

文章编号: 1004-4140 (2009) 01-0069-07

Demons 算法在四维 CT 图像配准中的应用

周付根, 段卓镭

(北京航空航天大学 图像中心, 北京 100191)

摘要: 由呼吸运动引起的器官的运动及形变是 4D 精确放射治疗中最主要的误差来源。利用 4D CT 图像和配准技术来分析不同呼吸时相中组织、器官的形变是目前研究的热点。目前常用的研究方法是基于形变模型的 3D 配准算法。基于光流场的 Demons 算法具有速度快和精度高的特点, 本文将其应用到 4D CT 图像配准中, 并在原始图像形变力的计算中引入了对称梯度。实验结果表明, 结合对称梯度的 Demons 方法具有更快的收敛速度, 而且匹配误差小。

关键词: Demons 算法; 对称梯度; 4D CT; 图像配准

中图分类号: TP 391.41 **文献标识码:** A

在放射治疗过程中, 由于呼吸运动的存在, 肺部、胰腺、肝脏和其他胸腹部的肿瘤, 均可随着呼吸运动产生位移和形变, 从而造成治疗计划中的剂量分布和目标实际接受的剂量分布之间存在差异。

传统的 3D CT 影像只采集了呼吸周期中某一个时刻的信息, 不能准确代表患者接受治疗时器官在呼吸周期中的状态。随着 4D CT 在临床上的应用, 放射治疗中补偿目标位置随时间的变化成为可能。4D CT 提供了一个呼吸周期内不同时相的数据, 目前已经有机机构开展了 4D CT 放射治疗计划的研究, 例如 Papavasileiou 等^[1]和 Brock^[2]等。制定 4D 放射治疗计划最关键的技术是 4D CT 图像配准。即把不同呼吸时相的 CT 图像都相对于一个参考时相图像进行 3D 形变图像配准。通过配准后得到不同时相之间的空间变换参数, 可以准确有效地计算和分析器官在呼吸周期内的位移和形变情况。

图像配准实质上是在 3D 空间寻找一个最佳变换, 可以视为一个优化问题^[3], 通过对空间变换参数的调整达到三维体素之间的一一对应。三维体素形变配准算法可以归纳为基于空间变换的方法和基于物理模型的方法。基于空间变换的形变配准主要是多项式、基函数和样条函数的方法。而基于物理模型的形变方法认为图像之间的差异是由某种物理形变引起的, 其思想是构造能够拟合这种形变的物理模型, 目前主要的物理模型有弹性模型、粘性流体模型和光流场模型^[4]。

CT 图像具有灰度上的连续性, 故采用基于灰度的配准方法比较合适。而基于光流模型的 Demons 配准算法正是一种基于体素灰度的全自动、稳定性强的匹配方法。文献^[5]中通过对比 3 种典型的形变配准算法显示 Demons 算法更适合于临床应用。因此, 本文采用基于光流场的 Demons 配准算法, 并将对称梯度引入到原始算法中图像形变力的计算。实验结果表明, 结合对称梯度的 Demons 方法具有更快的收敛速度, 而且匹配误差小。

收稿日期: 2008-09-01。

基金项目: 广东省科技计划项目 (2007Z3-E0431)。

1 原始 Demons 算法

Thirion^[6]把形变配准视作扩散问题,类似于 Maxwell 解决 Gibbs 效应的方法。他在图像中引入了“Demons”力,即图像的形变力。每一个体素上的“Demons”力驱动待配准图像向参考图像方向变形,以达到两幅图像间的匹配。参考图像的梯度 $\bar{\nabla}f$ 是驱动“Demons”的内力(internal force),而两图像对应像素点灰度差是“Demons”的外力(external force)^[7]。

对于给定点 P ,设 f 是参考图像 F 上的灰度, m 是待配准图像 M 上的灰度。 P 点在两幅图像上的偏移可以由下式得出:

$$\vec{v} = -\frac{(f-m)}{|\bar{\nabla}f|^2 + \frac{(f-m)^2}{k^2}} \times \bar{\nabla}f \quad (1)$$

$\bar{\nabla}f$ 是参考图像的梯度,它代表了参考图像上相邻点之间的联系,所以把它称为来自参考图像的内力。这里的图像梯度,是由图像的差分来决定的,即:

$$\nabla f = |f(x,y,z) - f(x+1,y,z)| + |f(x,y,z) - f(x,y+1,z)| + |f(x,y,z) - f(x,y,z+1)|$$

$(f-m)$ 是两幅图像对应像素点的灰度差,被称为形变的外力。 k^2 是归一化系数。为了在全局范围内使该变换连续,通常的做法是在每一个迭代后,使用高斯滤波来平滑所得到的偏移。此算法是一个循环迭代过程,通过不断对偏移矢量进行优化,最终算法收敛。它的迭代计算过程可由图 1 表示。

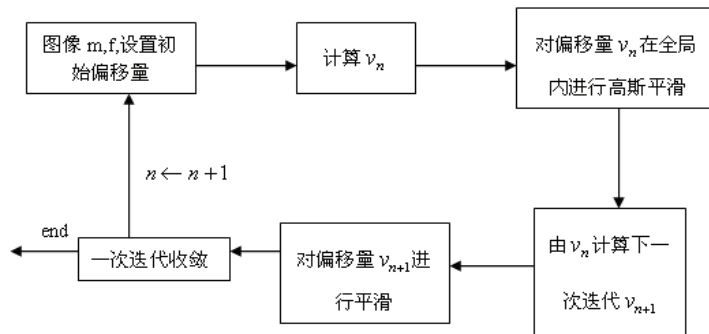


图 1 Demons 算法迭代图
Fig.1 The iteration flow of Demons algorithm

2 Demons 算法的改进

2.1 不同内力情况下的 Demons 改进方法

在 Thirion 的“Demons”方法中,采用的只是参考图像的梯度信息来驱动图像形变。但是在缺乏参考图像梯度的情况下,容易导致配准的错误。为了描述方便,把 Demons 的公式改写成式(2)的形式。在式(2)中,两幅图像的灰度差仍是形变的外力,但是在形变内力的形式上做了扩展,不仅局限于使用参考图像的梯度。很自然地想到增加其他的图像

梯度信息作为原始梯度内力 (fixed force) 的补充。而 Thirion's Demons 就是 $\bar{J} = -\nabla f$ 时的 (2) 式的特例。

$$\bar{v} = -\frac{(f-m)}{|\bar{J}|^2 + \frac{(f-m)^2}{k^2}} \times \bar{J} \quad (2)$$

Thirion 的思想是把图像的形变视作扩散问题, 而扩散这一过程本身是双向的。也就是说, 在图像上的任意点的 Demons 力不仅驱动待配准图像向参考图像扩散, 同时也促使参考图像向待配准图像的方向扩散。本研究进行了以下改进, 在式 (2) 中使用了以下两种不同形式的内力作为改进, 分别是图像间的对称梯度和待配准图像的梯度。Rogelj 等^[8]提出了类似的对称配准算法并应用在基于相似性准则的形变匹配中。基于牛顿的第三运动定律——作用力与反作用力, 认为一幅图像上的力必然在另一幅图像上存在反作用力。并且还提到, 使用这种对称的配准方法准确性将得到提高。而我们在这里使用的对称梯度, 是把参考图像和待配准图像的梯度平均化, 认为它们对于图像形变的贡献等同。

1) 使用待配准图像的梯度形变力 (moving force), 这里 $\bar{J} = -\bar{\nabla}m$ 。

2) 使用对称梯度形变力 (symmetric force), 这里 $\bar{J} = -\frac{1}{2}(\bar{\nabla}f + \bar{\nabla}m)$ 。所以:

$$\bar{v} = -\frac{(f-m)}{\frac{1}{4}|\bar{\nabla}f + \bar{\nabla}m|^2 + \frac{(f-m)^2}{k^2}} \times \left(-\frac{1}{2}\right)(\bar{\nabla}f + \bar{\nabla}m) = \frac{2(m-f)(\bar{\nabla}f + \bar{\nabla}m)}{|\bar{\nabla}f + \bar{\nabla}m|^2 + \frac{(f-m)^2}{k^2}}$$

使用参考图像或是待配准图像的梯度, 都只考虑了图像形变力的一个方面, 分别是来自参考图像和待配准图像。而使用对称梯度, 即综合使用了参考图像和待配准图像的梯度。在算法迭代过程中, 使用对称梯度比使用单一图像的梯度效果好。

2.2 多分辨率策略

采用 Demons 算法进行配准时, 容易陷入局部极小值。虽然用高斯滤波器对每一次迭代所得的偏移量进行了平滑, 但是效果仍不明显。而多分辨率的策略可以克服 Demons 处理偏移量较小的缺点, 并且能避免陷入局部极值。在提高算法的准确性、速度和鲁棒性方面都很有帮助。配准按由粗到细的方式执行, 在低分辨率下利用较少的时间进行粗配准, 对在低分辨率下得到的初始偏移变换进行超采样, 将其作为更高一级分辨率的初始变换。建立一个多分辨的金字塔, 可以分成以下 3 步:

1) 在待配准图像上, 设置每个像素点的初始偏移为 $\bar{v}_i = 0$ 。建立参考图像与待配准图像的金字塔模型;

2) 当前分辨率级别下, 利用 Demons 算法对级别 i 的参考图像与待配准图像进行匹配。 n 次迭代后待配准图像像素点的位置向量为 $\bar{x}_i = \bar{x}_{i-1} + \bar{v}_{i-1}$;

3) 判断当前分辨率下迭代次数是否达到预先设置的次数, 达到, 则进行下一尺度的配准。若没有, 返回第 2 步进行下一次迭代;

4) 对前一分辨率得到的偏移变换, 进行超采样, 作为当前分辨率下的初始偏移变换;

5) 配准从粗到细, 逐步求精, 每一个分辨率级别上都用 Demons 配准算法得到偏移变换。所有分辨率级别完成后, 将最终的偏移变换作用于待配准图像, 进行插值可以得到配准后结果。

3 试验结果及分析

3.1 试验材料

本文研究的图像数据均为 GE 公司的 Light Speed 系列产品的成像。CT 扫描结束后, 利用 4D 软件对得到的大量不同位置, 不同呼吸时相的数据进行处理。以 10% 为时相间隔, 把一个呼吸周期分为 10 个呼吸时相。分别命名为 0% (吸气末)、10% (吸气中)、20%、…、50% (呼气末)、…、90% (吸气末)。选择呼吸周期 50% (呼气末) 和 0% (吸气末) 的图像作为参考图像和待配准图像。一般来说, 呼气末是呼吸运动影响最小, 图像形变最小的一个时相, 所以选择它为参考时相^[9-10]。

3.2 不同内力的 Demons 方法的比较

图 2 是呼吸周期 50% 时相的 CT 图像。针对肺部的形变情况, 我们截取了 CT 影像序列中肺腔的部分, 这样可以减少不必要的数量, 加快算法的速度。本文使用的是连续 0~40 层 CT 影像信息, 图像的大小是 163×141 , 像素的大小是 $0.977 \times 0.977 \times 2.5 \text{ mm}^3$ 。图 3 是呼吸周期 0% 时相的 CT 图像。从图 2 和图 3 可以看出, 受到呼吸运动的影响, 肺部组织和肿瘤都存在一定程度的形变和位移。图 4, 图 5, 图 6 依次是使用参考图像梯度、对称梯度和待配准图像梯度的 Demons 算法匹配后的结果。

整体上看, 3 种 Demons 方法均对呼吸运动产生的形变和位移都达到较好的匹配的效果。但是在红色圆圈勾出的区域, 可以看出使用参考图像梯度的原始 Demons 算法的匹配效果不及另外两种方法。



图 2 参考图像的连续 9 层
Fig.2 Nine slices of fixed image



图 3 待配准图像的连续 9 层
Fig.3 Corresponding nine slices of moving image

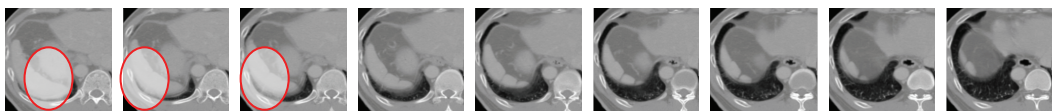


图 4 使用参考梯度配准后的连续 9 层图像
Fig.4 Corresponding nine slices of images after registration using fixed image gradient

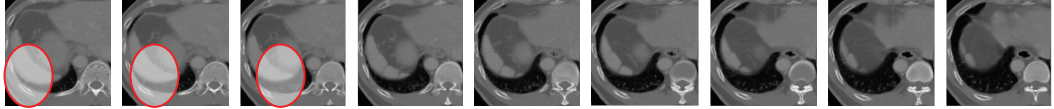


图 5 使用对称梯度配准后的连续 9 层图像

Fig.5 Corresponding nine slices of images after registration using symmetric gradient

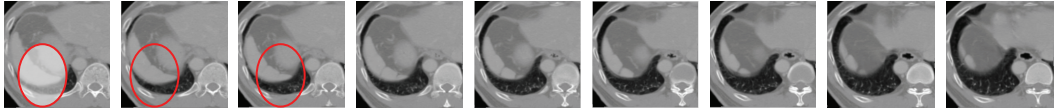


图 6 使用待配准图像梯度配准后的连续 9 层图像

Fig.6 Corresponding nine slices of images after registration using moving image gradient

为了对比 3 种不同 Demons 内力情况下算法的效率，在每一次迭代中都计算出两幅图像当前的最小均方误差 MSE。通过测量两幅图像迭代过程中的最小均方误差来评价配准的效果，最小均方误差 MSE 越小，表示配准的效果越好。为了清楚地从数据看出 3 种内力的差别，在实验中没有选择多分辨率策略，而是进行了 50 次算法迭代，因为多分辨率方法每一层的初始数据存在重叠，不容易分辨数据变化的趋势。从图 5 的曲线变化趋势可以看出，基于对称梯度的算法收敛速度快于其他两种方法。对称梯度在 30 次迭代之后 MSE 变化趋于平缓，说明算法收敛。而基于待配准图像梯度和基于参考图像梯度的方法分别在 40 次和 50 次以后，算法才收敛。并且，使用对称梯度和待配准图像梯度得到的 MSE 都比原始算法中使用对称梯度得到的 MSE 小得多。同时，执行多分辨率算法的速度比未执行多分辨率策略算法快得多。对比实验中使用了三层金字塔模型，MSE 同等达到 5 000 时，执行多分辨率策略的算法需 18 次迭代时间，而未使用多分辨率策略的算法则需 33 次迭代时间。同时，使用多分辨率策略下执行该算法需 24 s，不用则需 92 s，速度提高了 74%。

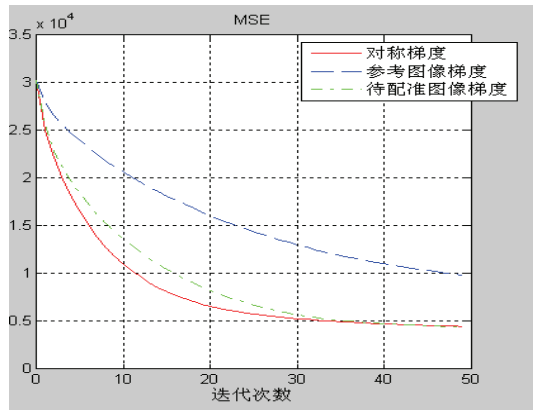
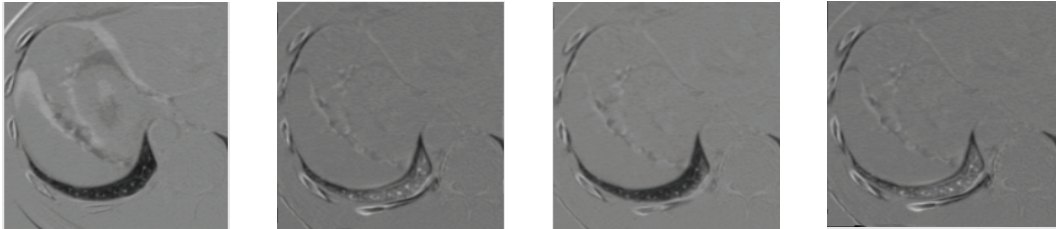


图 7 三种方法 MSE 对比

Fig.7 The MSE comparison of three methods

为了评估 Demons 算法对 4D CT 图像匹配的效果，采用直接相减法进行验证。相减法，即分别计算出匹配前参考图像与待配图像间的差值，以及通过 Demons 算法匹配后与参考图像的差值，通过比较两幅差值图像，可以定性地看出匹配算法的优劣。图中灰度值较小的

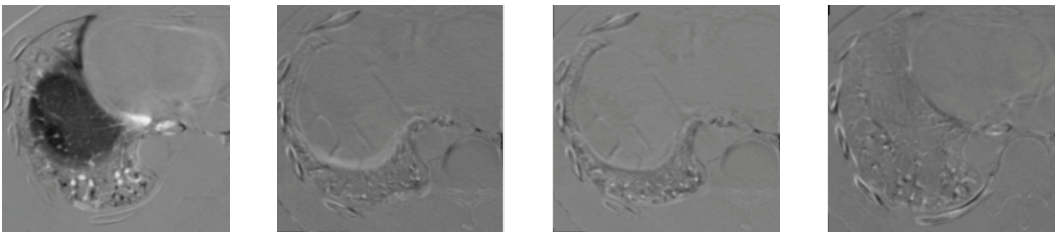
区域（黑色区域）表示图像间的差异。从下面三组差值图像对比来看，Demons 方法无论对于微小的形变还是较大的形变，总体都能达到与原图一致。从图 6 可以看出，原始算法中使用的参考梯度不能完全将两幅图像配准，而改进后使用对称梯度和待配图像梯度的算法，配准效果好于原始算法。从图 7 可以看出，使用对称梯度后的差值图像在纹理细节方面优于另外两种方法。



注：从左到右分别是未匹配之前、对称梯度、参考梯度、待配梯度匹配后的差值图像

图 8 差值后的 CT 图像的第 2 层

Fig.8 The second slice of difference image



注：从左到右分别是未匹配之前、对称梯度、参考梯度、待配梯度匹配后的差值图像

图 9 差值后的 CT 图像的第 18 层

Fig.9 The eighteenth slice of difference image

3 结语

利用 4D CT 图像配准技术，可以获得呼吸周期不同时相之间空间域的对对应关系，进而可以分析出组织和器官的形变和位移。本文中采用的是基于光流模型的 Demons 方法，它克服了其他形变配准方法速度慢，精度不高的缺点，对于图像中较大的形变区域能达到精确配准。另外，提出了不同内力情况下的 Demons 改进算法。实验表明，使用对称梯度的 Demons 方法比其他内力情况下的 Demons 方法具有收敛速度快，匹配误差小的优势。

对于形变配准的问题，提出合理并且符合实际的评价标准至关重要。本文中提出的图像差值方法只能定性分析匹配的效果。下一步的工作就是寻找一个好的评判准则，可以定量地分析出匹配效果。可以考虑在已知形变的情况下，实施该算法，然后比较计算值与真实值之间的偏差。

参考文献

- [1] Papavasileiou P, Divoli A, Hatziiioannou K, et al. A generalized 4D image registration scheme for targeted radionuclide therapy dosimetry[J]. Cancer Biotherapy & Radiopharmaceuticals, 2007, 22(1): 160-165.

- [2] Brock KM, Balter JM, Dawson LA, et al. Automated generation of a four-dimensional model of the liver using warping and mutual information[J]. *Med Phys* 2003, 30(6): 1128-1133.
- [3] 杨庆雄. 医学图像的非刚性配准技术研究[J]. *信息技术*, 2005, 29(3): 39-45.
Yang QX. A review of non-rigid registration of medical image[J]. *Information Technology*, 2005, 29(3): 39-45.
- [4] 冯林, 管慧娟, 孙焘, 等. 医学图像非刚性配准研究进展[J]. *北京生物医学工程*, 2006, 25(4): 437-440.
Feng L, Guan HJ, Sun T et al. Research process of non-rigid registration in medical images[J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2006, 25(4): 437-440.
- [5] Popa T, Ibanez L, Cleary K, et al. ITK implementation of deformable registration methods for time-varying(4D) imaging data[R]. In *Proceedings of the SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2006, 6141: 750-759.
- [6] Thirion JP. Image matching as a diffusion process: An analogy with Maxwell's Demons [J]. *Medical Image Analysis*, 1998, 2(3): 243-260.
- [7] 张红颖, 张加万, 孙济州. 改进 Demons 算法的非刚性医学图像配准[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(1): 145-150.
Zhang HY, Zhang JW, Sun J Z. Non-rigid medical registration based on improved Demons algorithm [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2007, 15(1): 145-150.
- [8] Rogelj P, Kovacic S. Symmetric image registration[J]. *Medical Image Analysis*, 2006, 10(3): 484-493.
- [9] Rietzel E, Chen GTY. Deformable registration of 4D computed tomography data[J]. *Medical Physics*, 2006, 33(11): 4423-4430.
- [10] Xu S, Taylor RH, Fichtinger G, et al. Lung deformation estimation and four-dimensional CT lung reconstruction[J]. *Academic Radiology*, 2006, 13(9): 1082-1092.

Implementation of Demons Algorithm in 4D CT Image Registration

ZHOU Fu-gen, DUAN Zhuo-lei

Image Processing Center, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China

Abstract: Respiratory motion is the primary source of error in the 4D precise radiation therapy. It's a hot topic to analyze the organ deformation between different respiratory phases by registration of 4D images. Currently, 3D deformable registration algorithm is commonly used in the research. The algorithm based on optical flow has high speed and high accuracy. Demons algorithm and symmetric gradients are applied to the calculation of original deformable force of 4D CT registration. It is demonstrated that Demons algorithm using symmetric gradients converges faster to results with less error.

Key words: Demons algorithm; symmetric gradient; 4D CT; image registration

作者简介: 周付根 (1965—), 男, 博士生导师, 主要研究方向为运动图像目标检测、跟踪与识别、医学图像处理等; 段卓镭 (1984—), 女, 北京航空航天大学模式识别与智能系统专业硕士研究生, 主要从事医学图像处理研究, E-mail: dzldzldz12004@163.com。