

文章编号 1004-924X(2007)01-0145-06

改进 Demons 算法的非刚性医学图像配准

张红颖, 张加万, 孙济洲

(天津大学 计算机科学与技术学院, 天津 300072)

摘要: 非刚性配准是医学图像处理的一个重要的研究方向。基于光流场模型的 Demons 算法由于仅依赖图像灰度梯度使图像变形, 当缺乏梯度信息时图像的变形方向不能确定, 因而容易造成误配准, 且该算法只适合于单模态图像配准。本文针对最大互信息配准方法在多模态刚性配准中的成功应用, 提出了一种可用于多模态图像配准的改进 Demons 算法。该方法在原有驱动图像变形力的基础上, 增加两幅图像间互信息对当前变换的梯度作为附加力作用, 使浮动图像向两图像间互信息增大的方向变形, 正确地配准图像。为避免陷入局部极值并提高算法的运行速度, 该方法在多分辨率策略下实现。使用单模态、多模态图像分别进行实验来验证此算法, 并与原始 Demons 算法进行比较, 实验表明, 该方法能够快速产生准确的配准变换。

关键词: 医学图像; 非刚性配准; 图像配准; 多模态图像; 互信息梯度

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Non-rigid medical image registration based on improved Demons algorithm

ZHANG Hong-ying, ZHANG Jia-wan, SUN Ji-zhou

(School of Computer Science and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Non-rigid registration is one of the important research issues in medical image processing field. An intensity-based automatic deformable image registration algorithm, known as the “Demons” algorithm, only depends on the image intensity gradients of the reference image to drive the floating image transform, it easily results in wrong registration when gradients are small, even being zeros. Moreover, this algorithm is not fit for the registration of multi-modality images. So, an improved “Demons” algorithm is proposed in this paper. The method adds additional external force based on the fact that the two images can make the mutual information between them maximal, and the force is defined as the gradient of mutual information between the two images with respect to the deformation field. Moreover, to avoid local extrema and speed up the registration process, the algorithm is performed in a multi-resolution manner. Experiments are conducted with both mono-modality and multi-modality images, the results show that this improved method can get a accurate registration transformation quickly.

Key words: medical image; non-rigid registration; image registration; multi-modality image; mutual information gradient

收稿日期: 2006-07-13; 修订日期: 2006-09-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 60373061); 天津市科技攻关培育项目 (No. 04310491R)

1 引言

图像配准在遥感图像处理、计算机视觉、运动估计、医学图像分析等领域有着广泛的应用^[1-3]。在医学图像分析领域,它是医学图像融合、重建等研究的基础。配准是寻找使两幅图像对应点达到空间上一致的过程。图像的刚性配准只能对图像进行全局变换,当需要对图像进行精确局部变形时,如有变形的不同模态之间的融合、外科手术规划与设计、图像与图谱之间的配准等^[1],则需要对图像进行非刚性配准。非刚性配准方法主要分为两大类:基于像素的方法和基于特征的方法。基于像素的配准方法由于不需要对图像进行分割,从而避免了分割带来的误差,得到越来越多的重视。其中基于光流场模型的 Demons 算法^[4-5]是一种简单的基于灰度的非刚性配准方法。该算法使用参考图像的灰度梯度信息来决定浮动图像每个像素的移动,但仅靠梯度信息往往是不充足的,特别是当梯度非常小的时候,图像变形的方向不能确定,因此,容易导致错误的配准变换。一些学者针对此问题对 Demons 算法进行了改进^[6-7],但改进后的算法仅限于单模态图像的配准。由于最大互信息方法在多模态刚性图像配准中的成功应用^[8-9],本文基于互信息梯度对 Demons 算法进行了改进,使图像在缺乏梯度信息时能够正确地变形,并可应用于多模态图像配准。考虑到图像配准的结果会使两图像间的互信息达到最大,因而除了利用参考图像的灰度梯度信息外,还增加了图像间互信息对当前变换的梯度作为附加变形力,使浮动图像朝着使两图像间互信息增大的方向向参考图像变换,从而达到两幅图像间的配准。为了提高配准速度,该配准算法在分辨率策略下实现,实验证明,该方法能够快速产生精确的配准变换。

2 Demons 算法

Demons 算法是 Jean-Philippe Thirion 提出的“demons-base”算法^[4],在概念上,它和 19 世纪 Maxwell 的实验原理很相似。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,可得:

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

$f(x)$ 和 $r(x)$ 分别是 f 和 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)的定义变得很不稳定,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)使得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。在该算法中,浮动图像每一个像素都可以自由移动,使得在浮动图像中具有某一个特定像素值的所有像素有可能映射到参考图像上的同一像素,从而改变了图像的拓扑,导致错误的配准结果。而且,在缺乏图像梯度信息的情况下,容易导致错误配准。为使图像梯度为零的情况下,图像能够正确的变形,本文基于互信息梯度,提出一种可用于多模态图像配准的改进 Demons 算法。

3 基于互信息梯度的 Demons 算法

在 Demons 算法中,当 $\|\nabla(r(x))\|$ 为 0 时, x 处像素的移动方向不能确定,而且由于多模态成像的本质使得图像的灰度分布有很大的差

异,同一解剖位置也许有不同的灰度分布,仅靠图像灰度差和灰度梯度不能正确地变换图像,所以 Demons 算法只能用于单模态图像配准中。为了使图像像素能够沿着正确的方向移动,本文提出一种可用于多模态图像配准的改进 Demons 算法,该算法根据随着配准的进行,两幅图像间互信息增大的特点,在原有图像变形力的基础上,增加一个力的作用,即两图像间的互信息对当前偏移变换的梯度,从而使浮动图像朝着使两图像间互信息增大的方向变换,当两图像间的互信息不再增大时,认为它们已经配准。改进后的 Demons 算法为:

$$\nu_{n+1}(x) = G_{\sigma} \otimes (\nu_n(x) + \frac{(f(x) - r(x)) \nabla(r(x))}{\|\nabla(r(x))\|^2 + (f(x) - r(x))^2} + \alpha \nabla MI(\nu_n(x))), \quad (5)$$

式中 $\nabla MI(\nu_n(x))$ 是两幅图像间互信息在像素点 x 处对于当前变换的梯度值。 α 为正常数,表示迭代的步长。

3.1 互信息梯度的计算

在 Hermosillo 的互信息梯度理论^[10-11]中,设浮动图像 f 以参考图像 r 为目标进行配准,其局部变换 $u = x + \nu(x)$ 将 r 中的点 x 映射成 f 中的对应点 $x + \nu(x)$ 。而将两幅图像间的互信息对当前空间位移向量的导数定义为互信息的梯度,并通过 Parzen 窗将图像灰度的联合分布 $p_v^{r,f}(i_1, i_2)$ 改写成连续函数。 i_1 为参考图像在 x 点处的灰度, i_2 为浮动图像在 $x + \nu(x)$ 点处的灰度。

变换后的图像 $f(x + \nu(x))$ 与参考图像 $r(x)$ 间的互信息定义为:

$$I(\nu) = \iint p_v^{r,f}(i_1, i_2) \log \frac{p_v^{r,f}(i_1, i_2)}{p^r(i_1) p_v^f(i_2)} di_1 di_2, \quad (6)$$

如果变形域 ν 被扰动成 $\nu + \epsilon h$, 得到变分形式:

$$\begin{aligned} \left. \frac{\partial I(\nu + \epsilon h)}{\partial \epsilon} \right|_{\epsilon=0} &= \iint \frac{\partial}{\partial \epsilon} \left[p_{\nu+\epsilon h}^{r,f}(i_1, i_2) \log \frac{p_{\nu+\epsilon h}^{r,f}(i_1, i_2)}{p^r(i_1) p_{\nu+\epsilon h}^f(i_2)} \right]_{\epsilon=0} di_1 di_2 = \\ &= \iint \left(1 + \log \frac{p_v^{r,f}(i_1, i_2)}{p^r(i_1) p_v^f(i_2)} \right) \frac{\partial p_{\nu+\epsilon h}^{r,f}(i_1, i_2)}{\partial \epsilon} \Big|_{\epsilon=0} di_1 di_2, \end{aligned} \quad (7)$$

图像灰度的联合熵分布由两幅图像重叠的部

分来估算,重叠部分的像素数为 N 。估算过程中使用宽度为 δ 的 2 维 Parzen 窗口:

$$p_v^{r,f}(i_1, i_2) = \frac{1}{N} \int_{\omega} \Psi_{\delta}(r(x) - i_1, f(x + \nu(x)) - i_2) dx, \quad (8)$$

其中 $\Psi_{\delta}(i_1, i_2) = K_{\delta}(i_1) K_{\delta}(i_2)$,

$$K_{\delta}(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta^2}} \exp\left(-\frac{t^2}{2\delta^2}\right).$$

将以上两式合并得到式(9):

$$\left. \frac{\partial I(\nu + \epsilon h)}{\partial \epsilon} \right|_{\epsilon=0} = \frac{1}{N} \int_{\omega} [\Psi \otimes \frac{\partial L_{\nu}}{\partial i_2}](r(x), f(x + \nu(x))) \nabla f(x + \nu(x)) h(x) dx, \quad (9)$$

$$\nabla I_{\nu} = \frac{1}{N} [\Psi_{\delta} \otimes \frac{\partial L_{\nu}}{\partial i_2}](r(x), f(x + \nu(x))) \nabla f(x + \nu(x)), \quad (10)$$

式(9)中, $L_{\nu}(i_1, i_2) = 1 + \log \frac{p_v^{r,f}(i_1, i_2)}{p^r(i_1) p_v^f(i_2)}$, $\nabla f(x + \nu(x))$ 表示浮动图像 $f(x + \nu(x))$ 的灰度梯度,由此可以得到互信息梯度,如式(10)所示。

可以认为浮动图像上的像素点 x_i 只有沿 $[\nabla_x I_{\nu}(x_i), \nabla_y I_{\nu}(x_i)]^T$ 发生移动时,才能保证两幅图像间的互信息增加。

3.2 算法实现

Hermosillo 提出的互信息梯度具有很高的精确性,但针对每个像素点求互信息梯度时都需要遍历整幅图像,因此计算时间复杂度很高。为了加速配准算法的运行,Parzen 窗估计灰度联合概率密度通过使用二维高斯核与联合直方图卷积得到。由于图像采样导致的图像梯度的空间离散化依赖于插值方法,本文所采用的方法是将线性插值和中心差分相结合。同时算法实现采用多分辨率策略,多分辨率方法是一种有效提高算法执行速度和避免局部极值的方法。配准按照由粗到精的方式执行,在低分辨率下利用较少的时间进行粗配,在高分辨率下也许需要花销较多的时间。对在低分辨率下得到的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。

具体算法如下:

Step1: 将浮动图像每一位置向量为 x_i 的像素点 i 的初始偏移 ν_i 设为 0, 或者对图像进行刚性粗配准得到初始偏移。对参考图像和浮动图像构造高斯多分辨率金字塔,级数为 k 。

Step2: 在小于 k 的当前多分辨率级别下,在第 n 次迭代情况下,对于每一个浮动图像像素点,

其位置向量为 $\mathbf{x}_i^n = \mathbf{x}_i + \nu_i^{n-1}$, 偏移 ν_i^n 通过公式(5)计算。

Step3: 评价 ν_i^n , 若两图像间的互信息的增量小于某预先设定的阈值, 则认为当前分辨率级下的迭代已经收敛, 进入下一分辨率, 转 Step4; 否则, 进入下一次迭代 $n+1$ 。

Step4: 对前一级分辨率得到的偏移变换, 进行超采样, 得到当前分辨率级下的初始偏移变换, 进行迭代, 转 Step2。

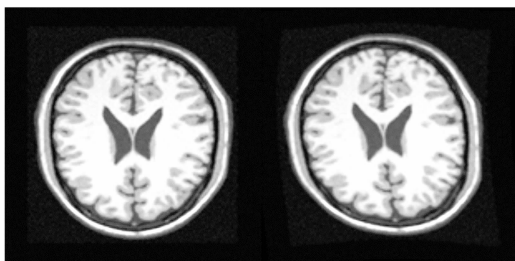
Step5: 各分辨率的迭代结束后, 将所得到的偏移区域 ν 作用于浮动图像, 使用线性插值得到配准后的图像。

4 实验结果

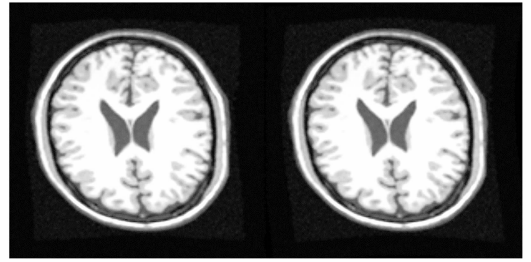
为了验证本文所提出的配准算法, 对几组不同图像进行实验, 包括单模态和多模态图像。所有实验均在 Celeron 2.4 G, RAM 512 M 的微机上执行, 程序在 Windows 操作系统下, 使用 MATLAB 语言编写。

首先对如图 1 所示单模态图像进行配准实验, 图 1(a) 和 (b) 均为 256×256 大小的 MRI 脑图像, 分别作为待配准图像和参考图像, 这里的参考图像是对浮动图像进行某已知变换 T^* 所得到; 使用 Demons 算法和本文提出算法得到的配准图像分别为图 1(c) 和 (d); 图 1(e) 为使用本文算法得到的变换向量。

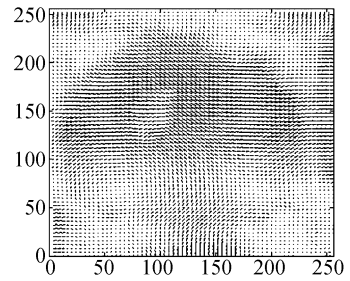
将计算所得的变换 T , 与已知变换 T^* 进行比较, 使用其在整幅图像中的各个像素上的误差的均方根(RMS)作为总误差值。Demons 算法得到的 RMS 为 0.657, 使用本文提出算法得到的 RMS 为 0.635。可以看出, 使用本文提出的算法比 Demons 算法能够得到较准确的配准变换。



(a) 待配准图像 (b) 参考图像
(a) Unregistered image (b) Reference image



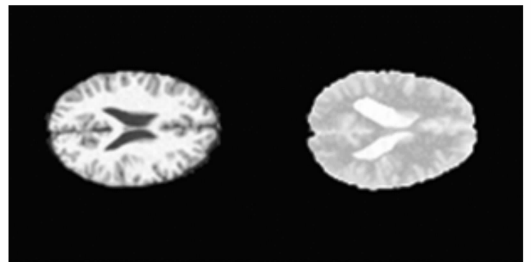
(c) 使用 Demons 算法 (d) 使用本文算法
(c) Using Demons algorithm (d) Using improved Demons algorithm



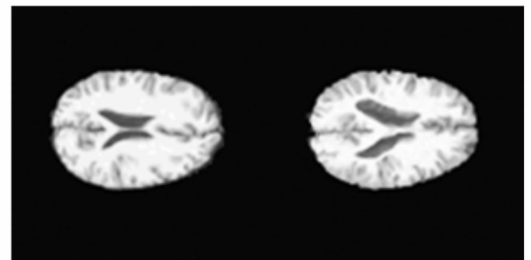
(e) 所得的变换向量
(e) Estimated transformation vectors

图 1 单模态配准实验

Fig. 1 Registration of single modality images



(a) 浮动图像 (b) 参考图像
(a) Floating image (b) Reference image



(c) 使用 Demons 算法 (d) 使用本文算法
(c) Using Demons algorithm (d) Using improved Demons algorithm

图 2 多模态配准实验

Fig. 2 Registration of multi-modality images

图 2 给出了大小为 128×128 的多模态图像配准实验结果,图 2(a)为 MR_T1 图像,作为配准的浮动图像;图 2(b)为 MR_PD 图像,作为配准的参考图像;图 2(c)为使用原始 Demons 算法得到的配准图像;图 2(d)为使用本文提出的算法得到的配准图像。可以看出,使用本文提出的算法能够得到较精确的结果。

本文所采用的互信息增长阈值为 0.000 1,当互信息增长的幅度小于此阈值时,认为迭代收敛。

使用高斯函数对每一次迭代得到的偏移变换进行规则化时,具有较大方差的高斯函数对于缓解噪声的影响和保持图像拓扑是非常有效的,然而,较大方差会降低算法的收敛速度,所以应根据具体的图像确定方差的大小,在本实验中,所采用的高斯函数的方差均为 1。

表 1 给出了图 2 配准实验的算法性能比较。

表 1 实验算法性能比较

Tab. 1 Comparison of different algorithms for multi-modality image registration

配准算法	互信息	运行时间(s)
Demons 算法	0.708 8	33.4
改进 Demons 算法	0.756 7	40.6

从表 1 可以看出,改进后的 Demons 算法能够得到较准确的配准变换,但运行时间要比 Demons 算法长,这是因为互信息梯度的计算复杂度高。

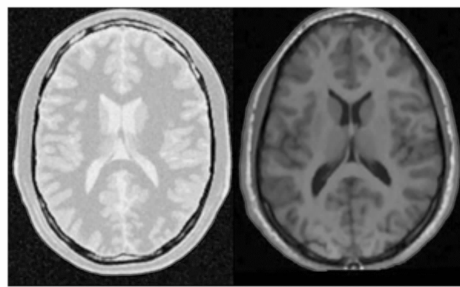
图 3 所示为另外一组多模态配准实验,图 3(a)为一幅大小为 216×176 的 MR_PD 图像,在此作为浮动图像;图 3(b)为一幅同样大小的 MR_T1 图像,在此作为参考图像;使用 Demons 算法得到的配准图像如图 3(c)所示;使用本文提出算法得到的配准图像如图 3(d)所示。

对于图 3 所示配准实验的性能参数比较如表 2 所示。

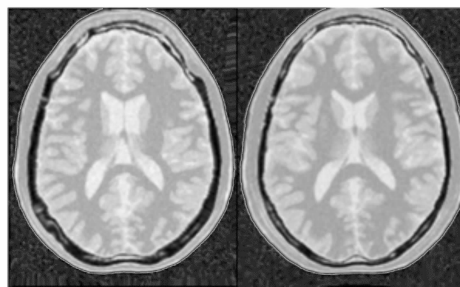
表 2 实验算法性能比较

Tab. 2 Comparison of different algorithms for multi-modality image registration

配准算法	互信息	运行时间(s)
Demons 算法	1.347 2	50.4
改进 Demons 算法	1.468 9	62.2



(a) 浮动图像 (b) 参考图像
(a) Floating image (b) Reference image



(c) 使用 Demons 算法 (d) 使用本文算法
(c) Using Demons algorithm (d) Using improved Demons algorithm

图 3 多模态配准实验

Fig. 3 Registration of multi-modality images

使用 Parzen 窗估计联合概率密度时,窗大小的选择应尽量使互信息测度对于变换是较光滑的函数,否则有可能陷入局部极值,使迭代提前终止,多分辨率策略在一定程度上缓解了此问题。窗大小对于配准结果的影响以及如何选取正确的窗大小将作为本文的后续研究。

5 结 论

Demons 算法是一种简单、快速的基于灰度的非刚性图像配准算法,但当参考图像灰度梯度信息很小甚至为零的时候,浮动图像的变形方向不能确定,容易造成误配准;而且该算法只适用于单模态图像配准问题。本文利用互信息在多模态刚性配准中的成功应用,对 Demons 算法进行了改进,将两图像间互信息对当前偏移变换的梯度作为驱动图像变形的附加力,使得图像朝两图像间互信息增大的方向变形,从而解决了图像仅靠

梯度信息变形的问题,使图像能够得到正确的配准变换。该算法采用由粗到精的多分辨率策略实现,实验表明,本文所提出的算法对于单模态、多

模态图像配准都非常有效,是一种快速、准确的配准算法。

参考文献:

- [1] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: A survey [J]. *Imag. & Vision Comput.*, 2003,21:977-1000.
- [2] 刘松涛,王学伟,周晓东,等.基于传感器参数和目标轮廓中心的自动配准算法研究[J]. *光学 精密工程*,2005,13(3):355-363.
LIU S T, WANG X W, ZHOU X D, *et al.*. Automatic registration algorithm based on sensor parameters and targets contour centroid[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(3):355-363. (in Chinese)
- [3] 罗诗途,王艳玲,张玘,等.车载图像跟踪系统中电子稳健算法的研究[J]. *光学 精密工程*,2005,13(3):96-103.
LUO S T, WANG Y L, ZHANG Q, *et al.*. Electronic image stabilizing algorithm for image tracking system on vehicle[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(3):96-103. (in Chinese)
- [4] THIRION J P. Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's Demons[J]. *Med. Imag. Anal.*, 1998, 2(3): 243-260.
- [5] TICHAVSKY P, WONG K T. New fluid-mechanics-based quasi-Bayesian statistical models of a nominally linear towed-arrays shape deformation[C]. *Proc. ICASSP2002, Orlando, Florida, USA*, 2002:2841-2844.
- [6] WANG H, DONG L, O'DANIEL J, *et al.*. Validation of an accelerated 'Demons' algorithm for deformable image registration in radiation therapy[J]. *Phys. Med. Biol.*, 2005,(50): 2887-2905.
- [7] XIE Z, NG L, GEE J C. Two algorithms for non-rigid image registration and their evaluation[J]. *SPIE*,2003, 5032:157-164.
- [8] MAES F, COLLIGNON A, VANDERMEULEN D, *et al.*. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 1997, 16(2):187-198.
- [9] VIOLA P, WELLS W M. Alignment by maximization of mutual information[J]. *Int. J. Comput. Vision*, 1997, 24 (2):137-154.
- [10] ZADEH M B, JUTTEN C, NAYBI K. Differential of the mutual information [J]. *IEEE Signal Proc. Lett.*, 2004, 11(1): 48-51.
- [11] CHRISTOPHE C H, GERARDO H, OLIVER F. A variational approach to multi-modal image matching[C]. *Proceedings of the IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods*, 2001:21-28.

作者简介:张红颖(1978—),女,天津人,天津大学计算机科学与技术学院博士研究生,主要从事医学图像处理、科学计算与信息可视化等研究工作;E-mail:carole_zhang0716@hotmail.com 或:carole_zhang0716@163.com

(本栏目编辑 黄廉卿)