

CT/MRI混合配准方法及其在放疗计划系统中的应用

吴茜¹, 皮一飞², 周解平³

1. 安徽医科大学人文医学学院, 安徽 合肥 230032; 2. 中国科学技术大学物理学院, 安徽 合肥 230026; 3. 中国科学技术大学附属医院放疗科, 安徽 合肥 230001

【摘要】旨在研究放疗中图像配准方法,特别是针对放疗中常用的CT、MRI,提出基于混合框架的配准方法,该方法主要包括两个方面:(1)采用掩膜(Mask)提取感兴趣区域、形态学运算等图像处理方法以及CPU多线程并行技术,大幅度提高配准速度;(2)采用由全局到局部的混合配准策略,首先利用基于仿射变换的刚性配准整体配准,以防止图像间偏差过大,在此基础上针对感兴趣区域采用B样条弹性配准,调整局部形变。通过实验表明,采用预处理及加速策略的刚性配准,在保持其精度的情况下,提速比可达10倍,测试结果已达到临床需求;此外,采用基于GPU加速的混合配准策略,其配准速度提至约4 min。

【关键词】多模态图像配准;混合配准;互信息;B样条;预处理

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)09-1148-07

CT/MRI hybrid registration and its application in treatment planning system

WU Qian¹, PI Yifei², ZHOU Jieping³

1. School of Humanistic Medicine, Anhui Medical University, Hefei 230032, China; 2. Department of Physics, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China; 3. Department of Radiation Oncology, Affiliated Hospital of University of Science and Technology of China, Hefei 230001, China

Abstract: The methods for image registration in radiotherapy are investigated in the study. Aiming at CT and MRI commonly used in radiotherapy, a registration method based on hybrid framework is proposed. In the proposed method, image processing methods such as mask extraction of regions of interest and morphological operations as well as CPU multithreading parallel technology are used to greatly improve the registration speed, and a hybrid strategy of global and local registrations is adopted. Global rigid registration with an affine transformation is used to prevent the deviation between registered images, and then B-spline elastic registration is applied on regions of interest for adjusting local deformations. The experiments show that the preprocessing and acceleration strategy for rigid registration can increase the speed ratio by up to 10 times while maintaining its accuracy, and the test results reach the clinical requirements. In addition, the CT/MRI hybrid registration method based on GPU acceleration can achieve an average registration speed of 4 minutes.

Keywords: multi-modality image registration; hybrid registration; mutual information; B-spline; preprocessing

前言

放射治疗作为一种经典的肿瘤物理治疗手段,大约有70%的肿瘤患者在其病程的某一阶段需要接

受放射治疗,放射治疗已经成为肿瘤治疗不可或缺的手段之一。治疗计划系统是放射治疗质量控制与质量保证必不可少的手段,代表性的产品如Pinnacle、Eclipse、Raystation、Xio等。精准的治疗计划基础是精准的肿瘤定位、精准的治疗计划设计和精准的治疗计划执行。利用医学图像配准技术,将不同模态的图像结合起来,利用不同图像各自的优势,在一幅图像上同时表达出人体内部的解剖结构和代谢功能信息,以便医生给出更准确的诊断和治疗方案,是当前医疗界较为可靠和有效的方法之一^[1]。例如在放疗计划的制定和评估中,将病人的CT和MRI进行配准,利用MRI确定靶区的轮廓及大

【收稿日期】2020-03-11

【基金项目】安徽医科大学博士科研资助基金(XJ201546);安徽高校自然科学研究项目(KJ2019A0240)

【作者简介】吴茜,副教授,博士,主要研究方向:医学影像配准、医学影像三维重建,E-mail: ayd_wuqian@126.com;皮一飞,博士,主要研究方向:治疗计划系统研发、辐射防护剂量学,E-mail: 404963895@qq.com;周解平,硕士,主要研究方向:临床肿瘤放疗,E-mail: 502709805@qq.com

小,CT提供计算剂量分布的放射衰减系数地图,二者的有效融合能够提高放疗方案的准确性^[2]。

按照成像方式,图像配准可以分为单模态图像配准和多模态图像配准,早期的图像配准主要集中在单模态图像间的刚性配准方法研究。多模态图像间的配准,尤其是弹性配准目前仍是研究的难点。处理该类配准问题的方法概括起来有两种,一是将多模态配准问题转化为单模态图像间的配准,例如,Roche等^[3]将MRI影像转化为US影像实现刚性配准,Wein等^[4]将US影像转化为CT影像来实现仿射配准。Haber等^[5]假设解剖结构的边界对应灰度突变,将不同模态的两幅影像映射到第三种模态,采用归一化的灰度梯度信息来完成配准。纵观上述配准过程中采用的测度方法(例如互相关测度)在单模态图像配准中均能获得良好的配准结果,然而将其直接应用在多模态图像配准时常常失效。二是寻找适合多模态图像配准的测度,例如基于像素相似性的配准、基于灰度联合直方图的配准等,其中最为成功的是基于互信息的配准^[6-7]。基于互信息的配准方法成功应用于几乎所有的模态图像配准,但是互信息配准计算复杂度高,算法运行时间长,并不能满足临床应用的实时性要求,此后研究者对配准速度进行了大量研究,提出加速策略,例如基于金字塔的多分辨率配准方法、图像重采样、多线程、GPU并行计算等^[8-11]。近些年,医学图像配准的研究对象已经从二维截面图像转换到三维体数据,三维图像配准更具有临床意义^[12-16],放疗领域中的绝大多数图像都是三维的。三维图像配准的难度在于其数据量大,计算速度慢;若要达到临床要求,必须采用诸如预处理、金字塔多分辨率、重采样、提取感兴趣区域、多线程等多种加速策略,同时保证其配准精度^[17-20]。目前三维弹性配准仍没有普适的算法,因此研究更具通用性的配准方法,实现多模态三维图像的弹性配准具有重要的理论和临床意义。

1 医学图像配准框架

医学图像配准是寻找一种或一组空间变换使得待配准图像(参考图像和浮动图像)的相似性测度函数达到极值(极大值或极小值)的过程。医学图像配准算法有四大基本元素:衡量待配准的两幅图像间接近程度的相似性测度函数,描述图像空间变换参数的变换模型,估算非网格点灰度值的插值方法以及寻找最优空间变换参数的优化策略。此外,为了提高配准速度与精度,在配准前需要对图像进行预处理,在配准过程中采用重采样、多分辨率、并行处

理等多种图像处理策略。

归一化最大互信息利用了图像灰度的统计关系,当两幅图像完全重叠时,其互信息值最大;该测度最大优点在于不仅适用于单模态图像,多模态图像配准也能取得较好的配准效果。变换模型决定了浮动图像的空间变换参数类型。本文将全局仿射变换与局部的弹性变换相结合。其中,对三维图像配准而言,仿射变换包含且仅包含平移、旋转和缩放3种变换方式,9个变换参数。在放疗过程中,诸如头部、颈部、盆骨、脊骨等人体骨骼刚性较高的图像通常采用刚性变换或仿射变换即可取得良好的配准效果;但对腹部、胸腔等器官需要采用弹性变换模型。本文采用了最近邻插值、双线性插值、部分体积插值、B样条插值4种插值方法。其中部分体积插值根据周围8个相邻体素点与待插值点的距离,直接对联合直方图进行加权处理,不会引入新的灰度值,针对互信息测度具有良好的效果。优化算法直接决定了配准过程能否以较快的速度寻找到较好的变换参数。本文在刚性配准中使用了Powell优化算法,在弹性配准过程中采用基于梯度的优化算法。

1.1 CT/MRI预处理

CT图像一般有2 048个灰度级,而人眼的识别能力有限,所以首先将CT灰度值归一化。解析CT图像,假设其窗宽、窗位分别为 L 、 W ,根据灰度范围,采用式(1),将原CT图像映射为256个灰度级,实现图像归一化处理。

$$\text{pixeldata} = \begin{cases} 0, & \text{data} < \min \\ \frac{255}{\max - \min} * (\text{data} - \min), & \min \leq \text{data} \leq \max \\ 255, & \text{data} > \max \end{cases} \tag{1}$$

其中, $\min=L-W/2$, $\max=L+W/2$ 。确定图像灰度显示范围后,CT图像上会有明显的干扰背景,如面罩、支架、扫描床等。配准前也需要去除这些干扰信息,本文首先采用形态学开运算,有效过滤掉面罩、卡扣等较小的物体,但仍可能会残留部分支架;采用大津阈值分割方法和Canny算子,将图像分割为目标区域和背景区域,自动检测出区域边界,提取出皮肤及器官边界;在此基础上统计横向边界像素分布,并通过观察发现患者皮肤与治疗床面板之间存在一定空隙,在空隙处画一条分界面,利用水平分界线清除残留的治疗床;最后找出图像中所有的外轮廓并采用边界填充法生成掩模二值图像,并将掩模图应用于原始图像,完成图像预处理操作。图像预处理是一个全自动化过程,不仅有效去除了CT/MRI干扰物,而

且通过掩模操作使得图像只保留感兴趣区域,减少了参与三维图像配准的体素,起到了加速配准性能的作用。

1.2 采样

图像配准本质上是目标函数最优化问题,目标函数的计算与优化直接决定了配准速度与精度。从理论上看,目标函数计算的样本集合是指整幅参考图像的所有体素点集;但是,对于图像配准尤其是三维图像配准,为了提高配准速度、均衡配准速度与精度之间的关系,在实际应用中并不需要使用图像中的全部体素点,通常是选取部分体素点或采样子集作为目标函数的样本集合。从参考图像中选取部分体素点有两种方法:一是采样子集,通过随机采样或有规律的网格间距采样,从原参考图像中选取若干个体素点;二是特征点,选取图像重要特征(例如感兴趣区域的边界)中的体素点。不管是哪种方法其目的都是减少目标函数涉及的体素点数,提高目标函数的计算速度,但过少的体素点可能会降低配准精度,因此,在实际应用时寻找合适的采样子集是一个重要环节。

2 基于混合框架的CT/MRI配准

本文针对CT/MRI医学图像,提取感兴趣区域,以归一化互信息为相似性测度函数,利用B样条函数的局部可控性,并采用基于梯度的优化算法,实现基于多层B样条的互信息弹性配准;同时为了提高整个配准程序的精度和速度,避免由于无重叠区域而造成配准失效,提出基于混合框架的配准方法,在弹性配准前,首先对待配准图像进行预处理,包括图像灰度归一化处理、消除干扰背景、提取感兴趣区域等操作,其次利用仿射变换模型、PV插值和Powell优化算法,完成基于多分辨率的互信息刚性配准,使待配准图像全局匹配。本文采用的混合配准方法如图1所示。

仿射变换无法模拟人体器官的复杂变化。在图像整体变换后,采用形变模型进一步对医学图像进行局部配准。基于B样条的自由形变配准把图像网格化,根据网格节点的变化控制图像的形变,并通过B样条插值拟合非网格节点的像素值。其中,3次B样条最为经典,当一个网格节点变化时,仅影响其最近邻的64个体素点。因此,B样条变换模型具有良好的局部控制性,能很好逼近人体器官的局部形变。

定义1: Φ 是由 $n_x \times n_y \times n_z$ 个节点 $\Phi_{i,j,k}$ ($0 \leq i \leq n_x, 0 \leq j \leq n_y, 0 \leq k \leq n_z$) 组成的标准网格,其在 x, y, z 方向的间距分别为 $\delta_x, \delta_y, \delta_z$ 。网格内任意一体素点在

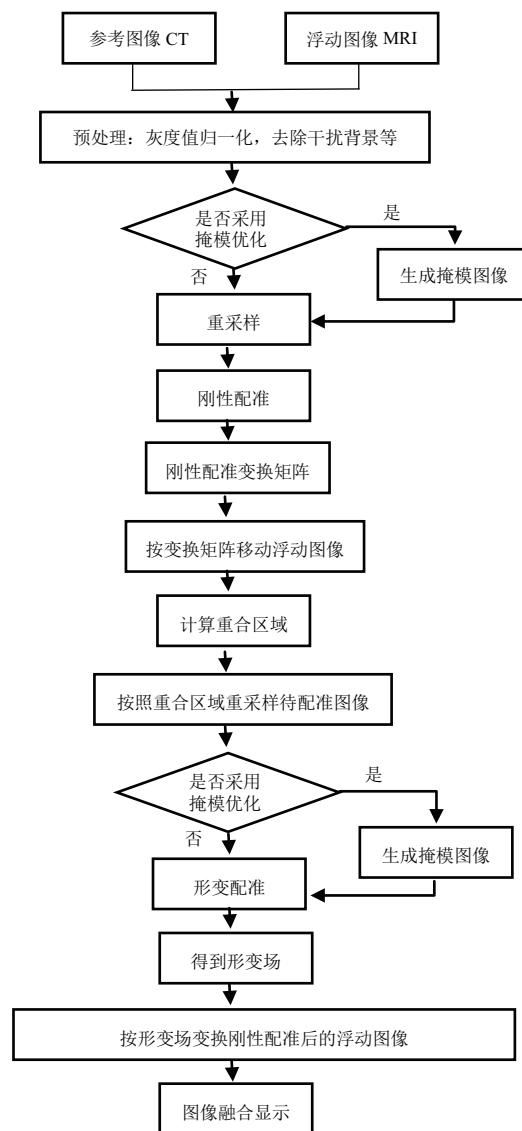


图1 混合配准流程

Fig.1 Workflow of hybrid registration

x, y, z 方向的偏移量 $T(x; d)$ 定义如下:

$$T(x; d) = x + \Delta x$$

$$\Delta x = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_l(u) B_m(v) B_n(w) d_{i+l, j+m, k+n} \quad (2)$$

其中, $i = \lfloor x/\delta_x \rfloor - 1, j = \lfloor y/\delta_y \rfloor - 1, k = \lfloor z/\delta_z \rfloor - 1, u = x/\delta_x - (i+1), v = y/\delta_y - (j+1), w = z/\delta_z - (k+1)$ 。

$B_0(u) \sim B_3(u)$ 表示3次B样条基函数,且当 $0 \leq u \leq 1$ 时,其表达式为:

$$\begin{cases} B_0(u) = (1-u)^3 / 6 \\ B_1(u) = (3u^3 - 6u^2 + 4) / 6 \\ B_2(u) = (-3u^3 + 3u^2 + 3u + 1) / 6 \\ B_3(u) = u^3 / 6 \end{cases} \quad (3)$$

定义2: a, b 分别是待配准图像的任意灰度值。根据信息论,待配准图像灰度 A, B 间的互信息 $I(A, B)$ 可定义为:

$$I(A, B) = \sum_a \sum_b P_{AB}(a, b) \log \frac{P_{AB}(a, b)}{P_A(a) P_B(b)} \quad (4)$$

B样条变换具有良好的局部控制性,并具有连续的一阶偏导数,进而在优化过程中可以采用基于梯度的优化方法,提高配准精度。但是基本的B样条变换在实际应用中仍存在不足之处,当B样条网格中的节点位移过大时,此空间变换函数不可逆,可能导致形变场折叠。为了保证空间变换函数的可逆性,Choi提出3次B样条的可逆性条件,对节点的位移大小进行约束,即第 (i, j, k) 个控制点的位移 d_x, d_y, d_z 应满足条件 $d_x < s_x/k, d_y < s_y/k, d_z < s_z/k, k$ 为常量,在三维空间变换情况下取值为2.479。在此条件约束下,节点最大位移为 $(s_x/k, s_y/k, s_z/k)$ 当且仅当其领域内64个节点均取最大位移量。基于B样条的互信息配准,结合B样条变换和互信息测度优势,利用图像灰度信息以实现全自动弹性配准,并且采用Parzen窗函数估算联合直方图。

从式(4)中可以看出,计算互信息测度的关键点在于图像间的联合概率密度估计和图像自身的边缘概率密度估计。本文采用无参数估计法—Parzen窗函数估计密度函数。

定义3:给定核函数 $h(t)$,其中 $h(t) \geq 0, t \in \mathbb{R}, \int h(t) dt = 1, L_R, L_m$ 分别为参考图像 $F_R(x)$ 与浮动图像 $F_m(x)$ 的灰度集,对待配准图像中的任意一灰度对 (a, b) ,其中 $a \in L_R, b \in L_m$,其联合概率密度为 $p(a, b; u)$ 定义如下:

$$p(a, b; u) = \alpha(u) \cdot \sum_{x_i \in V} h(a - F_m(t(x_i; u))) h(b - F_R(x_i)) \quad (5)$$

其中, α 用以保证 $\sum p(a, b) = 1, u$ 是浮动图像空间变换参数,本文以3次B样条函数为核函数,从而参考图像及浮动图像的边缘概率密度估计可定义为式(6)。

$$\begin{aligned} p_m(a) &= \sum_{b \in L_m} p(a, b; u) \\ p_R(b) &= \sum_{a \in L_R} p(a, b; u) \end{aligned} \quad (6)$$

3 实验与结果

本文以CT/MRI为研究对象,从模拟图像库与临床病例库中,选取不同病变不同设备的CT/MRI测试配准整体精度、速度以及各要素对配准的影响,其中包括头颈部癌患者的CT/MRI,CT分辨率为 $0.912 \text{ mm} \times 0.912 \text{ mm} \times 5.000 \text{ mm}$,MRI分辨率为 $0.900 \text{ mm} \times 0.900 \text{ mm} \times 0.468 \text{ mm}$ 。此外TCIA免费提供了大量不同成像方式、不同病变种类的CT/MRI图像。本文算法测试平台是台式服务器,64位Windows 10操作系统,CPU型号Intel i7-7700K,主频4.2 GHz,内存16 GB;软件环境为Microsoft Visual Studio Community 2017,ITK 4.12.0版本,OpenCV 3.4.0版本。

3.1 预处理对图像配准的影响

图像预处理的目标有两点:一是去除待配准图像中的诸如面罩、床架等干扰物以提高配准精度;二是提取感兴趣区域以加快配准速度。如图2所示,其中图2a是CT的横断面图,图2b显示开运算结果,从图中可以看出,固定头部所用的面膜及卡扣等干扰物已经被完全去除,但是支架通过开运算后仍有部分残留。图2c是大津阈值分割后的结果,白色表示感兴趣区域。图2d是Canny算子检测出的图像边界。图2e是经过横向边界像素统计后,保留横向分界线上方区域。图2f是经过外轮廓填充后的图像掩模。图2h是去除干扰物的CT图像感兴趣区域。对头颈部病例,其配准测试结果如表1所示,基于全体素点的头颈部病例,其配准用时150 s;经过掩模优化处理及20%随机采样后,其配准时间缩至14 s,其中预处理操作用时1.97 s,提速比高达10倍。

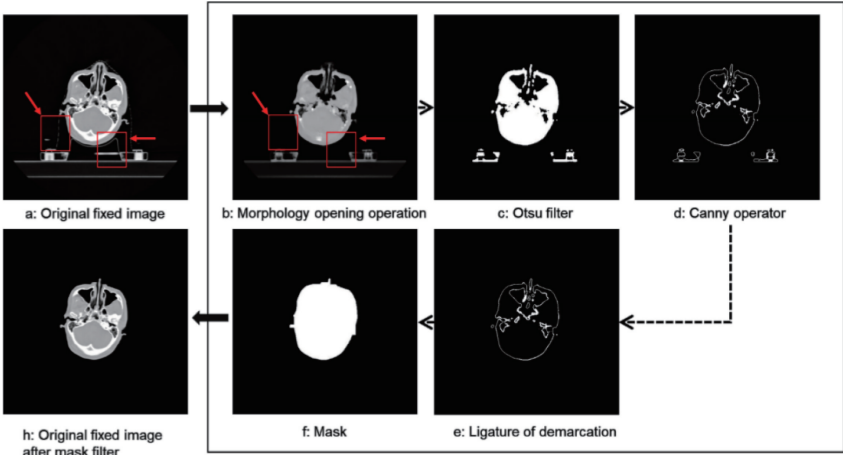


图2 图像预处理
Fig.2 Image preprocessing

表 1 配准时间对比
Tab.1 Comparison of time for registration

病例	基于所有样本 的配准时间/s	20% 采样的 配准时间/s	基于掩模预 处理的配准时/s
头颈部	153.391	42.057	13.999
腹部	185.153	68.184	16.415

3.2 多分辨率对配准的影响测试

多分辨率策略在图像配准中起到了重要作用。无论是刚性还是形变配准,常使用多分辨率金字塔来进行由粗到精的搜索变换系数,提高计算效率、避免局部极小值。本文均采用 3 层金字塔结构,刚性配准的缩放比例设置为[4, 2, 1],每层平滑因子分别为[1, 1, 0],弹性配准的缩放比例为[4, 2, 1],每层平滑因子分别为[2, 1, 0]。图 3 对比了一组头部图像多分辨配准结果,其中图 3a 参考图像及图 3b 浮动图像均使用掩模提取感兴趣区域并随机采样 20% 体素点。图 3c 表示采用 3 层多分辨率策略配准后的浮动图像,图 3d 表示相同配准方法直接迭代配准后的浮动图像。其中在多分辨率框架下,第一层迭代 5 次,第二层迭代 2 次,最后一层迭代 1 次,其归一化互信息测度值为-0.450,用时 13.999 s;直接迭代配准经过 34 次迭代后其配准后的归一化互信息测度值为-0.438,用时 47.116 s。从此对比实验看出,对于头颈部图像,经过掩模优化及采样后,采用刚性配准方法即可达到较好的精度和速度,尤其是采用多分辨率策略后配准速度提高至 14 s,达到了临床需求。

3.3 采样对配准的影响测试

三维图像配准中数据量大,如果采用待配准图像中的所有体素点进行配准,会影响配准速度。经过反复测试,本文发现在保证配准精度的前提下,提取部分像素点能够大幅提高配准速度。图 4 是一组头颈部 CT/MRI 测试病例,图 4a 是参考图像,图 4b 是浮动图像,配准参数设置如下:直方图组距为 36,迭代次数 50 次,终止条件为 0.001,步长为 1,同时采用 3 层金字塔结构,其缩放比例分别设置为[4, 2, 1],每层平滑因子分别为[1, 1, 0]。图 4c 显示了全部体素点配准结果,其配准后互信息值为-0.448 252;图 4d 显示了随机 20% 体素点配准结果,其配准后互信息值为-0.447 771,其配准后的配准效果较好,目测待配准图像吻合度良好。从表 1 可以看出,头颈部病例经过 20% 采样配准时间由 153.391 s 减至 42.057 s,加速比为 3.647 倍。但对于胸腹部病例,简单的刚性配准结果的效果并不理想,图 5 是一组腹部 CT/MRI,从配

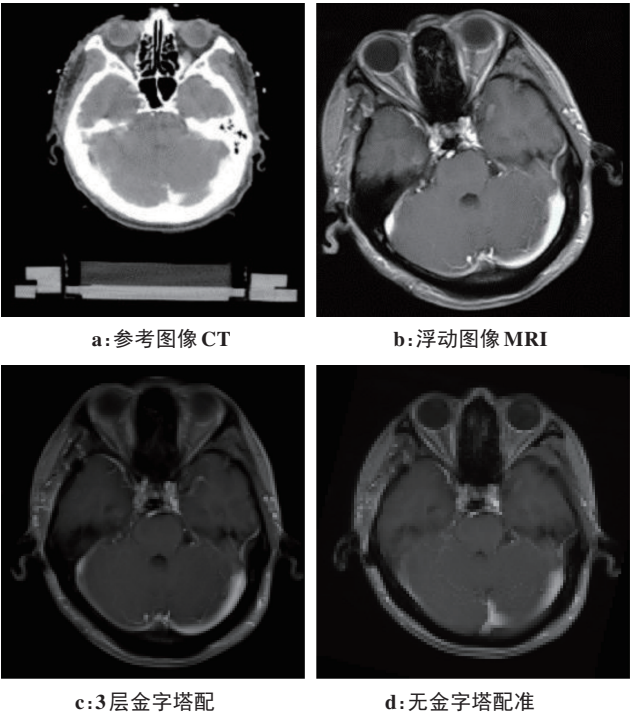


图 3 多分辨率对配准的影响测试

Fig.3 A test example of the effect of multi-resolution strategy on registration

准结果图 5c 中看出红色脊柱部位附近配准结果较好,但皮肤附近(蓝色框)吻合度较差。因此,本文针对胸腹部采用混合配准框架,仍然采用 3 层金字塔结构,其缩放比例为[4, 2, 1],每层平滑因子分别为[2, 1, 0],采用 L-BFGS-B 优化方法,针对 B 样条变换,第一层每个维度有 10 个网格点,以连续两次迭代后参考图像与浮动图像的归一化互信息及其梯度值作为配准迭代终止依据,当连续两次迭代的归一化互信息值变换小于 0.001 及其梯度变化值小于 0.000 1 时,表明当前变形场变化小,已经达到较稳定状态,此时应当终止迭代,且迭代次数最大不超过 50 次,其配准结果如图 5d 所示。

3.4 混合配准评价

本文将混合配准算法与经典的归一化互信息配准、Demons 配准进行比较,分别从感兴趣区域重叠度以及配准时间两个方面定量分析配准精度与效率。其中待配准图像感兴趣区域 X、Y 重叠度 DSC(X, Y)定义如下:

$$DSC(X, Y) = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|}$$

(7)

其中, X、Y 分别表示感兴趣区域, |•| 指区域内体素点数。DSC 值为 1 时表示感兴趣区域完全重合; DSC 值为 0 时表示配准后感兴趣区域完全没有对齐,配准失败。

临床上鼻咽癌患者、胸腹部患者大多数在放疗

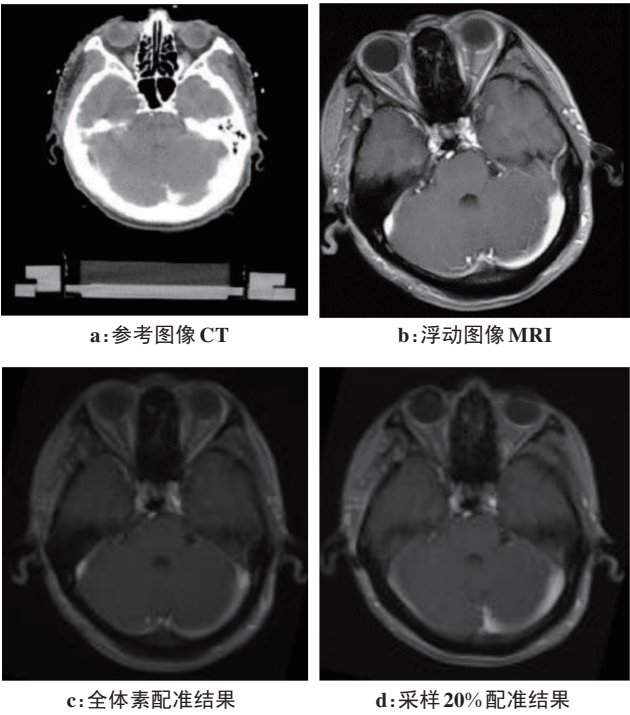


图4 头部采样对配准的影响测试

Fig.4 A test example of the effect of head sampling on registration

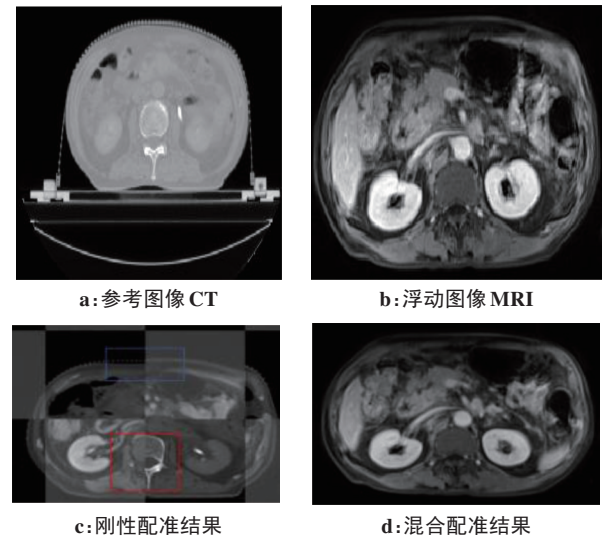


图5 混合框架配准测试

Fig.5 A test example of hybrid registration

过程中都需要采集CT、MRI图像,从中选择CT/CT及CT/MRI临床病例进行测试,测试数据来自合作单位中国科学技术大学附属医院,其结果如表2所示。经过CT/CT及CT/MRI多组实验,可以看出:Demons配准对CT/CT配准也得到较好的配准效果,但对CT/MRI多模态配准效果很差,甚至失去配准作用;归一化互信息配准对CT/CT以及CT/MRI都能得到较好的配准效果,但经典的归一化互信息配准采用的是仿射变换模型,仅支持平移、旋转、缩放功能,没

表2 配准评价结果

Tab.2 Registration evaluation results

病例	归一化互信息配准 DSC	Demons 配准 DSC	混合配准 DSC
1	0.517	0.261	0.733
2	0.684	0.205	0.831
3	0.714	0.233	0.880
4	0.418	0.198	0.782
5	0.836	0.317	0.902
6	0.803	0.822	0.835
7	0.785	0.812	0.829
8	0.886	0.875	0.892
9	0.833	0.852	0.858
10	0.104	0.725	0.115
11	0.090	0.780	0.141
12	0.621	0.105	0.701
13	0.699	0.341	0.721
14	0.850	0.204	0.864
15	0.721	0.435	0.825
16	0.568	0.355	0.682

有考虑图像的局部形变。经过文中提出的预处理、采样、多分辨率以及多线程加速策略,归一化互信息配准平均时间 15 s,Demons 配准平均 17 min,混合配准平均 14 min。针对配准速度问题,本小组实现基于 CUDA 的混合配准算法,可提速 4~5 倍,配准速度从目前 14 min 可提升至平均 4 min。

4 结 论

本文提出基于混合框架的配准方法并将其应用在放疗领域的CT/MRI多模态配准中。为了保证三维图像配准精度并提高其速度,提出包含图像灰度归一化、消除干扰信息、掩模提取感兴趣区域等的预处理技术,并将采样、多分辨率方法应用到配准过程中。此外,采用由全局到局部的混合配准策略,首先利用基于仿射变换的刚性配准,在此基础上针对感兴趣区域采用B样条弹性配准,调整局部形变。混合配准方法不仅有效避免因无重叠区域造成配准失效,而且可以缩短弹性配准时间,提高整体配准效率。此外,目前基于GPU的CT/MRI配准,主要以头颈部图像为主,但是临床上除了鼻咽癌患者之外,胸腹部软组织(如肺癌、肝癌等)患者大多数在放疗过程中也采集CT、MRI图像。因此,未来将针对不同病例实现基于GPU加速的CT/MRI混合配准算法,并将其应用于精准放疗系统。

【参考文献】

- [1] 顾恒乐, 聂生东. 多模医学图像配准和融合方法及其临床应用进展[J]. 中国放射肿瘤学杂志, 2016, 25(8): 902-906.
GU H L, NIE S D. Research advances in multi-modality medical image registration and fusion methods and their clinical application [J]. Chinese Journal of Radiation Oncology, 2016, 25(8): 902-906.
- [2] HAMDAN I, BERT J, CATHERINE C L, et al. Fully automatic deformable registration of pretreatment MRI/CT for image-guided prostate radiotherapy planning [J]. Med Phys, 2017, 44(12): 6447-6455.
- [3] ROCHE A, PENNEC X, MALANDAIN G, et al. Rigid registration of 3-D ultrasound with MR images: a new approach combining intensity and gradient information[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2001, 20(10): 1038-1049.
- [4] WEIN W, BRUNKE S, KHAMENE A, et al. Automatic CT ultrasound registration for diagnostic imaging and image-guided intervention[J]. Med Image Anal, 2008, 12(5): 577-585.
- [5] HABER E, HELDMANN S, MODERSITZKI J. An octree method for parametric image registration [J]. Siam J Sci Comput, 2007, 29(5): 2008-2023.
- [6] EGNAL G, DANIILIDIS K, CHEN M, et al. Image registration using mutual information[J]. Tech Rep, 2000(10): 1861-1868.
- [7] XU R, MEMBER S, CHEN Y W, et al. Parzen-window based normalized mutual information for medical image registration[J]. IEEE Trans Inf Syst, 2008, E91-D(1): 132-143.
- [8] 周露, 张书旭, 余辉, 等. PET-CT图像配准的预处理研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2013, 30(5): 4392-4395.
ZHOU L, ZHANG S X, YU H, et al. Research on preprocessing for PET-CT image registration[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2013, 30(5): 4392-4395.
- [9] KLEIN S, STARING M, MURPHY K, et al. Elastic: a toolbox for intensity-based medical image registration [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2010, 29(1): 196-205.
- [10] STEININGER P, NEUNER M, SCHUBERT R. An extended ITK-based framework for intensity-based 2D/3D-registration[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2009(12): 1102-1113.
- [11] 皮一飞, 吴茜, 裴曦, 等. 基于掩膜优化的多模态医学图像刚性配准[J]. 中国医学物理学杂志, 2018, 35(9): 1022-1029.
PI Y F, WU Q, PEI X, et al. Multimodality medical image registration based on mask optimization [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2018, 35(9): 1022-1029.
- [12] BRICQ S, KIDANE H, ZAVALA-BOJORQUEZ J, et al. Automatic deformable PET/MRI registration for preclinical studies based on B-splines and non-linear intensity transformation [J]. Med Biol Eng Comput, 2018, 56(9): 1351-1359.
- [13] SONG H, LI J J, WANG S L, et al. Multi-modality liver image registration based on multilevel B-splines free-form deformation and L-BFGS optimal algorithm [J]. J Cent South Univ, 2014(21): 287-292.
- [14] YIN Y B, ERIC A, LIN L, et al. Mass preserving non rigid registration of CT lung images using cubic B-spline [J]. Med Phys, 2009, 36(9): 4213-4222.
- [15] ARISTEI C, FALCINELLI L, PALUMBO B, et al. PET and PET-CT in radiation treatment planning for lung cancer [J]. Expert Rev Anticanc, 2014, 10(4): 571-584.
- [16] 秦绪佳, 肖佳吉, 陈珊, 等. 局部更新的分层B样条医学图像非刚性配准算法[J]. 小型微型计算机系统, 2016, 37(10): 2338-2342.
QIN X J, XIAO J J, CHEN S, et al. Local updating algorithm of hierarchical B-spline based non-rigid registration for medical images [J]. Journal of Chinese Computer System, 2016, 37(10): 2338-2342.
- [17] LIU J, PENG Y, CHEN H, et al. An image registration approach based on 3D geometric projection similarity of the human head [J]. J Med Biol Eng, 2019, 3(1): 126-138.
- [18] KHARE V, DUBEY R, NARANGA. Registration and fusion of CT and MRI images [J]. J Eng Adv Tech, 2019, 8(6): 5017-5021.
- [19] KISER K, MEHEISSEN M A, MOHAMED A S, et al. Prospective quantitative quality assurance and deformation estimation of MRI-CT image registration in simulation of head and neck radiotherapy patients [J]. Clin Transl Oncol, 2019, 18(3): 120-127.
- [20] CHU Q, ZHAN Y, GUO F, et al. Automatic 3D registration of CT-MR head and neck images with surface matching [J]. IEEE Access, 2019, 7(8): 274-280.

(编辑:陈丽霞)