

## 带有预处理的计划CT和在线CT的形变配准方法

刘欢, 虞刚, 路玉昆, 李登旺

山东省医学物理图像处理技术重点实验室; 山东师范大学物理与电子科学学院, 山东 济南 250000

**【摘要】** CT扫描中, 水溶性碘造影的存在使得计划CT和在线CT图像中血管内的HU值出现非常大的偏差, 从而导致计划CT和在线CT图像错配。针对该问题, 本研究提出了一种基于预处理的计划CT和在线CT形变配准方法。首先, 根据CT图像组织和结构的信息, 利用阈值分割方法分割出血管, 并将所有分割中最大的联通区域作为初始分割的强化血管; 其次, 利用分割得到的强化血管区域外扩5 mm, 作为外扩的强化血管, 并将血管用固定的HU值进行填充; 最后, 对完成填充后的图像利用Demons算法进行形变配准。实验结果显示本文提出的带有预处理的形变配准方法, 可以较好地解决水溶性碘造影剂引起的CT错配问题。

**【关键词】** 计划CT; 在线CT; 图像配准; Demons算法; 预处理; 分割

**【中图分类号】** R318

**【文献标志码】** A

**【文章编号】** 1005-202X(2018)04-0410-04

### A preprocessing-based method for deformation registration of planned CT and online CT

LIU Huan, YU Gang, LU Yukun, LI Dengwang

School of Physics and Electronics, Shandong Normal University; Shandong Province Key Laboratory of Medical Physics and Image Processing Technology, Ji'nan 250000, China

**Abstract:** During CT scanning, the existence of water-soluble iodine contrast agent makes the HU values of the blood vessels on planned CT images and online CT images deviate greatly, which leads to the mismatch between planned CT images and online CT images. Herein we propose a preprocessing-based method for the deformation registration between planned CT and online CT in order to solve the problem caused by water-soluble iodine contrast agent. Firstly, according to the information of tissues and structures on CT images, the blood vessels are segmented using threshold segmentation method, and the largest communicating region in all segmentations is taken as an initial segmented reinforcing blood vessel. Secondly, the segmented reinforcing blood vessel region is externally expanded by 5 mm as an expanded reinforcing blood vessel, and the blood vessel is filled with a fixed HU value. Finally, deformation registration of the filled image is carried out with the use of Demons algorithm. The results reveal that the deformation registration method with preprocessing can solve the problem of CT mismatch due to water-soluble iodine contrast agent.

**Keywords:** planned CT; online CT; image registration; Demons algorithm; preprocessing; segmentation

### 前言

放射治疗是肿瘤患者常用的治疗方式, 近年来随着放疗技术的发展, 对放射治疗精度的要求也越

来越高。放射治疗过程通常会持续几周时间, 在这个过程中肿瘤常常会因为受到辐射而收缩, 周围组织可能会产生炎性反应而挤压肿瘤使其变形, 部分危及器官如直肠和膀胱内物质的多少也会影响周围肿瘤的位置和形状, 因此患者放疗时肿瘤和重要器官的位置和形状与制定放疗计划时可能存在一定差异。通过对计划CT和患者放疗前的在线CT图像进行形变配准, 可获取肿瘤及其周围器官的运动和变形信息<sup>[1-4]</sup>; 并根据上述信息修改先前的放疗计划, 从而减少因肿瘤的位置和形状变化而增加的不必要的照射范围, 减少正常组织的放射损伤。

上述过程中获得的CT一般分为普通扫描和增

**【收稿日期】** 2018-02-09

**【基金项目】** 国家自然科学基金(61471226); 山东省自然科学基金青年基金(JQ201516); 山东省自然科学基金(ZR2017BF005)

**【作者简介】** 刘欢, 硕士研究生, 研究方向: 医学图像处理, E-mail: liuhuan5965@126.com

**【通信作者】** 李登旺, 教授, 博士生导师, 研究方向: 医学图像处理技术及临床应用、光医学信号处理技术, E-mail: lidengwang@sdsnu.edu.cn

强扫描两种情况<sup>[5]</sup>。增强扫描是指经静脉给予水溶性碘造影剂后再行扫描,使病变组织与邻近正常组织间的密度差增加,从而提高病变显示率,便于发现病灶,或更清晰地显示病灶的范围和性质,但是注入造影剂的血管会显示极高的HU值。在线CT通常不进行增强扫描,对应血管会显示正常值,即使进行增强扫描,也一般和普通扫描的部位不一样。例如,计划CT如果从身体右侧注入,则增强扫描一般从身体左侧静脉注入,因此两次扫描图像中血管HU值会存在巨大差异。现有的配准方法都是基于密度一致性来进行设计<sup>[6-7]</sup>,所以上述血管HU值的巨大差异,使配准结果扭曲变形,造成错配。

针对上述问题,本研究提供一种带有预处理的在线CT和计划CT形变配准方法,处理增强扫描导致HU值过高引起的CT图像错配问题。该方法首先分割原始CT上强化的血管,然后用指定的CT值填充上述分割的强化血管,最后再对原始CT和在线CT进行形变配准。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据获取

从山东省肿瘤医院采集8位患者的8组计划CT和在线CT图像。8组数据均为胸部影像。每组数据包含一组计划CT图像和一组在线CT图像,均采用Philips brilliance 16排CT采集。每组数据中的CT图像大小均为512×512字节,层厚均为3 mm。在进行配准前,所有的在线CT图像都按照计划CT图像像素的大小进行重新采样,采样的方法为三线插值方法。

### 1.2 Demons形变配准算法

Demons形变配准算法是由Jean-Philippe Thirion提出的算法<sup>[8-11]</sup>,在概念上,Demons形变配准算法和19世纪Maxwell提出的实验原理很相似<sup>[12-14]</sup>。该方法通过判断出待配准图像上各个像素点的运动方向,对每个像素点进行移动来实现非刚性配准,其基本思想如下:

假设, $f$ 是待配准图像, $r$ 是参考图像,根据以下公式进行配准:

$$v(x)\nabla(r(x))=f(x)-r(x) \quad (1)$$

其中, $f(x)$ 和 $r(x)$ 分别是图像 $f$ 和图像 $r$ 在坐标 $x$ 处的灰度值, $\nabla(r(x))$ 是图像 $r$ 在坐标 $x$ 处的灰度梯度, $v(x)$ 是坐标从图像 $f$ 到 $r$ 的偏移。配准的目的就是找到从图像 $f$ 到 $r$ 的偏移。进一步可得到:

$$v(x)=\frac{(f(x)-r(x))\nabla(r(x))}{\|\nabla(r(x))\|^2} \quad (2)$$

但是,当 $\nabla(r(x))\rightarrow 0$ 时,式(2)会导致较大的偏移 $v$ ,为解决此问题,在分母增加一个分量,得到:

$$v(x)=\frac{(f(x)-r(x))\nabla(r(x))}{\|\nabla(r(x))\|^2+(f(x)-r(x))^2} \quad (3)$$

式(3)使图像的变形在一定程度上得到了控制。由于Demons算法是利用局部图像信息来变换图像,为了在全局范围内使该变换连续,从而保持图像的拓扑结构,通常的做法是在每一次迭代后,使用高斯滤波来平滑所得到的偏移,使变换规则化,如下式所示:

$$v_{n+1}(x)=G_\sigma\otimes(v_n(x))+\frac{(f(x)-r(x))\nabla(r(x))}{\|\nabla(r(x))\|^2+(f(x)-r(x))^2} \quad (4)$$

在式(4)中,参考图像的梯度 $\nabla(r(x))$ 是驱动像素点偏移的内力,因为它表达了参考图像上相邻点之间的联系,而两图像对应像素值的差是驱动图像偏移的外力,所以Demons算法的一个重要假设就是待配准的两幅图像的强度值存在一致性,从而被广泛应用于同一模态图像(例如CT和CT,MR和MR)之间的配准<sup>[15-17]</sup>。

计划CT和在线CT属于同一模态图像。但是由于造影剂的存在,在线CT和计划CT的图像中血管HU值会存在巨大差异。图1显示了同一人的计划CT和在线CT图像。从图中我们可以看出,计划CT在图像的右侧存在造影剂,而在线CT则在图像的左侧存在造影剂。计划CT中血管内的HU值,更接近肺部边缘肋骨的HU值,从而导致计划CT与在线CT存在错配,如图1c红色箭头所示。为了减小上述问题产生的影响,我们首先分割原始CT上强化的血管,然后用指定的CT值填充上述分割的强化血管,最后再对原始CT和在线CT继续进行形变配准。具体操作步骤见1.3。

### 1.3 预处理

通常用于放疗的计划CT图像在指定放疗计划前会勾画人体轮廓,若没有人体轮廓的勾画则先采用阈值分割确定人体轮廓,然后执行下面的步骤。

(1)将原始CT上人体轮廓内CT值大于2 000 HU的区域采用阈值分割算法分割出来,将所有分割中最大的联通区域作为初始分割的强化血管;(2)在步骤(1)分割得到的初始分割的强化血管的基础上,仍采用阈值分割算法,将与初始分割的强化血管联通的所有CT值大于800 HU的区域找出,作为强化血管;(3)将步骤(2)分割得到的强化血管区域外扩5 mm,作为外扩的强化血管。当外扩的区域与其它勾画器官区域有交集时,最终的外扩区域是在指定距

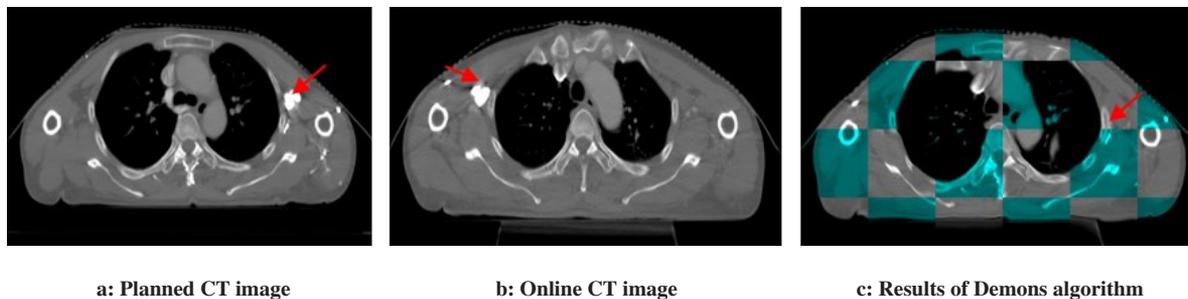


图1 Demons算法结果示意图

Fig.1 Results of Demons algorithm

The red arrows indicate areas where HU values are too high due to the contrast agent used in CT scanning.

离(5 mm)外扩区域基础上减去上述交集;(4)将外扩的强化血管区域用CT值40 HU填充;(5)对已经完成填充的计划CT和在线CT先进行刚体配准;对已经完成刚体配准的计划CT和在线CT,采用基于像素值的Demons配准算法继续进行变形配准。

## 2 实验结果

8组临床图像分别进行预处理后,再利用Demons算法进行配准。将上述结果与直接利用Demons算法进行配准的结果进行比较,从而验证上式算法的有效性。Demons算法采用多分辨率策略,总共分为4级,每一级分别进行10、20、50和50次迭代。这些参数都是根据算法的收敛速度和最终配准的精度选择出来。

表1中,每个病例上层是预处理前CT配准结果的互信息(MI)和均方误差函数(MSE)数据,下层是预处理后CT配准结果的MI和MSE数据。表中数据经过计算,8组病例没有经过预处理的CT配准结果和预处理后CT配准结果的MI最大值分别是2和2,平均值分别是1.777 5和1.850 0,可以看出前者的MI小于后者;没有经过预处理的CT配准结果和预处理后CT配准结果的MSE平均值分别是1.166和0.925,最大值分别是1.65和1.24,对比得出前者的MSE大于后者。从配准结果的各项性能指数,根据最优化原理可以得出,本文提出的带有预处理的形变配准方法的配准精确性优于传统的Demons配准算法。

图2显示了病例8利用Demons算法和本文算法的配准结果比较。从图2c可以看出,由于造影剂导致血管HU值过高,使得血管HU值更接近于肋骨的HU值,从而导致误配的发生,如图2c中红色箭头所指的位置就是计划CT中HU值过高的部位对配准图像的影响的直观视觉效果,从传统Demons算法对CT图像的配准结果来看,HU值过高的部位会造成配准

表1 进行预处理和不进行预处理的配准结果的平均误差和互信息

Tab.1 MI and MSE of registration results with and without preprocessing

No. of cases		MI	MSE
1	Before preprocessing	1.85	1.18
	After preprocessing	1.93	0.89
2	Before preprocessing	1.91	1.09
	After preprocessing	1.94	0.93
3	Before preprocessing	1.89	1.20
	After preprocessing	1.93	0.89
4	Before preprocessing	1.71	1.31
	After preprocessing	1.74	1.04
5	Before preprocessing	1.54	0.75
	After preprocessing	1.64	0.69
6	Before preprocessing	2.00	1.37
	After preprocessing	2.00	0.97
7	Before preprocessing	1.52	0.78
	After preprocessing	1.82	0.75
8	Before preprocessing	1.80	1.65
	After preprocessing	1.80	1.24

MI: Mutual information; MSE: Mean square error

图像在该位置断层不连贯,使得图像融合效果不理想。而经过预处理后,血管内的HU值为40,更接近在线CT血管内的HU值,与图2c相比,图2d所示配准图像在同一位置更为连贯,所以可以避免误配的发生。这也进一步说明了,本文算法的有效性。

## 3 结论

放疗过程中,肿瘤区域的收缩是临床医生十分

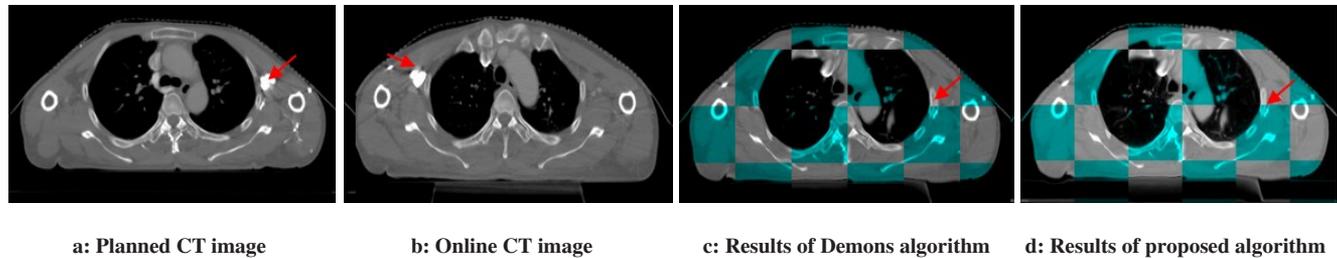


图2 本文算法和Demons算法融合图像的比较

Fig.2 Comparison of fusion images between proposed algorithm and Demons algorithm

The red arrows in Fig.2a and b indicate the areas where the HU values are too high in the planned CT images and online CT images. The red arrow in Fig.2c indicates the areas where the HU value is too high, and Demons algorithm is used to register the region of the image of fault. Fig.2d is the preprocessed registered image, and the red arrow indicates the same region as that was indicated in Fig.2.c.

关心的问题。现阶段随着图像引导放疗技术在放疗中的大量开展,病人在放疗前与放疗中均需采集CT图像,以分析临床治疗肿瘤变化情况。本研究在放疗过程中分别获取肿瘤患者的计划CT和在线CT,通过对计划CT和在线CT图像的变形配准,获取肿瘤及其周围器官的运动和变形信息,大大提高了临床医生对肿瘤区域以及周围正常器官变化的了解,也为剂量累加等真实剂量计算提供了依据。但是,在本文算法中,血管内HU值仅是通过人体组织和结构的信息进行简单的分割,然后利用固定的HU值来进行代替。而血管分割和HU值的选择是影响配准结果的关键因素,所以配准的结果仅取得一定程度的提高。在未来,我们将利用病人已有的CT图像作为先验信息,更精确地分割出血管,从而进一步提高配准的准确性。

### 【参考文献】

- [1] SCHWARTZ D L, GARDEN A S, THOMAS J, et al. Adaptive radiotherapy for head-and-neck cancer: initial clinical outcomes from a prospective trial[J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2012, 83(3): 986-993.
- [2] EKBERG L, HOLMBERG O, WITTGREN L, et al. What margins should be added to the clinical target volume in radiotherapy treatment planning for lung cancer?[J]. *Radiother Oncol*, 1998, 48(1): 71-77.
- [3] LI D, WANG H, YIN Y, et al. Deformable registration using edge-preserving scale space for adaptive image-guided radiation therapy[J]. *J Appl Clin Med Phys*, 2011, 12(4): 3527.
- [4] NITHIANANTHAN S, SCHAFFER S, UNERI A, et al. Demons deformable registration of CT and cone-beam CT using an iterative intensity matching approach[J]. *Med Phys*, 2011, 38(4): 1785-1798.
- [5] KANAKAVELU N, SAMUEL E J. Accuracy in automatic image registration between MV cone beam computed tomography and planning kV computed tomography in image guided radiotherapy[J]. *Rep Pract Oncol Radiother*, 2016, 21(5): 487-494.
- [6] QU J, GONG L, YANG L. A 3D point matching algorithm for affine registration[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2011, 6(2): 229-236.
- [7] HUANG P, YU G, CHEN J, et al. Investigation of dosimetric variations of liver radiotherapy using deformable registration of planning CT and cone-beam CT[J]. *J Appl Clin Med Phys*, 2017, 18(1): 66-75.
- [8] XUE Z, SHEN D, DAVATZIKOS C. Determining correspondence in 3-D MR brain images using attribute vectors as morphological signatures of voxels[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2004, 23(10): 1276-1291.
- [9] LI D W, ZANG P X, LEI X, et al. Automatic multi-organ segmentation in CT images of the male pelvis using region-specific hierarchical appearance cluster models[J]. *Med Phys*, 2016, 43(10): 5426-5436.
- [10] LEE K, ELLIOTT H L, OAK Y, et al. Functional hierarchy of redundant actin assembly factors revealed by fine-grained registration of intrinsic image fluctuations[J]. *Cell Syst*, 2015, 1(1): 37-50.
- [11] LANDRY G, NIJHUIS R, DEDES G, et al. Investigating CT to CBCT image registration for head and neck proton therapy as a tool for daily dose recalculation[J]. *Med Phys*, 2015, 42(3): 1354-1366.
- [12] LOMBAERT H, GRADY L, PENNEC X, et al. Spectral Log-Demons: diffeomorphic image registration with very large deformations[J]. *Int J Comput Vis*, 2014, 107(3): 254-271.
- [13] LI D, LI H, WAN H, et al. Multiscale registration of medical images based on edge preserving scale space with application in image-guided radiation therapy[J]. *Phys Med Biol*, 2012, 57(16): 5187-5204.
- [14] CUNLIFFE A R, WHITE B, JUSTUSSON J, et al. Comparison of two deformable registration algorithms in the presence of radiologic change between serial lung CT scans[J]. *J Digit Imaging*, 2015, 28(6): 755-760.
- [15] CHRISTOPHE C H, GERARDO H, FAUGERAS O. A variational approach to multi-modal image matching[C]//Proceedings of the IEEE Workshop on Variational & Level Set Methods, 2001: 21-28.
- [16] LI D, LIU L, KAPP D S, et al. Automatic liver contouring for radiotherapy treatment planning[J]. *Phys Med Biol*, 2015, 60(19): 7461-7483.
- [17] REAUNGAMORN RAT S, DE SILVA T, UNERI A, et al. MIND Demons: symmetric diffeomorphic deformable registration of MR and CT for image-guided spine surgery[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(11): 2413-2424.

(编辑:谭斯允)