

利用局部区域约束的医学图像弹性配准

张明慧, 卢振泰, 冯前进

ZHANG Ming-hui, LU Zhen-tai, FENG Qian-jin

南方医科大学 生物医学工程学院, 广州 510515

School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

E-mail: luzhentai@163.com

ZHANG Ming-hui, LU Zhen-tai, FENG Qian-jin. Medical image elastic registration using local region constraints. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(20): 119-121.

Abstract: According to the feature that different organ has different deformation character, this paper presents a register algorithm based on local region constraints. The segmented bony structures in the two respective images are registered based on their boundary points, and then dense deformations in the entire images are interpolated by a thin plate spline interpolation technique. Bhattacharyya distance based B-Spline registration algorithm is used to iteratively refine the registration of soft tissues with different constraints, and at the same time keep the rigid transformation for each bony structure. The proposed registration algorithm has been applied to the clinical data with very encouraging results by two clinical radiologists.

Key words: image registration; free-form deformation; thin plate spline; B-Spline; Bhattacharyya distance

摘 要: 根据人体不同器官具有不同的弹性这一特点构造了一种基于局部区域约束的图像配准算法。首先抽取骨骼边缘上的点作为标志点, 利用软对应匹配算法计算出每一个骨骼与其对应骨骼的刚性变换; 然后通过薄板样条插值得出整幅图像的变形场; 由于同一器官的位移大小相近, 将这一区域的均值作为区域内每一点的位移量; 将更新后的初始位移场代入到基于B样条的自由形变模型中, 得到新的位移场; 以Bhattacharyya距离为目标函数, 一直迭代下去直到目标函数值达到最优。通过对临床数据的实验表明该方法能够满足临床医生的要求。

关键词: 图像配准; 自由形变模型; 薄板样条; B样条; Bhattacharyya距离

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.20.034 文章编号: 1002-8331(2010)20-0119-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

1 引言

随着科技的发展, 现代大型医疗成像技术也有了飞速的发展, 新的成像方法不断涌现。医学图像成为医学诊断和治疗中的关键环节之一, 它在临床各科室的诊断、治疗计划的设计、外科手术的评估以及放射治疗的评估中得到广泛应用, 并且几乎贯穿于诊断和治疗的每个重要阶段。在医学诊断过程中, 不同模态医学图像表现出截然不同的物理机制, 由于患者摆位的差异、成像参数的变化、不同成像设备间空间分辨率的不同, 单凭医生用眼睛将两张或两组不同模式的图像在空间上进行对准会受到很多限制, 且常带有较大的主观性, 其结果的可靠性往往不高, 不可避免地会产生误差。特别是在立体定向放射外科和图像引导的神经外科等应用领域, 对图像配准的精度要求很高, 使得医学图像配准成为一项必需而又相当困难的任务。

许多重要的临床应用需要对胸腹部图像进行非刚性配准, 来描述图像之间的空间关系。如在立体定向放射治疗

中^[1-2], 为了提高定位的准确性和自动化程度, 需要将患者的不同时间扫描的图像进行配准以观察器官、病灶或软组织的位置、形状、大小和变化情况。另外它还可以用来分析同一设备不同时期成像的差异, 进行病情变化的跟踪和治疗效果的评价。由于呼吸、心跳、运动、设备等因素的影响, 胸腹部图像非常复杂, 而且其中既包含骨骼等刚性结构又包含心脏、肝脏等软组织, 这就使得胸腹部图像的配准十分困难。如何在保证弹性配准的同时又保持刚性结构的形状、大小不变是当前医学图像配准的热点与难点^[3-4]。

许多学者在这方面做了大量研究。Little等^[5]利用改进的薄板样条函数进行这种包含刚性结构的头颈部MR图像配准, 这种方法需要手工选择控制点, 不能实现全自动的配准; Tanner等^[6]利用基于B样条的自由形变模型对图像进行非刚性配准, 而对感兴趣区域如骨骼、病灶部位进行刚性配准。Rohlfing等^[7]通过对局部雅克比行列式的约束作为惩罚项加入到目标函数中, 来保持肿瘤等局部组织的形状、大小不变, 与Tanner等人

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(the Key National Natural Science Foundation of China under Grant No.30730036)。

作者简介: 张明慧(1980-), 女, 讲师, 主要研究方向为图像处理; 卢振泰(1981-), 男, 讲师, 主要研究方向为图像处理、模式识别; 冯前进(1974-), 通讯作者, 男, 副教授, 主要研究方向为图像处理、模式识别。

收稿日期: 2009-09-17 **修回日期:** 2009-12-24

的方法相比,该方法不需要对感兴趣区域的分割。

本文根据人体不同器官具有不同的弹性这一特点构造了一种基于局部区域约束的图像配准算法。首先从周围的软组织中分割出骨骼等刚性结构,在配准的过程中保持它们的形状、大小不变;每块骨骼通过软对应匹配方法(Soft Correspondence Matching)^[8]达到局部刚性配准,然后通过薄板样条插值得到所有刚性结构的全局变换;最后利用改进的基于B样条的自由形变模型^[6-7]对软组织进行配准,该模型在对软组织进行弹性配准的同时可以保持骨骼等结构的刚性变换,另外这种先对骨骼进行刚性配准,再对软组织进行弹性配准的刚-弹性配准策略可以加快配准的速度,减少陷入局部极值的可能性,提高了配准的精度。通过对多组临床数据的实验表明该方法能够满足临床医生的要求。

2 新配准方法

2.1 局部刚性变换

该配准方法首先需要分割出CT图像中的骨骼部分,首先调节图像的窗位窗宽至图像的骨窗,然后利用FCM算法^[9]分别分割出两组CT图像中的骨骼。将每块骨骼边缘上的点作为控制点,通过软对应匹配算法^[8]可以估计出每对骨骼间的刚性变换 $T_i, i=1, 2, \dots, N, N$ 为骨骼的个数,即可以估计出 N 个独立的刚性变换,而整幅图像的变换可以通过薄板样条函数插值得到。具体过程如下: $\{(x_i, y_i, z_i)\}, i=1, 2, \dots, n$ 表示浮动图像中骨骼边缘上的 n 个控制点, $\{(x'_i, y'_i, z'_i)\}$ 为通过刚性变换 T_i 计算得到的在固定图像中的对应点,这些点的位移量表示为: $\Delta(x_i, y_i, z_i) = \{(x'_i - x_i, y'_i - y_i, z'_i - z_i)\}$,则以位移量为函数值,薄板样条插值可以表示为:

$$\Delta(x, y, z) = a_0 + a_1x + a_2y + a_3z + \sum_{i=1}^n b_i U_i(r)$$

其中: $U(r) = r^2 \log(r^2), r^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2$,为了便于求解写成以下矩阵的形式:

$$\begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \\ a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{K} & \mathbf{P} \\ \mathbf{P}^T & \mathbf{0} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \Delta_1 \\ \Delta_2 \\ \vdots \\ \Delta_n \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

其中 \mathbf{K}, \mathbf{P} 分别为 $n \times n$ 和 $n \times 4$ 的矩阵:

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} 0 & U(r_{12}) & \cdots & U(r_{1n}) \\ U(r_{21}) & 0 & \cdots & U(r_{2n}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U(r_{n1}) & U(r_{n2}) & \cdots & 0 \end{pmatrix}, \mathbf{P} = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & y_1 & z_1 \\ 1 & x_2 & y_2 & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n & z_n \end{pmatrix}$$

确定了薄板样条函数的系数后就可以计算出图像中任意一点 $X=(x, y, z)$ 处的位移量 $f(X)$:

$$f(X) = X + a_0 + a_1x + a_2y + a_3z + \sum_{i=1}^n b_i U_i(r)$$

这样就得到了包含刚性结构的图像的整体变换,在保证刚性结构区域为刚性变换的同时,在背景区域得到的变形更加平滑,并且不会出现断开现象。

2.2 基于B样条的自由形变模型

虽然基于薄板样条函数插值的局部刚性配准在对刚性体

完全配准的同时可以对软组织进行一定程度的配准,但精度还远远不够,因为软组织有独立于骨骼的运动,其运动形式比较复杂。这就需要更加精确的模型来实现对软组织的配准。文中采用基于B样条的自由形变模型在保证骨骼的刚性变换的同时,不断迭代更新利用由薄板样条插值得到的位移场,从而完成对软组织的精确配准。

基于B样条的自由形变模型是一种灵活的可以控制整体形变的参数模型,已成功地应用在脑部、心脏^[7]及增强前后乳腺MR图像的配准^[9],而且还应用在全身PET、CT图像的配准中^[3],取得了较好的效果。自由形变模型的基本思想就是移动控制点来实现局部变形,而控制点以外部分的位移可以通过B样条插值得到。控制点网格的分辨率确定了变形的自由度,同时也确定了计算复杂度。对于任意一点 $X=(x, y, z)$,通过B样条变形后的点可以通过 $4 \times 4 \times 4$ 范围内的控制点表示为:

$$T(X) = X + \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_l(u) B_m(v) B_n(w) \phi_{i+l, j+m, k+n}$$

其中, $\phi_{i+l, j+m, k+n}$ 表示每个控制点的位移, i, j, k 表示控制点的下标, u, v, w 表示 x, y, z 在 $4 \times 4 \times 4$ 范围内的控制点中的相对位置, δ 表示控制点间的距离,其构造如图1所示。

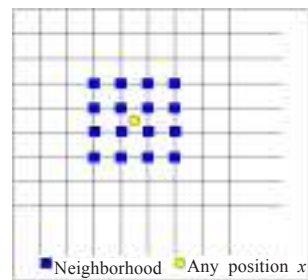


图1 B样条的自由形变模型图

薄板样条插值得到的位移可以作为自由形变模型中控制点的初始位移,同一器官的位移方向可能不同,但大小应该相近,利用FCM算法^[9]分割出不同区域,将这一区域内每一个像素点位移量的均值作为区域内每一点的位移量;将更新后的初始位移场代入到基于B样条的自由形变模型中,得到新的位移场;对这个新的位移场重复上面的操作,一直迭代下去直到变形后的浮动图像与固定图像的相似性测度变化很小为止,这里采用了Bhattacharyya距离^[11]作为相似性测度:

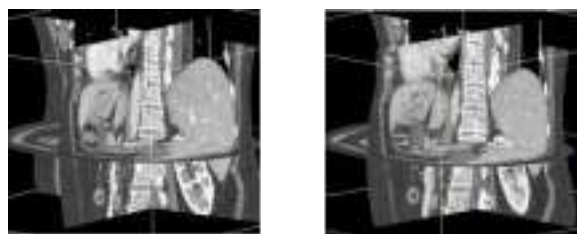
$$B(q, d) = -\ln \iint_{x, y} \sqrt{q(x) d(x)} dx dy$$

其中, $q(x) = \mathbf{P}_A(a) \mathbf{P}_B^T(b)$ 为图像 A, B 中灰度值 a, b 出现的概率的乘积, T 为转置。 $d(x) = \mathbf{P}_{AB}(a, b)$ 表示图像 A 中灰度值 a 与图像 B 中灰度值 b 同时出现的概率。

3 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,对三组真实的胸腹部CT数据进行了实验,数据均由飞利浦64排螺旋CT扫描得到。图像大小为 $512 \times 512 \times 397$,像素大小为 $0.68 \text{ mm} \times 0.68 \text{ mm} \times 0.50 \text{ mm}$ 。其中一组未配准图像如图2所示。

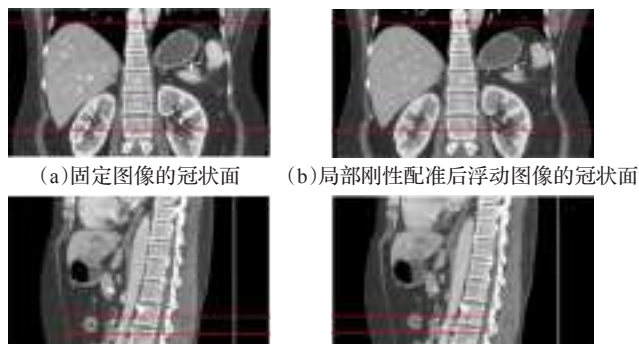
图3为经过局部刚性变换得到的结果,第一行为冠状面,第二行为矢状面。从图中所标红线可以看出骨骼处都已经对准,而骨骼周围的软组织尚未对准,特别是肝、胃、肠等形变比较大的器官。为了提高在软组织处的配准精度,利用基于B样条的自由形变模型进行精细配准,同时在配准的过程中保



(a)第一次采集的数据作为固定图像

(b)第二次采集的数据作为浮动图像

图2 配准前图像



(a)固定图像的冠状面

(b)局部刚性配准后浮动图像的冠状面

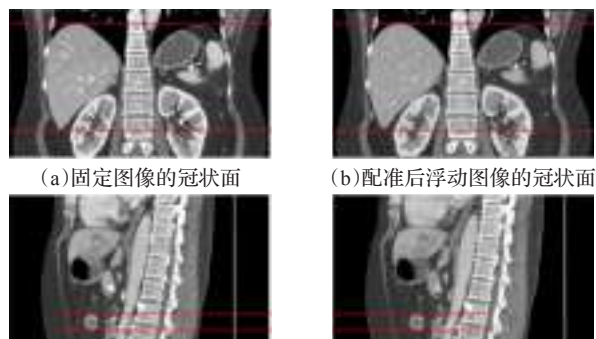
(c)固定图像的矢状面

(d)局部刚性配准后浮动图像的矢状面

图3 经过局部刚性变换即薄板样条插值得到的结果

持骨骼处刚性变换。为了在非刚性变形程度和计算代价之间达成最好的折衷,采用分级的多分辨率方法^[6],控制网格的分辨率随图像分辨率由粗到细增加。这就可以对图像进行灵活的变形,同时减少了大量的计算时间。

经过改进的自由形变模型配准后得到的结果见图4所示。第一行为冠状面,第二行为矢状面。为了评估配准的精度,邀请了全国三甲医院——南方医院影像中心的两位影像科专家,分别在浮动图像和固定图像中选择比较明显的30个标志点对,与利用本算法找到的标志点相比较,平均误差为1.5 mm,方差为0.6 mm。从图中所标红线可以看出肝、胃、肠等形变比较大的器官处都已经对准,而且骨骼处没有出现扭曲现象。



(a)固定图像的冠状面

(b)配准后浮动图像的冠状面

(c)固定图像的矢状面

(d)配准后浮动图像的矢状面

图4 配准后得到的结果

4 总结

针对目前临床中经常出现的问题——包含骨骼等刚性结构的弹性配准,设计了一套全新的方案。该方案创新性在于:首次提出了利用骨骼等结构作为参照进行粗配准,然后再对软组织进行精配准的思想,这就大大缩短了整体配准的时间,减少了陷入局部极值的可能性;创造性地提出了分割-配准迭代模型。即对位移场进行分割,得到不同组织,从而修正B样条系数,根据不同组织来引导B样条变形。今后将进一步完善该算法,如骨骼的分割、B样条控制点的选取,因为这些都直接影响到整个算法的速度和精度,这将是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: A survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21: 977-1000.
- [2] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Mutual information based registration of medical images: A survey[J]. IEEE Trans Medical Imaging, 2003, 23(6): 1-21.
- [3] Camara O. Non-linear registration of thoracic and abdominal CT and 18-FDG whole-body emission PET images: Methodological study and application in clinical routine[D]. Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, France, 2003.
- [4] Frangi A F, Rueckert D, Schnabel J A, et al. Automatic construction of multiple-object three-dimensional statistical shape models: Application to cardiac modeling[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2002, 21: 1151-1165.
- [5] Little J A, Hill D L G, Hawkes D J. Deformations incorporating rigid structures[J]. Comput Vision Image Understand, 1997, 66: 223-232.
- [6] Tanner C, Schnabel J A, Chung D, et al. Volume and shape preservation of enhancing lesions when applying non-rigid registration to a time series of contrast enhancing MR breast images[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2000, 1935: 327-337.
- [7] Rohlfing T, Jr Maurer C R, Bluemke D, et al. Volume-preserving nonrigid registration of MR breast images using free-form deformation with an incompressibility constraint[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2003, 22: 730-741.
- [8] Rangarajan A, Chui H, Mjolsness E, et al. A robust point matching algorithm for autoradiograph alignment[J]. Med Image Anal, 1997, 4(1): 379-398.
- [9] 马义德, 钱志柏, 陈娜. 基于FCM的动态结合全局图像阈值分割[J]. 电子科技大学学报, 2006, 35(3): 349-351.
- [10] 冯林, 张名举, 贺明峰, 等. 用分层互信息和薄板样条实现医学图像弹性自动配准[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(7): 1492-1496.
- [11] Michailovich O V, Rathi Y, Tannenbaum A. Image segmentation using active contours driven by the Bhattacharyya gradient flow[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(11): 2787-2801.