

基于掩膜优化的多模态医学图像刚性配准

皮一飞¹, 吴茜², 裴曦¹, 徐榭¹

1. 中国科学技术大学物理学院, 安徽 合肥 230026; 2. 安徽医科大学人文医学学院, 安徽 合肥 230032

【摘要】目的:基于配准开源平台ITK和开源计算机显示视觉库OpenCV开发刚性配准程序,并集成到DeepPlan计划系统中,实现快速准确的多模态刚性配准。**方法:**基于形态学开运算初步去除图像中无需关注的细小区域和部分扫描床,使用最大类间方差法(Otsu)突出感兴趣的图像部位,Canny算子用于提取富含信息区域的边界信息。使用像素填充技术得到图像配准需要的掩膜,并采用OpenMP并行技术加速掩膜计算过程。最终在配准过程中将掩膜作用于参考图像或浮动图像。**结果:**测试了多组不同模态和部位的算例,实验结果表明基于掩膜优化的多模态医学图像刚性配准方法可以自动去除绝大部分背景图像和扫描床板,节约图像配准中一半以上时间,且图像配准质量并无下降;在1 min内可以完成两组100张左右的图像配准。且本方法以动态链接库的形式成功集成在治疗计划系统DeepPlan中。**结论:**在保证配准结果准确的基础上,基于掩膜优化的多模态医学图像刚性配准方法显著提高了图像配准速度,且算法稳定性能高,有很好的临床应用前景。

【关键词】医学图像处理;刚性配准;掩膜;多模态

【中图分类号】R319;TP311.52

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2018)09-1022-08

Rigid registration of multimodal medical images based on mask optimization

PI Yifei¹, WU Qian², PEI Xi¹, XU Xie¹

1. School of Physical Sciences, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China; 2. School of Medical Humanities, Anhui Medical University, Hefei 230032, China

Abstract: Objective To develop a rigid registration program based on ITK and OpenCV and make it compatible with DeepPlan treatment planning system for achieving rapid and precise multimodality image registration. **Methods** Mathematical morphology analysis was used to erasure insignificant and tiny structures and partial scanning couch; Otsu filter was applied to further highlight the regions of interest; and Canny operators were utilized to extract edge information from regions rich in information. Then the mask required in image registration was obtained by pixel filling algorithm, and the pre-processing process was accelerated with OpenMP parallel strategy. Finally, the mask acted on the fixed image and moving image during registration. **Results** The proposed method was validated on clinical images datasets with different modalities and body parts, and the results revealed that the most interferential background image and scanning couch were removed by rigid registration of multimodal medical image based on mask optimization, saving more than half of the time while without degrading the image registration quality. The registration of two groups of about 100 images could be finished within 1 minute. The relative codes were also successfully integrated in DeepPlan treatment planning system in the form of dynamic-link library. **Conclusion** Rigid registration of multimodal medical image based on mask optimization improves the efficiency of image registration, without affecting registration accuracy, and the proposed algorithm is highly stable. Therefore, the proposed method has a good prospect in clinical application.

Keywords: medical image processing; rigid registration; mask; multimodality

【收稿日期】2018-03-24

【基金项目】国家重点研发计划(2017YFC0107504);国家自然科学基金(11375181, 11375182)

【作者简介】皮一飞, 博士, 主要从事治疗计划系统、辐射防护剂量学等研究, E-mail: pyfdrw@mail.ustc.edu.cn

【通信作者】徐榭, 博士, 教授, 主要从事计算机人体模型、辐射防护、医学物理、大数据与人工智能等研究, E-mail: xgxu@ustc.edu.cn

前言

在放射治疗领域,医学图像配准技术在对比受检者不同时刻内部器官解剖结构的变化,辅助医生进行准确勾画,评估疾病治疗效果等方面发挥关键作用^[1]。不同模态计算机成像技术在不断发展进步,比如提供深层组织图像信息的计算机断层扫描(Computer Tomography, CT)、核磁共振成像

(Magnetic Resonance Imaging, MRI)、超声成像技术, 提供功能性信息的正电子放射断层造影术^[2]等。这些不同模态的医学图像往往需要通过配准, 寻找其空间坐标的对应关系, 使得临床医生能从不同角度清晰地观察和分析内部器官空间位置关系和健康状态; 在对不同时期获得的医学图像进行对比分析时, 也需要借助配准技术找到对应关系, 以便观察患者的放射治疗疗效情况。图像配准使得在同一空间坐标系下更为全面地得到人体内部结构信息成为可能。图像配准功能是现代放射治疗计划系统的重要功能组件^[3]。随着图像引导放疗 (Image-Guided Radiation Therapy, IGRT)^[4]、自适应放疗^[5-6]与核磁共振引导放疗 (MR-Guided Radiation Therapy, MR-IGRT)^[7]等新技术的推广, 对快速精确图像配准的需求也越来越强^[8-10]。

医学图像配准的基本目标是通过搜寻全局或者是局部变换, 移动浮动图像 (Moving Image), 使之在一定测度下和参考的固定图像 (Fixed Image) 配准^[11]。刚性配准寻找的变换矩阵一般由旋转和平移两部分组成, 解决的是浮动图像和参考图像之间整体的平移运动问题。其中, CT图像与CT图像之间和CT图像与MRI图像之间的配准在放射治疗计划最为常用。配准区域常混合图像伪影和不重要的固定设施。使用掩膜突出重点部位, 减少计算区域, 是常用的加速刚性配准的方法^[12-14]。常见的掩膜定义的方式为手动勾选, 相对比较耗时耗力。目前广泛使用的图像配准开源软件包括 Insight Segmentation and Registration Toolkit (ITK)^[15]、elastix^[12]、ITK-SNAP、Open Source Computer Vision Library (OpenCV)^[16]和plasticmatch^[17]等。为了满足普适性

的要求, 这些软件往往大而全, 存在时间耗费过长, 代码接口不够清晰直观和不便使用等缺点。在实际的应用过程中, 需要进行二次开发以满足特定的要求^[18]。

DeepPlan 治疗计划系统是本项目组研发的一套智能放射治疗计划系统。系统包含病人数据管理、机器建模、图像配准与融合、手动与自动器官勾画、剂量计算、计划设计、计划优化、计划评估比较和计划导出等功能模块, 可以满足光子、电子、质子等计划制定的需求。本研究的目标是基于配准开源平台ITK和开源计算机显示视觉库OpenCV开发刚性配准程序, 并集成到DeepPlan计划系统中, 作为图像配准与融合模块的一部分。经过稳定的全自动图像前处理手段, 提取待配准图像的感兴趣区域, 去除面罩、治疗床等影响配准速度和精度的部件, 自动计算掩膜Mask, 加速配准计算过程。通过调整参数, 自动完成相同与不同模态图像之间的配准。

1 材料与方法

计算图像Mask操作是为了去除无关区域, 选取感兴趣范围以避免不需要的图像伪影的对齐。首先对图像进行前处理, 统一背景区域图像的像素范围。经过形态学开运算去除部分床和固定面罩等信息。Otsu算子随后被引用, 去除无关的边界。通过Canny算子进行边缘检测得到感兴趣区域的边界信息。分析边界图像中边界点的横向分布, 将剩余的扫描床和感兴趣区域分开。利用边界多边形像素填充的方法, 得到二值的掩膜图像。将掩膜嵌入到基于ITK开发的刚性配准程序中并最终得到变换矩阵。配准的基本流程见图1和图2。

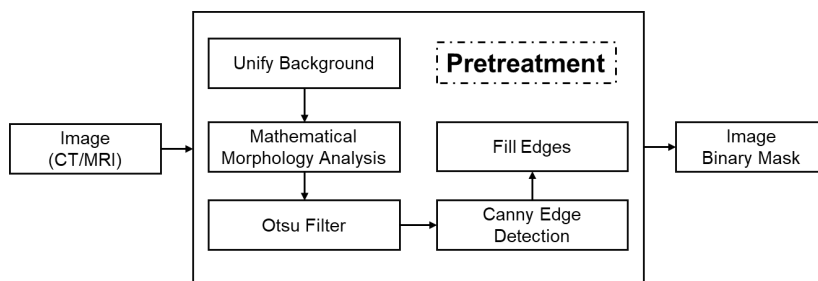


图1 图像前处理得到掩膜图像

Fig.1 Calculation of image binary mask through pretreatment

1.1 数据来源

本研究对CT图像和MRI图像之间的三维刚性配准问题进行分析。使用的图像数据来源于The Cancer Imaging Archive (TCIA, <http://www.cancerimagingarchive.net/>)网站数据库^[19]。TCIA提

供众多可供开放使用的医学图像数据, 涵盖不同扫描部位和不同图像模态。所有数据按照医疗图像数据传输协议 (Digital Imaging and Communications in Medicine, DICOM) 格式存储。采用基于开源DICOM解析库Grassroots DICOM library (GDCM) 自

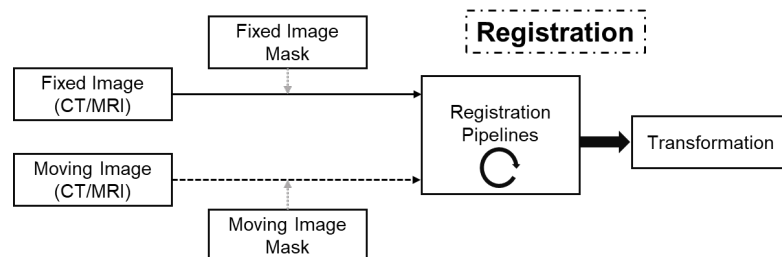


图2 利用掩膜进行图像配准流程

Fig.2 Mask-based image registration

主开发的DICOM解析程序,获取像素数据。本程序采取了多组不同部位、不同分辨率的医学图像数据,以检验其正确性。本研究选取头颈部图像数据和腹部图像数据展示算法的速度和精度。头颈部数据包含53张CT数据和对应部位的248张MRI数据;CT图像的分辨率为 $0.91 \times 0.91 \times 5.00 \text{ mm}^3$,MRI图像的像素分辨率为 $0.912 \times 0.912 \times 0.470 \text{ mm}^3$ 。腹部图像数据包括122张CT数据和72张MRI数据;CT图像的分辨率为 $0.98 \times 0.98 \times 3.00 \text{ mm}^3$,MRI图像的像素分辨率为 $2 \times 2 \times 3 \text{ mm}^3$ 。

1.2 图像配准前处理

1.2.1 图像背景统一和形态学运算 在CT数据重建过程中,每个体素的CT值(Hounsfield Unit, HU)^[20]可以通过该部位组织的平均线性衰减系数得到。定义

水的线性衰减系数 μ 为比较的一个标准值,其余物质的CT数值可以通过和水的比例关系进行计算:

$$HU_{\text{voxel}} = 1000 \times \frac{\mu_{\text{voxel}} - \mu_{\text{water}}}{\mu_{\text{water}}} \quad (1)$$

其中, HU_{voxel} 代表当前体素的CT值; μ_{voxel} 则表示当前体素的线性衰减系数; μ_{water} 为参考物质水的线性衰减系数。常见的CT数值以空气最低,约为-1 000。图3展示的是一些常见物质的HU数值。通过解析CT的DICOM文件,发现一些明显低于空气HU数值的数据。这部分数据是由重建算法或程序引入,并不能够代表实际的材料信息,并且不能对图像配准产生有益的作用。本研究通过剔除小于-1 000的像素数据,使得待配准的CT图像背景图案统一。

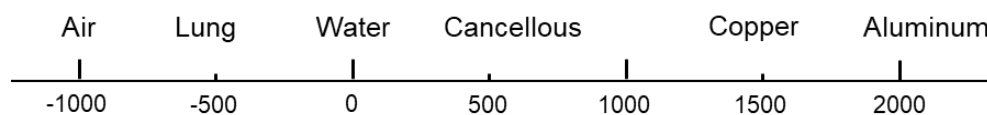


图3 部分常见物质的HU数值

Fig.3 HU values of some common materials

由于图像来源、图像获取时间和使用不同固定技术等因素影响,参考图像或者浮动图像中存在的一些物体并不会在另一组图像中出现,比如说固定面罩或者是扫描床等设备。这种情况通常发生于不同模态的医学图像之间。用于辅助成像的物件通常体积并不大、形状狭长或者和身体表面不直接接触,这些细小或者不连续的部件可以通过形态学运算^[21]进行消除。本研究采用形态学开运算对配准使用的浮动图像和参考图像进行处理。形态学开运算操作包含两部分:膨胀(Dilation)与侵蚀(Erosion)。给定待操作图像 A 和结构元素 B ,则使用 B 膨胀 A 与使用 B 侵蚀 A 的结果分别为 D 与 E 。 D 和 E 的计算如式(2)所示:

$$\begin{aligned} D &= A \oplus B = \{x | x = i + j, i \in A \text{ and } j \in B\} \\ E &= A \ominus B = \{x | x + j \in A \text{ for } j \in B\} \end{aligned} \quad (2)$$

本研究所使用的结构元素是半径为两像素点的球形物体。通过形态学运算,我们得以消除比结构元素小的微小部件,在纤细的连接处将图像中的物体分离。同时图像中的人体表面也被平滑,并融合了图像中的尖端和裂缝,方便进行后处理^[22]。

1.2.2 基于最大类间方差法(Otsu)的粗分割 经过形态学运算处理之后的医学图像去除了部分对配准帮助较小的细小部件,可以通过Otsu法进一步突出感兴趣的区域。Otsu方法是由天津展之首先提出自动确定主要区域的阈值的方法^[23]。其基本原理是通过计算阈值将原始图像数据分成不同的像素类。阈值的计算原则是使得相同类之间的类内方差最小同时不同像素类之间的类间方差尽可能的大。Otsu方法应用广泛,是适用于各种情况的优秀算法,表现十分稳定^[24]。本研究将原始的像素数据分成两个像素

类,分别对应背景区域和感兴趣区域。背景区域被排除在配准流程之外,感兴趣区域则被进一步处理。

1.2.3 Canny 算子识别边界与统计分析分界线 经过 Otsu 算子处理得到的二值图像已经有稳定并且明确的边界信息。可以比较简单地通过寻找像素值的突变点搜寻感兴趣区域的边界。常见的基于边界的检测方法包括微分算子法、曲面拟合法和串行边界查找法等^[25],其中,微分算子法应用较为广泛。本研究通过 Canny 微分算子^[26]进行边界检测,将皮肤和其他明显的边界提取出来。通过不断调整参数,过滤掉边长较短的部分边界,最终得到比较合理的器官和皮肤边界图像。Canny 算子处理之后,部分治疗床数据依然存在。这部分无用的数据可以通过对轮廓进行分析的手段去除。通过对大部分图像分析可知,图像检查的床与患者皮肤之间存在比较明确的分界线。本研究通过分析边界图像中边界的横向分布,找出分界线。这条横向的分界线可以区分皮肤下侧的扫描床。图4为一组 CT 图像在垂直于床方向的投影,红色的点和线指示为本算法寻找到的分界线位置。可以看出沿层方向将这些分割线连接起来的分布与皮肤边界基本吻合。

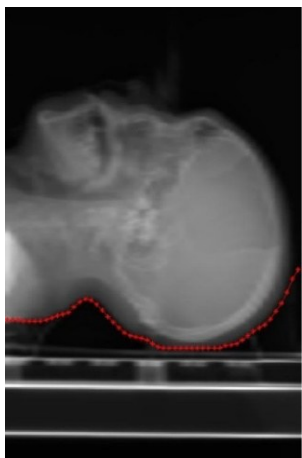


图4 分界线连线与 CT 图像投影

Fig.4 Ligature of demarcation and CT image projection

1.2.4 边界填充 使用 Canny 算子寻找的边界为图像中像素变化剧烈的区域的连线。这部分边界不仅包括最外围的皮肤边界,同时包括内部器官或组织部分边界。需要将这些边界全部填充才能得到能够覆盖到整个感兴趣区域的掩膜。本研究借助开源计算机视觉库 OpenCV 识别最外层边界区域并填充^[27]。填充完成的区域即是我们前处理需要计算的掩膜。将此掩膜与原始图像相乘即可得到经过掩膜过滤的只保留关注区域的图像。

1.2.5 OpenMP 加速前处理流程 前处理流程中绝大部分计算操作都是作用于每层医学图像。对于含有多幅图像的医学图像序列则可以使用多线程处理技术,将图像序列分成几个处理工作单元,分别并行处理。本研究采用 Open Multi-Processing (OpenMP)^[28] 共享内存方式的多线程编程工具,将图像序列分别分配到每个线程中进行处理,最终结果由 0 号线程汇总。

1.3 配准参数设置

本研究目标是寻找一个全局变换使得浮动图像与参考图像对齐。我们基于 ITK 进行二次开发,完成配准目标。图像预先经过中心对齐,减少计算时间。配准流程被分成 3 层,从较低分辨率图像开始配准^[15,29]。下一层配准的变换参数作为上层变换需要优化的初始系数;每层的下采样倍数设置为上层的两倍,不同层的高斯模糊 σ 设置均设置为 1。为了使配准程序能够同时适用于相同模态和不同模态图像之间的配准流程,互信息^[30]作为代价函数测度被用来计算配准的代价函数,其中直方图组距设置为 64。一阶 B 样条插值方法被选取用于满足不同分辨率之间图像配准的需求。由于病情诊断或者是放射治疗实践中,配准一般应用于相同病人的不同图像数据,因此配准最终得到的变换矩阵不应该包含使得原始图像失真的缩放项。本研究优化变换涵盖三维平移与旋转配准参数,缩放参数则设置为固定值 1。配准完成后,程序输出经过变换之后的浮动图像和变换矩阵。变换后的浮动图像与参考图像之间差值和棋盘格对比显示同样被输出,以直观评价配准效果。

2 结果与分析

本研究配准算法测试平台为台式服务器。使用的操作系统为 64 位 Windows 10, CPU 为 Intel i7-7700 K, 主频为 4.2 GHz, 内存大小为 16 GB。ITK 版本为 4.12.0, OpenCV 版本为 3.4.0., 软件使用 Microsoft Visual Studio Community 2017 编译。为了保证结果的准确性,所有测试均经过多次实验,取结果平均值进行对比。

2.1 软件开发与集成

作为 DeepPlan 治疗计划系统图像配准与融合模块的组成部分。本研究编写图像配准的程序以动态链接库 (Dynamic-Link Library, DLL) 的形式嵌入计划系统主程序中。DeepPlan 的主逻辑单元调用事先约定的接口函数,得到变形需要的变换矩阵。图像显示模块则使用该变换矩阵对原始图像进行空间变

换并完成浮动图像与参考图像之间的融合显示。图5展示的是DeepPlan计划系统图像配准与融合的主界面。图5上部的区域为图像配准模块的功能区域,放置图像配准的一些按钮和部分重要信息。左侧为

当前选中的图像序列对应的感兴趣区域列表。中间区域用于显示配准后的融合图像。下侧的图像列表则为当前病人的所有影像数据。



图5 DeepPlan治疗计划系统图像配准主界面

Fig.5 Main interface of image registration module in DeepPlan software

2.2 图像前处理结果

图像前处理的目的是为了将浮动图像与参考图像的感兴趣区域预提取出来。计算感兴趣区域的掩膜Mask并将其应用于配准主流程之中,以节省配准时间消耗。图6展示的是头颈部算例中CT数据经过前处理各个算法处理的流程图。图6a是头颈部算例中参考CT图像的一个横截面图像。经过形态学开运算,我们得到图6b。如图中红色箭头指向的区域所示,固定头部用的面膜和固定面膜所用的卡扣等细小部件被消除了。经过Otsu算子,自动将图6b中的像素分成感兴趣区域和背景区域。感兴趣区域在图6c中以白色展示,代表的是对配准结果影响较大的区域。经过Canny算子自动检测其边界区域,我们得到图6d所示的边界图。在图6d下端,我们仍可以观察到治疗床的部分残余,通过对其进行横向边界像素分布的统计学分析,找出一条横向的分界线将图像分成上下两个部分。图6e展示的是保留的经过分界线分割的图像上部区域。通过OpenCV边界填充算法,我们找出所有的图6e全部外轮廓并将其填

充形成最终需要的图像掩膜,如图6f所示。将掩膜二值图像作用于原始图像,我们最终得到去除面罩、治疗床等其他细小部件的可以用于配准的参考图像(图6g)。同样的算法可以应用于MRI图像,如图7所示。图7中MRI图像在经过前处理之后图像并没有发生明显改变,但是在Mask标注区域之外的像素点并不会参与配准过程中的互信息测度和重采样等过程,相应地减少计算时间。

2.3 配准结果对比

本研究使用头颈部CT与MRI图像配准和腹部CT与MRI图像配准作为测试算例。图8展示的是使用Mask加速与不使用Mask加速的头颈部配准算例棋盘格展示结果对比。图8a为不经过前处理计算Mask的图像配准结果,图8b则为经过计算Mask并应用于配准流程的图像刚性配准结果。由图可见,引入Mask的配准流程并不会减小图像配准的精度。图9展示的则是腹部算例的结果对比。脊柱部位附近配准结果较好,在图中用红色框体圈出。但由于呼吸运动的影响,腹部CT数据和MRI数据并不能够

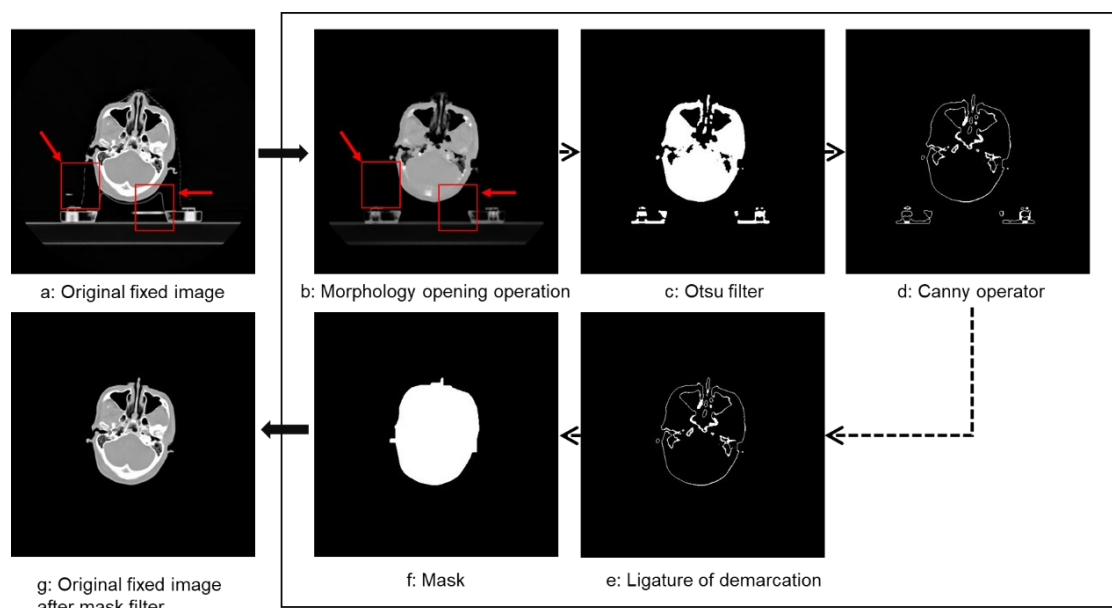


图6 原始参考图像掩膜计算流程各阶段示意图及经掩膜过滤后的图像

Fig.6 Mask calculation steps for origin fixed image and image after mask filter

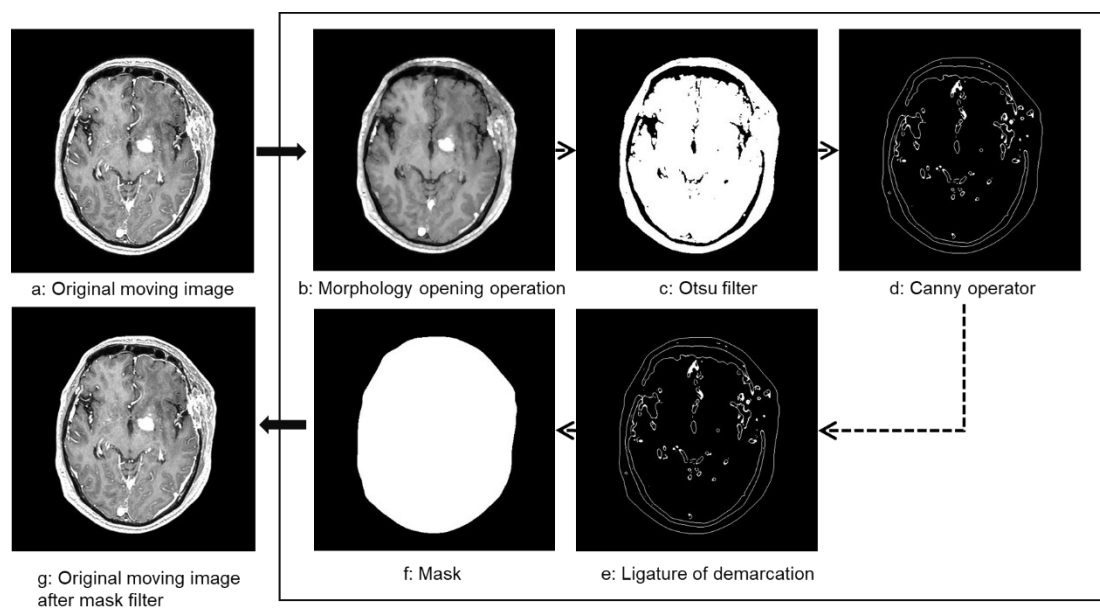


图7 原始浮动图像掩膜计算流程各阶段示意图及经掩膜过滤后的图像

Fig.7 Mask calculation steps for original moving image and image after mask filter

通过刚性变换完全得到配准。如图9中蓝色框体显示,皮肤附近的区域并没有完全对齐。弹性配准更适合这部分算例,本研究中优化的刚性变换矩阵同样可作为后续弹性配准的初始参数,减少弹性配准需要用时。

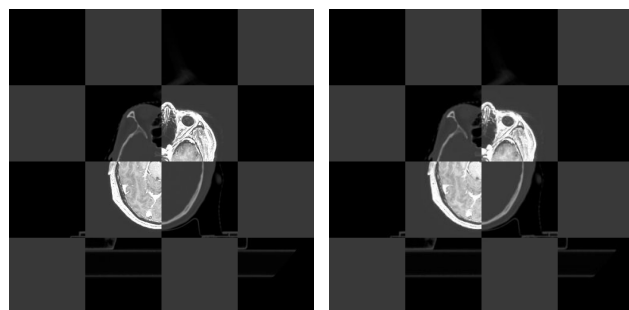
2.4 时间结果对比

对于头颈部算例,CT图像Mask计算用时约1.97 s;腹部算例中,用时为4.26 s。相比于后续的配准时间消耗,前处理阶段消耗时间的影响较小。

与常规算法相比,在保证配准精度不减小的情

况下,针对本研究中测试的头颈部算例和腹部算例,经过Mask优化后的配准算法相比于正常算法时间约减少一半以上时间消耗。基本在1 min内完成测试案例,满足临床实际应用的需求。

3D Slicer是一款广泛用于医学影像处理的集成化开源工具包^[13],包含图像配准融合、分割等功能。本研究分析在相同算例情况下,3D Slicer完成配准工作需要消耗的时间,并与本方法的计算时间进行对比。在相同测试条件下,3D Slicer使用约69.2 s完成头颈部算例的配准,得到变换矩阵和变换后的浮动

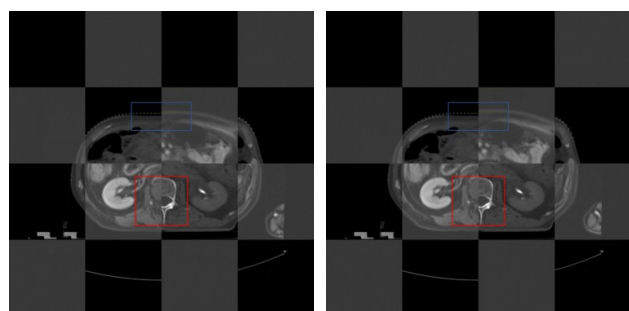


a: Registration result without mask optimization

b: Registration result with mask optimization

图8 不使用掩膜优化的头颈部算例图像配准结果与使用掩膜优化的配准结果

Fig.8 Comparison between registration results of head and neck images with and without mask optimization



a: Registration result without mask operation

b: Registration result with mask operation

图9 不使用掩膜优化的腹部算例图像配准结果与使用掩膜优化的图像配准结果

Fig.9 Comparison between registration results of abdominal images with and without mask optimization

表1 常规方法与使用掩膜优化方法时间对比

Tab.1 Comparison of consuming time between conventional methods and mask optimization-based method

Image	Conventional method/s	Mask optimization-based method/s	Speed-up ratio
Head and neck	93.850	41.980	2.24
Abdomen	110.785	45.780	2.42

图像。腹部算例配准用时约为180 s。相比于该开源软件,本研究方法可以比较迅速地完成图像配准,满足临床实际应用的需求。

3 结论

医学图像刚性配准在病情诊断、放射治疗等领域应用广泛。本研究首先基于通用图像分割与配准开源软件ITK实现相同与不同模态图像之间的配准流程,并设计前处理流程,计算配准感兴趣区域的掩

膜Mask,用以减少配准优化的图像范围,同时省去手动勾画感兴趣Mask的步骤,节省操作时间。经过Mask优化的配准流程相比于一般全空间配准可以在不减少配准精度的情况下减少一半以上时间消耗。可以在1 min内完成两组100张左右的图像配准任务,满足临床应用需要。刚性配准优化得到的变换参数可作为后续弹性变换的初始变换参数,减少后续配准时间消耗。前处理以及后续刚性配准程序已成功集成在治疗计划系统DeepPlan中,可以实际应用于放射治疗流程中。本研究提出的前处理方法稳定易行,极大地减少了配准用时,有助于提高放射治疗医学图像处理整体用时,提高诊疗水平。

【参考文献】

- [1] BALTER J M, KESSLER M L. Imaging and alignment for image-guided radiation therapy[J]. J Clin Oncol, 2007, 25(8): 931-937.
- [2] MATTES D, HAYNOR D R, VESSELLE H, et al. PET-CT image registration in the chest using free-form deformations[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2003, 22(1): 120-128.
- [3] 胡逸民. 肿瘤放射物理学[M]. 北京: 原子能出版社, 1999: 659.
- [4] FOSKEY M, DAVIS B, GOYAL L, et al. Large deformation three-dimensional image registration in image-guided radiation therapy[J]. Phys Med Biol, 2005, 50(24): 5869-5892.
- [5] YAN D, GEORG D. Adaptive radiation therapy[J]. Z Med Phys, 2018, 42(1): 123.
- [6] CASTADOT P, LEE J A, PARRAGA A, et al. Comparison of 12 deformable registration strategies in adaptive radiation therapy for the treatment of head and neck tumors[J]. Radiother Oncol, 2008, 89(1): 1-12.
- [7] VAN DER HEIDE U A. MR-guided radiation therapy[J]. Phys Med, 2016, 32: 175.
- [8] BAUMANN M, KRAUSE M, OVERGAARD J, et al. Radiation oncology in the era of precision medicine[J]. Nat Rev Cancer, 2016, 16(4): 234-249.
- [9] VAN HERK M. Different styles of image-guided radiotherapy[J]. Semin Radiat Oncol, 2007, 17(4): 258-267.
- [10] LEE K J, BARBER D C, WALTON L. Automated gamma knife radiosurgery treatment planning with image registration, data-mining, and Nelder-Mead simplex optimization[J]. Med Phys, 2006, 33(7): 2532-2540.
- [11] MODERSITZKI J. Numerical methods for image registration[M]. New York: Oxford University Press, 2004.
- [12] KLEIN S, STARING M, MURPHY K, et al. Elastix: a toolbox for intensity-based medical image registration [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2010, 29(1): 196-205.
- [13] FEDOROV A, BEICHEL R, KALPATHY-CRAMER J, et al. 3D slicer as an image computing platform for the quantitative imaging network [J]. Magn Reson Imaging, 2012, 30(9): 1323-1341.
- [14] MURPHY K, VAN GINNEKEN B, KLEIN S, et al. Semi-automatic construction of reference standards for evaluation of image registration [J]. Med Image Anal, 2011, 15(1): 71-84.
- [15] IBANEZ L, SCHROEDER W, NG L, et al. The ITK software guide[J]. Computat Statist Data Anal, 2005, 21: 231-256.

- [16] BRADSKI G, KAEHLER A. Learning OpenCV: computer vision with the OpenCV library[M]. Sebastopol: O'Reilly Media Inc., 2008.
- [17] ZAFFINO P, RAUDASCHL P, FRITSCHER K, et al. Technical note: plastimatch mabs, an open source tool for automatic image segmentation[J]. Med Phys, 2016, 43(9): 5155.
- [18] 田捷, 赵明昌, 何晖光. 集成化医学影像算法平台理论与实践[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 322.
- TIAN J, ZHAO M C, HE H G. Development and implementation of medical imaging toolkit [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004: 322.
- [19] CLARK K, VENDT B, SMITH K, et al. The cancer imaging archive (TCIA): maintaining and operating a public information repository[J]. J Digit Imaging, 2013, 26(6): 1045-1057.
- [20] BROOKS R A. A quantitative theory of the Hounsfield unit and its application to dual energy scanning[J]. J Comput Assist Tomogr, 1977, 1(4): 487-493.
- [21] HARALICK R M, STERNBERG S R, ZHUANG X. Image analysis using mathematical morphology[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1987, 9(4): 532-550.
- [22] DOUGHERTY E. Mathematical morphology in image processing[M]. New York: CRC Press, 1992.
- [23] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Trans Syst Man Cybern, 1979, 9(1): 62-66.
- [24] 聂生东, 邱建峰, 郑建立. 医学图像处理[M]. 上海: 复旦大学出版社, 2014: 282.
- NIE S D, QIU J F, ZHENG J L. Medical image processing [M]. Shanghai: Fudan University Press, 2014: 282.
- [25] 林瑶, 田捷. 医学图像分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15(2): 192-204.
- LIN Y, TIAN J. A survey on medical image segmentation methods[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2002, 15(2): 192-204.
- [26] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Tran Pattern Anal Machine Intell, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [27] SUZUKI S. Topological structural analysis of digitized binary images by border following[J]. Comput Vision Graph Image Process, 1985, 30(1): 32-46.
- [28] CHAPMAN B, JOST G, VAN DER PAS R. Using OpenMP: portable shared memory parallel programming[M]. Cambridge: 10.MIT Press, 2008.
- [29] LESTER H, ARRIDGE S R. A survey of hierarchical non-linear medical image registration[J]. Pattern Recognit, 1999, 32(1): 129-149.
- [30] THÉVENAZ P, UNSER M. Optimization of mutual information for multiresolution image registration[J]. IEEE Trans Image Process, 2000, 9(12): 2083-2099.

(编辑:谭斯允)