩短点对间的匹配时间,从而大幅提高三维配准效率。ICP 算法如算法 1 所示。

#### 算法 1 ICP 算法

输入:参考点云 A 和浮动点云 B

输出:旋转矩阵 R 和平移矩阵 T

Step1 搜索点对。通过参考点云 A 中的点搜索出浮动点云 B 中与之对应的距离最近的点,以此组成需要的点对。

Step2 计算这两组点集的质心。

$$\bar{\mu}_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i \quad (5)$$

$$\bar{\mu}_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i \quad (6)$$

Step3 计算目标函数  $f(\mathbf{R}^k, \mathbf{T}^k)$ ,以目标函数值最小为原则。

$$f(\mathbf{R}^k, \mathbf{T}^k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|a_i - \mathbf{R}^k \bar{b}_i^{k-1} - \mathbf{T}^k\|^2 = \min \quad (7)$$

其中, $\mathbf{R}^k$  和  $\mathbf{T}^k$  分别为得到的最优旋转矩阵和平移矩阵,而  $f(\mathbf{R}^k, \mathbf{T}^k)$  则为其目标函数值。

Step4 使用上述得到的  $\mathbf{R}^k$  和  $\mathbf{T}^k$ ,使浮动点云 B 变换到  $B^{k+1}$ 。

$$B^{k+1} = \mathbf{R}^k \bar{b}_i^k + \mathbf{T}^k \quad (8)$$

Step5 计算点对之间的平均距离。

$$\bar{d}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|b_i^k - a_i^{k-1}\| \quad (9)$$

$$\bar{d}_{k+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|b_i^{k+1} - a_i^k\| \quad (10)$$

其中, $\bar{d}_k$  和  $\bar{d}_{k+1}$  为 k 次与 k+1 次迭代后的平均距离。

Step6 当  $|\bar{d}_{k+1} - \bar{d}_k| < \tau$  时,迭代结束,否则重新进行迭代。

本研究基于改进的 k-d 树优化的 ICP 三维点云配准方法,加速迭代过程,在得到旋转参数 R 和平移参数 T 之后,再利用三维插值获得连续的三维血管内腔表面配准后的图像。

## 3 实验

### 3.1 数据获取

本研究使用的多对比磁共振数据由英国剑桥大学放射系采集,本实验选择 3 组序列来对颈动脉斑块区域进行对比观察和成分检测,使用的三维序列扫描方案包括 TOF,  $T_1$  WI 和  $T_1$  Gd 序列。本文研究的可供判断斑块成分的多对比 MRI 序列的采集参数如表 1 所列。

表1 MRI序列的采集参数

Table 1 Acquisition parameters of MRI sequence

采集参数	TOF	T <sub>1</sub> Gd	T <sub>1</sub> WI
重复/恢复时间/ms	9.2/3.2	440/13.3	440/13.3
层厚/mm	2	1.2	1.2
层间距/mm	1	0.6	0.6
像素间距/mm	0.5469/0.5469	0.2734/0.2734	0.2734/0.2734
扫描方位	横断位	冠状位	冠状位
矩阵	256×256	512×512	512×512
层数	56	72	72
视野/mm <sup>2</sup>	140×140	140×140	140×140

### 3.2 实验设置

本文共采用10例患者数据进行实验,每例数据包含上述3个序列。选取T<sub>1</sub>Gd序列作为参考图像,将TOF和T<sub>1</sub>WI序列作为浮动图像,并分别与T<sub>1</sub>Gd序列图像进行配准。以下实验的运行环境为8GB内存,Core I7处理器,Matlab 2016a版本。

为评测算法的有效性,在实验中将本文算法的三维点云精配准与吴玉霞等<sup>[14]</sup>提出的基于形状上下文描述子和薄板样条模型的二维精配准方法进行比较。为保证公平对比,两种算法中使用的10组原始多对比MRI图像和各序列内腔分割算法均保持一致。

### 3.3 评价准则

为了对比的公平,采用以下3种评价准则来评判两种算法的配准效果。以内腔包含率为定量评价配准前后血管是否对齐的指标,以平均内腔半径定量评价配准前后血管的形变程度,以中心点平均偏移距离检测其三维连续性,3种评价准则的计算方法如下。

#### 3.3.1 内腔包含率(Lumen Inclusion Rate, LIR)

内腔包含率的计算式如下:

$$LIR = \frac{L_F \cap L_M}{L_M} \quad (11)$$

其中, $L_F$ 和 $L_M$ 分别表示浮动图像和参考图像的三维内腔边界内区域。 $LIR$ 的取值范围是0~1,其值越接近于1代表内腔包含率越大,三维配准的准确性越高。

#### 3.3.2 平均内腔半径(Mean Lumen Radius, MLR)

平均内腔半径的计算式如下:

$$MLR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{\|q_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i\|} \quad (12)$$

其中, $q_i$ 表示浮动图像管腔内边界上的某一点, $n$ 表示浮动图像内腔边界点的个数。相比配准前, $MLR$ 的值变化越小,配准前后形变越少,配准效果越好。

#### 3.3.3 中心点平均偏移距离(Mean Center Offset, MCO)

中心点平均偏移距离的计算式如下:

$$MCO = \|c_{i+1} - c_i\| \quad (13)$$

其中, $c_i$ 和 $c_{i+1}$ 分别表示浮动图像第*i*层和第*i+1*层内腔的中心点。相比配准前, $MCO$ 的值变化越小,配准前后的连续性越好,三维配准效果越好。

### 3.4 实验结果

#### 3.4.1 本文算法的分割效果

利用上述分割算法,手动选取ROI区域对某病人数据的

T<sub>1</sub>Gd, T<sub>1</sub>WI与TOF序列进行血管分割,各序列经初始分割和精确分割得到的内腔轮廓如图3所示。可明显观察到,仅使用最大类间方差法分割血管,得到的内腔轮廓边界不够准确。以此初始轮廓作为初始能量轮廓线,进行基于活动轮廓模型的精确分割。精确分割后,内腔轮廓精确度得到了较大提升,为后续的三维点云配准奠定了基础。

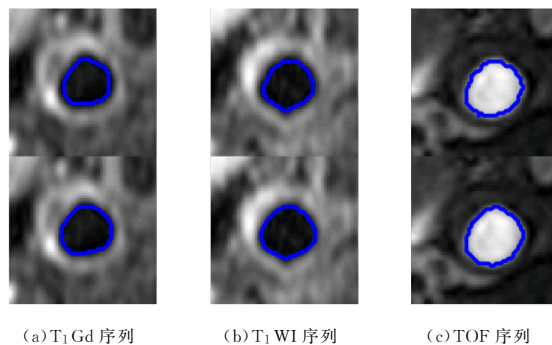


图3 T<sub>1</sub>Gd, T<sub>1</sub>WI和TOF序列图像同一层基于最大类间方差的初始分割结果(第一行)和基于活动轮廓模型的精确分割结果(第二行)

Fig. 3 Initial segmentation results based on ostu method(top) and accurate segmentation results based on contour active model(below) of T<sub>1</sub>Gd, T<sub>1</sub>WI and TOF images

#### 3.4.2 本文算法的配准实验结果

使用上述图像序列测试本文的配准算法,某患者数据的T<sub>1</sub>WI序列与TOF序列采用基于空间对齐和轮廓匹配的三维配准结果,如图4所示。图4中,第一行是基于空间对齐的粗配准结果,第二行是基于轮廓匹配的精配准结果,图中所画的内腔轮廓线是T<sub>1</sub>Gd序列的血管内腔轮廓曲线。

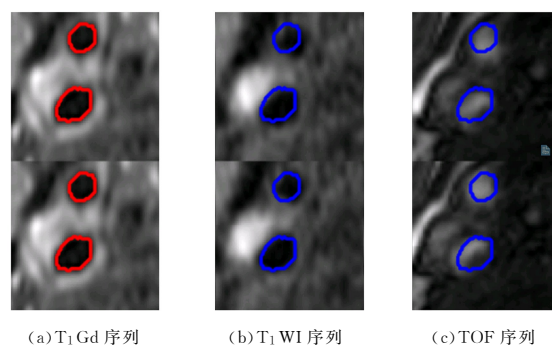


图4 TOF和T<sub>1</sub>WI序列图像分叉层基于空间对齐的粗配准结果(第一行)和基于轮廓的精配准结果(第二行)

Fig. 4 Coarse registration results of spatial alignment (top) and fine registration results of contour (below) of TOF and T<sub>1</sub>WI images

从图中可以看出,粗配准后TOF和T<sub>1</sub>WI序列图像的血管位置与T<sub>1</sub>Gd序列相比略有偏差,并不完全对应;而精配准后另外两个序列中血管的位置和形状与T<sub>1</sub>Gd序列基本一致,达到了较高的配准精度。

#### 3.4.3 配准方法的对比实验

分别使用本文算法与吴玉霞等<sup>[14]</sup>提出的基于形状上下文的精配准方法进行配准,以上述评价准则进行对比。由于本文方法中的基于空间对齐的粗配准仅从物理空间对各序列的

血管位置进行对齐,未改变颈动脉血管的大小和形状,因此利用基于空间对齐的粗配准图像替代原始血管图像进行比较。

图 5 给出了某病人数据的 T<sub>1</sub>WI 序列经两种精配准方法后得到的三维点云与经本文粗配准方法后得到的内腔三维点云。其中,图 5(a)是粗配准得到的三维点云,图 5(b)是通过本文精配准方法后分割得到的三维轮廓点云,图 5(c)是形状上下文二维精配准后组成的三维点云。观察两种精配准方法得到的点云可以发现,经本文精配准方法得到的点云形状与经粗配准得到的点云形状相比几乎没有变化,而使用的对比方法则差异较大,层间的连续性较差。可明显看出,本文方法配准后得到的配准效果达到了较高的三维连续性,而对比方法得到的配准结果的三维连续性很差。下面则以上述 3 种评价标准进行两种配准方法的定量评判。

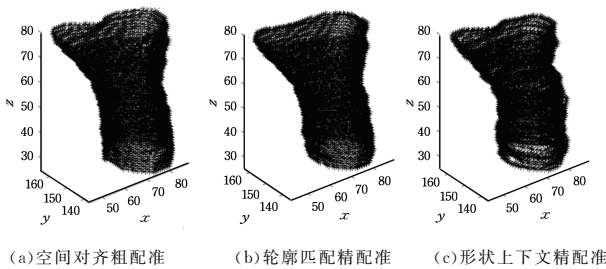


图 5 精配准前后的内腔轮廓点云

Fig. 5 Lumen contour point clouds before and after fine registration

10 例数据的平均三维内腔包含率如图 6 所示,其中每组数据从左到右依次表示基于空间对齐的粗配准后、基于轮廓匹配的精配准后、形状上下文精配准后的三维内腔包含率。从图中可以观察到,只采用基于空间对齐的粗配准时平均三维内腔包含率略低,而使用本文提出的精配准方法后该值得到明显提高。T<sub>1</sub>WI 序列和 T<sub>1</sub>Gd 序列精配准后内腔包含率从 89.78% 提高到了 94.66%,TOF 序列和 T<sub>1</sub>Gd 序列精配准后平均三维内腔包含率从粗配准的 84.76% 提高到了 92.79%;而采用形状上下文方法时,两序列与 T<sub>1</sub>Gd 序列精配准后平均三维内腔包含率分别提高到 92.09% 和 90.21%。本文提出的精配准算法得到的两序列三维内腔包含率高于薄板样条模型精配准方法的 2.57% 和 2.58%,达到了更为精准的三维配准效果。

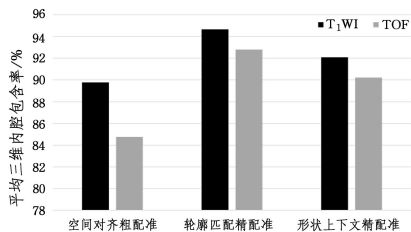


图 6 不同配准方法下精配准前后的平均三维内腔包含率

Fig. 6 Average lumen inclusion rate before and after fine registration in two different methods

此外,以上两种精配准及粗配准得到的平均内腔半径(MLR)和中心点平均偏移距离(MCO)如表 2 所列。由表 2 可知,本研究提出的方法与对比方法相比,不仅三维内腔包含率较高,而且平均内腔半径和中心点最大偏移距离都明显比

对比方法更贴近原始数据图像,达到了比较精确的配准效果。实验结果表明,本文提出的配准方法最大程度地保留了血管图像的三维连续性,避免了二维非刚性配准中强制形变导致的误差,并实现了位置与形状一致,配准精度更高,更利于后续的斑块成分分析。

表 2 两种精配准方法的参数对比

Table 2 Comparison of two fine registration methods

配准序列	空间对齐粗配准		轮廓匹配精配准		形状上下文精配准	
	MLR	MCO	MLR	MCO	MLR	MCO
TOF	3.0331	0.0611	3.0452	0.06441	2.7331	0.0918
T <sub>1</sub> WI	2.8396	0.0668	2.8381	0.0753	2.7482	0.2046

**结束语** 本文提出的基于空间位置对齐和内腔轮廓匹配的多对比颈动脉 MRI 配准方法,利用 10 组多对比颈动脉 MRI 患者数据,采用由粗到细的配准策略,达到了颈动脉多对比序列图像的血管完全对齐,同时避免了现有配准方法中手动对齐血管分叉层的误差,有效地提高了配准精度。实验结果表明,本文提出的由粗到细的配准算法不仅可以实现不同扫描方位的多对比 MRI 的三维配准,还保持了血管图像的三维连续性,避免了非刚性配准中产生的血管及斑块的变形,最大程度地保留了原始信息。通过本文算法配准的多序列图像可以更有效地结合各序列图像对颈动脉斑块区域进行对比观察和检测,有利于后期的内腔狭窄程度评价和斑块成分分析。

但是,本研究还是存在少许不足之处,考虑在此后的研究中进行改进:优化分割算法,加入自动检测血管位置模块,避免手动选定感兴趣区域;在配准算法中加入其他特征以进一步提高该精度。下一步的工作重点是将该方法运用到更多的病人数据中,在验证算法有效性的同时,进行血管狭窄程度判断和斑块定量分析。

**致谢** 本文实验中的所有 MRI 数据均由英国剑桥大学放射系提供,在此表示衷心的感谢。

### 参考文献

- [1] AMMIRATI E, FOGACCI F. Clinical relevance of biomarkers for the identification of patients with carotid atherosclerotic plaque: Potential role and limitations of cysteine protease legumain[J]. *Atherosclerosis*, 2017, 257: 248-249.
- [2] KUROSAKI Y, YOSHIDA K, FUKUMITSU R, et al. Carotid artery plaque assessment using quantitative expansive remodeling evaluation and MRI plaque signal intensity[J]. *Journal of Neurosurgery*, 2015, 124(3): 1-7.
- [3] COOLEN B F, POOT D H, LIEM M I, et al. Three-dimensional quantitative T1 and T2 mapping of the carotid artery: Sequence design and in vivo feasibility[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2016, 75(3): 1008-1017.
- [4] BRINJIKJI W, LEHMAN V T, HUSTON J, et al. The association between carotid intraplaque hemorrhage and outcomes of carotid stenting: a systematic review and meta-analysis[J]. *Journal of NeuroInterventional Surgery*, 2017, 9(9): 837-842.
- [5] SILVA T D, UNERI A, KETCHA M, et al. WE-AB-BRA-09:

- Registration of Preoperative MRI to Intraoperative Radiographs for Automatic Vertebral Target Localization[J]. *Medical Physics*, 2016, 43(6): 3793.
- [6] GUO H, WANG G, HUANG L, et al. A Robust and Accurate Two-Step Auto-Labeling Conditional Iterative Closest Points (TACICP) Algorithm for Three-Dimensional Multi-Modal Carotid Image Registration[J]. *Plos One*, 2016, 11(2): 1-22.
- [7] LIU Y H, YAN D Q, LIU C F. Research on Medical Image Registration Classification [J]. *Computer Science*, 2015, 42(11): 22-27. (in Chinese)  
刘益含, 闫德勤, 刘彩凤. 医学图像配准分类研究[J]. *计算机科学*, 2015, 42(11): 22-27.
- [8] SLOMKA P J, MANDEL J, DOWNEY D, et al. Evaluation of voxel-based registration of 3-D power Doppler ultrasound and 3-D magnetic resonance angiographic images of carotid arteries [J]. *Ultrasound in medicine & biology*, 2001, 27(7): 945-955.
- [9] LIU Z, SONG Y Q, WANG D D. Medical Image Registration Based on Self-adaptive DE Algorithm and Powell Algorithm[J]. *Computer Science*, 2017, 44(11): 297-300. (in Chinese)  
刘哲, 宋余庆, 王栋栋. 自适应变异差分算法与 Powell 算法相结合的医学图像配准[J]. *计算机科学*, 2017, 44(11): 297-300.
- [10] MATL S, BROSIG R, BAUST M, et al. Vascular image registration techniques: A living review [J]. *Medical Image Analysis*, 2017, 35: 1-17.
- [11] LI J W, WANG X Y, ZHANG J H, et al. Multi-sequence MR Image Denoising and Registration Based on Carotid Atherosclerosis Plaque [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(7): 871-881. (in Chinese)  
李军伟, 汪晓妍, 张剑华, 等. 基于颈动脉粥样硬化斑块的多序列 MR 图像去噪与配准[J]. *中国图象图形学报*, 2015, 20(7): 871-881.
- [12] WU Y X, XU X P, ZHANG X, et al. Registration Algorithm Based on Multi-Contrast Magnetic Resonance Carotid Artery Images [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2017, 36(2): 129-135. (in Chinese)  
吴玉霞, 徐肖攀, 张曦, 等. 基于多对比度磁共振颈动脉图像的配准算法研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2017, 36(2): 129-135.
- [13] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3-D shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 14(2): 239-256.
- [14] BOOKSTEIN F L. Principal Warps: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 16(6): 567-585.
- [15] CHIU B, SHAMDASANI V, ENTREKIN R, et al. Characterization of carotid plaques on 3-dimensional ultrasound imaging by registration with multicontrast magnetic resonance imaging. [J]. *Journal of Ultrasound in Medicine Official Journal of the American Institute of Ultrasound in Medicine*, 2012, 31(10): 1567-1580.
- [16] KANANENKA A A, WELDEN A R, LAN T N, et al. Efficient temperature-dependent Green's function methods for realistic systems; using cubic spline interpolation to approximate Matsubara Green's functions [J]. *Journal of Chemical Theory & Computation*, 2016, 12(5): 2250-2259.
- [17] BIZOPOULOS P A, SAKELLARIOS A, MICHALIS L K, et al. 3-D Registration on Carotid Artery imaging data: MRI for different timesteps [C] // 2016 IEEE 38th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2016: 1159-1162.
- [18] OSTU N, NOBUYUKI O, OTSU N. A threshold selection method from gray-level histogram IEEE transactions on systems [J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [19] CHAN T, VESE L. An Active Contour Model without Edges [C] // International Conference on Scale-Space Theories in Computer Vision. Springer-Verlag, 1999: 141-151.
- [20] LIU J, ZHANG X, ZHU J W. An ICP three-dimensional point cloud registration method based on K-D tree optimization [J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2016, 25(6): 15-18. (in Chinese)  
刘江, 张旭, 朱继文. 一种基于 K-D 树优化的 ICP 三维点云配准方法[J]. *测绘工程*, 2016, 25(6): 15-18.