

基于小波变换的脑部医学 Demons 图像配准

唐 祚, 闫德勤, 刘彩凤

(辽宁师范大学 计算机与信息技术学院, 辽宁 大连 116081)

摘要: 非刚性配准是医学图像处理的一个重要研究方向; 针对 Demons 衍生出的一系列经典的配准算法在医学图像应用上计算复杂、方向信息不足问题进行了研究; 基于光流场模型的 Demons 算法依赖图像灰度梯度使图像发生变形, 当缺乏梯度信息时, 力不能确定, 因而容易造成误差, 并且该算法仅适合于单模态图像配准; 为此文章提出了一种基于小波变换理论的频域 Demons 配准处理方法 (B-Demons); 该方法利用小波变换能够对各个尺度、方向和位置实现较好定位的优势, 通过高频、低频的图像变换反映出图像的特征信息; 实验结果证明了算法的有效性和鲁棒性。

关键词: Demons 算法; 小波变换; 非刚性配准; 图像变换

Demons Brain — medical Image Registration Based on Wavelet Transform

Tang Zuo, Yan Deqin, Liu Caifeng

(College of computer and information technology, Liaoning Normal University, Dalian 116081, China)

Abstract: Non-rigid registration is an important research direction of medical image processing. For Demons derived from a series of classic registration algorithms on the computational complexity of medical imaging applications, the direction of the problem of lack of information were studied. Demons algorithm based on optical flow field model is dependent on the image gray gradient image is deformed when the lack of gradient information, the force can not be determined, and thus likely to cause the error, and the algorithm is only suitable for single-mode image registration. Therefore, we propose a frequency-domain Demons registration processing method based on wavelet transform theory (B-Demons). The method uses the wavelet transform can realize the benefits of better positioning on each scale, orientation and location information of the image reflected characteristics by the high frequency, low frequency of image transformation. Experimental results show that the algorithm is effective and robust.

Keywords: demons algorithm; wavelet transform; non-rigid registration; image transformation

0 引言

医学图像配准是对一幅医学图像寻找一种或一系列空间变换, 建立两幅图像的对应关系, 使得它与另一幅图像上的对应点达到空间一致, 通过变换几何参数达到最为相似。图像配准分为刚性配准和非刚性配准^[1]。医学图像配准已成为目前研究领域的重要话题^[2-5]。

Demons 非刚性配准算法是一种采用小形变模型的无参数非刚性配准方法^[6]。因其有良好的精度和较高的运作效率而得到了广泛的使用^[7]。随后在 2005 年, WangHe 等人提出了一种将浮动图像和参考图像的梯度信息分别作为加入光流场并作为一种正内力和负内力的改进“Active Demons”算法^[8]。除此之外, 2008 年, Vercauteren 等人还利用微分同胚的李群结构特点来替代 Demons 算法的变形场更新方式, 从而形成了微分同胚的 Demons 算法^[9]。然而, Demons 衍生出的一系列算法的一个局限是它产生的速度场不是连续整体的, 由于梯度的运用使得它的运算中是逐点, 所以难免导致配准结果离散, 且不能保证一致连续性。文献 [10] 提出基于小波变换的互信息方法, 但是最大互信息算法特点是配准时间长, 精度低。为

此, 本文提出基于小波变换理论的频域 Demons 配准处理方法 (B-Demons)。该方法将图像的纹理信息提取加入全局, 对图像进行多级分解, 得到多级近似图像。然后, 对得到的多级分辨率图像进行配准, 得到近似的配准结果, 通过尺度变换处理得到最终的配准结果。本文所提出算法的优点在于能够有利于图像在全局轮廓和信息传递有很好的延展性, 避免陷入局部极值等问题, 而且在局部 Demons 点的小形变也能保持很好的拓扑结构。同时, 很好的应用了小波并实现了图像在不同频域的映射, 这样使得图像的每个细节能很好的提取, 弥补了 Demons 系列算法在全局拓扑结构连续行方面的不足。实验证明了所提出算法的有效性。

1 B-Demons 频域算法过程

我们提出的新算法称为基于小波变换理论的频域 Demons 配准处理方法 (B-Demons)。小波变换^[6]是一种时域和频域的综合分析方法, 并具有多分辨率和较低的时间分辨率。在高频具有较低的分分辨率和较高的时间分辨率, 在低频具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率。二维图像 $f(x, y)$ 和小波函数 $\Psi(f, \Psi \in L^2(R^2))$, 其小波变换为:

$$W_f(s, a, b) = \int_R \int_R f(x, y) \frac{1}{s^2} \Psi\left(\frac{a-x}{s}, \frac{b-y}{s}\right) dx dy \quad (1)$$

小波分解的算法结构如图 1 所示。

二维正交小波变换, 是把变换的计算问题转换为变换后系数的计算问题。为了保证分解后图像信息的相对位置不变, 所选取的小波基是具有线性相位。应用小波变换进行图像配准的框架为: 对原始图像和浮动图像进行多层小波分解, 最后会

收稿日期: 2014-11-17; 修回日期: 2015-01-09。

基金项目: 国家自然科学基金(61105085, 61373127)。

作者简介: 唐 祚 (1989-), 女, 硕士生, 主要从事模式识别和图像处理等方向的研究。

闫德勤 (1962-), 男, 教授, 博士, 主要从事模式识别和图像处理等方向的研究。

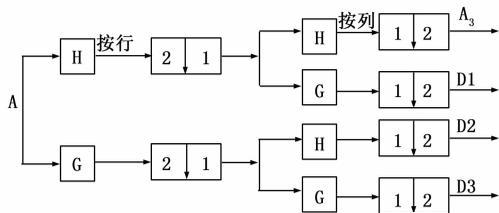


图 1 小波分解算法

得出四幅图像，通过小波分解后的近似图像进行 demons 非刚性配准。我们采用图 1 的方式对图像 A 进行小波分解。其中， A_3 对应 A 的低频部分，为 A 的逼近图像； $D1_3$ 对应于水平方向上的细节图像； $D2_3$ 对应垂直方向上的细节图像； $D3_3$ 对应于 45° 、 135° 对角方向上的细节图像，对图像利用小波分解的例子见图 2。

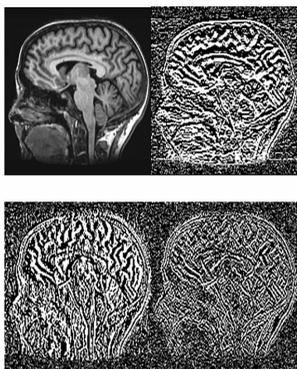


图 2 小波变换分解过程

对分解后的图像我们采用 Active-Demons 算法进行对应配准。

Active-Demons 算法^[8]提出将浮动图像的梯度信息作为一种正内力 (active force) 将参考图像的梯度信息作为负内力 (passive force)，同时利用这两种力进行驱动形变，得到形变量公式为：

$$U = \langle U_{d1} + U_{d2} + U_{d3} + U_{d4} \rangle$$

$$U_{d1} = v_{f1} + \delta v_{m1} =$$

$$(m_1 - f_1) \left[\frac{\nabla f_1}{|\nabla f_1|^2 + a^2(f_1 - m_1)^2} + \frac{\nabla m_1}{|\nabla m_1|^2 + a^2(f_1 - m_1)^2} \right] \quad (2)$$

$$U_{d2} = v_{f2} + \delta v_{m2} =$$

$$(m_2 - f_2) \left[\frac{\nabla f_2}{|\nabla f_2|^2 + a^2(f_2 - m_2)^2} + \frac{\nabla m_2}{|\nabla m_2|^2 + a^2(f_2 - m_2)^2} \right] \quad (3)$$

$$U_{d3} = v_{f3} + \delta v_{m3} =$$

$$(m_3 - f_3) \left[\frac{\nabla f_3}{|\nabla f_3|^2 + a^2(f_3 - m_3)^2} + \frac{\nabla m_3}{|\nabla m_3|^2 + a^2(f_3 - m_3)^2} \right] \quad (4)$$

$$U_{d4} = v_{f4} + \delta v_{m4} =$$

$$(m_4 - f_4) \left[\frac{\nabla f_4}{|\nabla f_4|^2 + a^2(f_4 - m_4)^2} + \frac{\nabla m_4}{|\nabla m_4|^2 + a^2(f_4 - m_4)^2} \right]$$

$$\frac{\nabla m_1}{|\nabla m_1|^2 + a^2(f_4 - m_4)^2} \quad (5)$$

f_1 和 m_1 为低频下的参考图像和浮动图像， U_{d1} 为低频下的形变场； f_2 和 m_2 为水平方向上的参考图像和浮动图像， U_{d2} 为水平方向上的形变场；同理可知， f_3, m_3, U_{d3}

更新形变场 δv 为：

$$\delta v(x) = - \frac{R(x) - T^{\circ} \varphi(x)}{\|R(x) - T(x)\|^2 + \lambda_r^2 / \lambda_x^2} (R(x) - T(x)) \quad (6)$$

$$U_c = Z(v, \delta v) = v + \delta v + \frac{1}{2}$$

$$[v, \delta v] + \frac{1}{12} [v, [v, \delta v]] + o(\|\delta v\|^2) \quad (7)$$

U 形变 Demons 力为：

v_n 为正力， δv 为负力， a 为归一化因子，由 $|\nabla F|^2 + a^2(F - M) \geq 2a|\nabla F||F - M|$ 可知，通过 a 值来控制形变向量的大小， a 值越大，允许形变度越小，收敛的速度慢，配准精度高。

2 实验过程

输入参考图像和浮动图像

Step1: 通过 N 层小波分解，等到图像各层近似分量；

Step2: 嵌入 Active-Demons 算法，设置初始值 V_0 ，通过公式 (6) 得出 δv ；

Step3: $v_0 + \delta v = v_n, \delta v^n \leftarrow G_n * \delta v^n$ ；

Step4: 通过公式 (7) 得出 $U_c, U_c^n \leftarrow Z(v^{n-1}, \delta v^n)$ ；

Step5: 相似性测度达到设定值，循环结束，输出配准图像；

3 实验结果分析

为了证明我们所提出的新 B-Demons 算法的可行性和有效性，本文选用为真实的脑部 MRI 图像，像素为 353×354 ，分别作为配准的参考图像和浮动图像，利用软件 Matlab 并在电脑 HPPRO3380MT, 4GB, 做了两组实验，实验一：通过 Active-Demons 和 L-BFG 算法进行效果和时间对比。实验二：通过 Active-Demons 和新算法进行效果对比，如图所示。实验一：



图 3 Active-Demons 和 L-BFG 效果对比

表 1 时间对比

	时间/s
L-BFG	730.72268
Active-Demons	12.203381

在 Active-Demons 迭代 100 次 L-BFG 迭代 5 次的情况下, 通过时间和效果的对比, 得出 Active-Demons 迭代次数多, 计算速度快, 效果更好的特点, 远远好于 L-BFG 配准算法。

实验二:

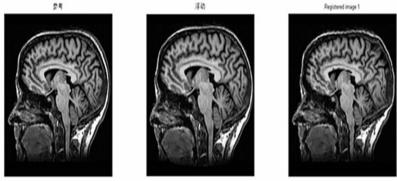


图 4 对比实验

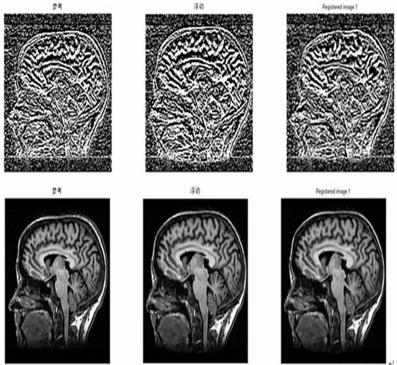


图 5 B-Demons 配准结果

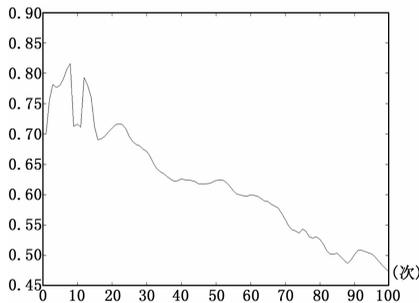


图 6 Active-Demons 均方差变化曲线

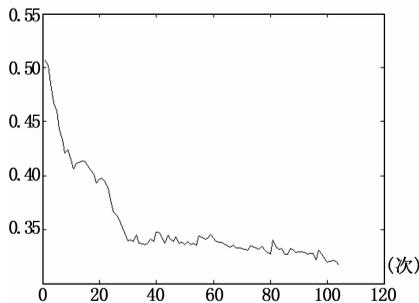


图 7 B-Demons 的均方差变化曲线图

通过原始 Active-Demons 和 B-Demons 算法在迭代 100 次数下, 进行效果以及均方差的对比, 通过对比可以看出原始 Active-Demons 配准结果有明显的噪声, 以及虚化。B-Demons 的算法明显有着更好的效果且均方差更小。

两种算法的互信息对比结果见表 2, 互信息越大, 证明配准效果越好。由表 2 的实验结果可见本文所提出的算法优于原

始的 Active-Demons 算法。

表 2 互信息对比

	互信息
Active-Demons	2.05472
B-Demons	2.21483

由实验可见, 本文算法具有配准精度高, 计算速度快, 抗干扰能力强的特点。

4 结束语

由于 Demons 衍生出的一系列算法在配准过程中由于它产生的速度场不是连续整体的, 梯度的运用使得它的运算中是逐点, 所以难免导致配准结果离散, 且不能保证一致连续性。所以本文提出基于小波变换理论的频域 Demons 配准处理方法 (B-Demons), 将图像的纹理信息提取加入全局, 采用分层配准策略, 在保证图像精度的前提下, 对图像进行灰度压缩, 减少配准计算量。互信息作为配准度量, 通过调节小波分解层数以及尺度变换处理, 使局部 Demons 点的小形变也能保持很好的流形, 全局和局部的拓扑结构都能很好的得到利用。与原始的 Demons 图像配准相比, 减少了计算量, 从实验数据可以看出提高了配准精度, 并能不同分辨率下采用不同的配准算法并得到最终的配准结果。然而频域映射充足会对图像像素值有细微影响, 希望在日后可以被研究者更好的提升和改进。

参考文献:

- [1] Heyde B, Jasaityte R, Barbosa D, et al. Elastic image registration versus speckle tracking for 2-D myocardial motion estimation: a direct comparison in vivo [J]. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 2013, 32 (2): 449-459.
- [2] Pan M, Jiang J, Rong Q, et al. A modified medical image registration [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2014, 70 (3): 1585-1615.
- [3] Gu Z Y, Du C M, Jin L, et al. Medical Image Registration Combined with SURF and Improved RANSAC Algorithm [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013: 1233-1237.
- [4] 别术林. 基于互信息的医学图像配准算法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2014.
- [5] 潘婷婷, 陆丽婷, 顾绮芳. QPSO 算法和 Powell 法结合的多分辨率医学图像配准 [J]. *计算机应用与软件*, 2014 (7): 237-240.
- [6] 张 瑜. 基于改进 Demons 和 NCQPSO 算法的医学图像配准 [D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
- [7] Hwuang E, Danish S, Rusu M, et al. Anisotropic smoothing regularization (AnSR) in Thirion's Demons registration evaluates brain MRI tissue changes post-laser ablation. [A]. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C]*, 2013.
- [8] 周 露. 基于 Demons 算法的变形图像配准技术的研究 [D]. 广州: 南方医科大学, 2012.
- [9] Thomas Yeo B, Sabuncu M, Vercauteren T, et al. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2008 [M]*. Springer Berlin Heidelberg, 2008: 745-753.
- [10] 赵 钰, 朱俊平, 亢娟娜. 改进的区域互信息和小波变换的图像配准 [J]. *计算机工程与应用*, 2013 (27): 152-155.