

基于改进光流场模型的脑部多模医学图像配准

许鸿奎^{1,2}, 江铭炎², 杨明强²

(1. 山东建筑大学, 山东济南 250101; 2. 山东大学信息科学与工程学院, 山东济南 250100;)

摘要: 基于光流场模型的配准其常亮假设的光流场约束要求待配准的源图像和目标图像具有一致的灰度, 因而只适用于单模态图像之间的配准, 为此使用基于排序的精确直方图规定化对脑部 MR-PD 图像进行模态变换, 完成与 MR-T2 图像之间的灰度映射. 由于此配准方法主要用来寻找时间序列图像中的细小形变, 当待配准的两图像差异较大时就不能取得满意的配准效果, 为此使用能反映图像结构的标记点构造附加的外力对光流场模型加以改进, 以获得更理想的配准参数. 实验证明, 本文方法能够实现具有较大差异的脑部 MR 多模序列图像之间的准确配准.

关键词: 图像配准; 光流场模型; 直方图规定化; 标记点

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 03-0525-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.03.019

Registration of Multimodal Brain Medical Images Based on Improved Optical Flow Model

XU Hong-kui^{1,2}, JIANG Ming-yan², YANG Ming-qiang²

(1. Shandong Jianzhu University, Jinan, Shandong 250101, China;

2. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan, Shandong 250100, China)

Abstract: Registration method based on optical flow model is very suitable to time-sequence images, but the assumption of constant brightness at a point makes it only be used to make registration for signal-modal images. So an exact histogram specification method is proposed to transform MR-PD model to MR-T2 modal before registration based on optical flow model. If the difference between two images is large the registration result could not be ideal because this registration method is mainly used to correct the light deformation between time-sequence images, so information which reflects the structural feature of image is taken to improve optical flow model, that is, image landmarks are utilized to produce an additional external-force for optical flow model to get ideal registration parameters. Experimental results demonstrate that the improved method can realize accurate registration of multi-modality time-sequence MR images between which there is large difference.

Key words: image registration; optical flow model; histogram specification; landmarks

1 引言

图像配准在遥感图像处理、计算机视觉、医学图像分析等领域有着广泛的应用^[1,2]. 在医学图像领域, 它是不同模态的医学图像信息融合的基础. 多数情况下, 人体组织的形变是非刚体的、非线性的, 非刚性配准方法具有更好的配准效果. 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. 基于像素的方法, 如以互信息为相似性测度的配准方法^[3]以及基于光流场模型的配准方法^[4], 由于不需要对图像进行分割等预处理, 从而降低了配准误差, 得到越来越多的重视. 然而基于常亮假设的光流场模型要求两幅图像之间对应

点的灰度是一致的, 因而只适用于单模态图像之间的配准^[5]. 源图像(如 MR-PD)和目标图像(如 MR-T2)中同质组织之间不一致的灰度信息会影响该算法的配准结果. 即使相同类型的成像设备, 两幅图像中的同一种解剖结构的灰度也可能因为图像的获取过程不同而不一致. 为此我们首先使用精确直方图规定化进行模态变换, 然后应用光流场模型进行配准, 提高了配准精度. 由于这种配准方法主要用来寻找时间序列图像中的细小形变, 因而当待配准的两图像差异较大时就不能取得满意的配准效果. 为此我们利用图像的结构信息, 对光流场模型加以改进. 具体而言就是提取反映图像结构的标记点, 使用标记点为光流场构造一种附加的外力, 以获得更理

想的配准参数.

2 梯度光流场模型

Thirion 首先将 19 世纪 Maxwell 的热力学思想应用到图像配准上,提出了基于光流场的配准算法^[4],用来寻找时间序列图像中的细小形变.其基本思想是将非刚性配准看作是源图像的像素向目标图像逐步扩散的过程,源图像每个像素的扩散速度由目标图像的灰度梯度信息来决定,配准所要求解的位移场可以看作光流场所求解的速度场.假设图像的像素点 (x, y) 在 t 时刻的光强为 $E(x, y, t)$,流速为 $\mathbf{u} = (u, v)$, $u = \frac{dx}{dt}$, $v = \frac{dy}{dt}$,光强在 x, y, t 三个方向上的梯度分别为 $E_x = \frac{\partial E}{\partial x}$, $E_y = \frac{\partial E}{\partial y}$, $E_t = \frac{\partial E}{\partial t}$,基于常亮假设的光流场约束方程^[7]为:

$$E_x u + E_y v + E_t = 0 \quad (1)$$

为了求解光流场,需要增加其它约束条件,Horn 等最先加入光滑约束,将光流场的求解转化为

$$\min E(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} (E_x u + E_y v + E_t)^2 dx dy + \alpha \int_{\Omega} (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) dx dy \quad (2)$$

的最小值问题.其中, $|\nabla u|^2 = \left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2$, $|\nabla v|^2 = \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2$, α 为光滑因子,其值越大,演化过程对图像的光滑效果越明显.

该泛函求极值问题是一个变分问题,通过求数据项和正则项的加托微分得到如下相应的欧拉-拉格朗日方程,其解就是所期望的速度场^[6].

$$(E_x^2 u + E_x E_y v + E_x E_t) - \alpha \nabla^2 u = 0 \quad (3)$$

$$(E_y^2 v + E_x E_y u + E_x E_t) - \alpha \nabla^2 v = 0$$

式(3)中,等号左边的第一项为数据项,从配准的角度看,这是驱动像素点位移的外力;第二项为正则项,作为内力,它防止像素出现过大的移动而发生图形重叠或断裂,即所谓的平滑约束.

该算法的前提是移动目标的灰度不随时间改变,亦即两幅图像之间对应点的灰度值是一致的.当待配准的两幅图像(如 MR-T2 和 MR-PD)具有不同的模态时,显然不能得到理想的配准结果.为此,我们设法把源图像变换成和目标图像相同的模态,再使用光流场模型进行配准,以期获得好的配准结果.

3 模态变换

直方图规定化是一种借助于直方图来增强图像的方法,是对直方图均衡化处理的一种有效的扩展^[7].我

们通过将原始图像的直方图转化为指定的直方图用来校正不同的医学图像采集设备所获得的图像差异.直方图规定化一个很重要的过程是影射,无论是采用单映射规则还是组映射规则^[7],由于存在取整误差,出现了灰度级合并,影响了模态变换的精度.究其原因,是因为离散情况下,累积分布函数是阶梯函数,是不可逆的,除非每个像素的灰度值都不相同.但是,如果对整幅图像的像素值进行排序,得到一个严格序列,就可以实现精确的直方图规定化.为了诱导出一个图像的严格排序,需要考虑每个像素的不同邻域,多次比较像素邻域信息才能将两个灰度值相同的像素严格区分,因而取每个像素一族封闭邻域的均值构成一个矢量,在像素和矢量之间建立联系^[8].

设 f 是 $N \times M$ 离散图像,灰度级总数为 L , $H = \{h_0, h_1, \dots, h_{L-1}\}$ 是被规定的直方图, h_l 是灰度级 l 的像素个数;同时设 K 为某一整数, $W_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 是一族封闭的邻域,使得:

$$W_1 \subset W_2 \subset \dots \subset W_K \quad (4)$$

对于每个像素 $f(x, y)$,用 $m_i(x, y)$ 表示在 W_i 上灰度级 f 的平均值,用 $M(x, y)$ 表示 K 元组 $(m_1(x, y), m_2(x, y), \dots, m_K(x, y))$. K 元组中的分量按字典排序方式定义它们的顺序,这样 $M(x, y)$ 集合上就导出了一个完全排序.因为一个 K 元组和每个像素已经建立联系,同样的排序被扩展到离散图像,就为所有像素定义了一个完全排序.当 $M(x_1, y_1) < M(x_2, y_2)$ 时,记作 $f(x_1, y_1) < f(x_2, y_2)$.该排序取决于 K 和图像(原始的灰度级分布,灰度级的范围及图像尺寸),文献^[7]进行了详细推导,结果是对于任意的离散图像, $K = 6$ 可得到一个相对严格的序列.

精确直方图规定化的具体步骤如下:对原始图像的像素值严格排序 $f(x_1, y_1) < f(x_2, y_2) < \dots < f(x_{NM}, y_{NM})$;从左到右把上式中的有序链分成 L 组,使得第 j 组有 h_j 个像素;指定第 j 组中的所有像素灰度级为 j .

我们取目标图像的直方图作为被规定的直方图 $H = \{h_0, h_1, \dots, h_{L-1}\}$,用上述方法对源图像进行精确直方图规定化,就实现了源图像到目标图像的精确模态变换.

4 改进的光流场模型

基本的光流场模型并不适合于差异较大的图像之间的配准,为此我们设法将先验知识对光流场模型加以改进.具体来说就是使用能反映图像结构特征信息的标记点来构造光流场的另一种外力,这种外力对标记点附近的光流场施加附加的约束,因而能获得更准确的配准参数.

设目标图像上的标记点为 (x_R^k, y_R^k) ,源图像上对应的标记点为 (x_T^k, y_T^k) , $k=1,2,\dots,K$,那么附加的约束条件可以表示为:

$$(u(x_R^k), v(y_R^k)) = (x_R^k, y_R^k) - (x_T^k, y_T^k) = (\Delta x^k, \Delta y^k), k=1,2,\dots,K \quad (5)$$

使用计值函数 δ ,令 $\delta_{z_1, z_2}(\mathbf{u}) = (u(z_1), v(z_1))$,据附加条件式(6)构造新的能量函数,

$$E(\mathbf{u}, \lambda_k) = \int_{\Omega} (E_x u + E_y v + E_t)^2 dx dy + \alpha \int_{\Omega} (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) dx dy + \sum_{k=1}^K \lambda_k \|\delta_{x_R^k, y_R^k}^k(\mathbf{u}) - (\Delta x^k, \Delta y^k)\|_{p=1} \quad (6)$$

这里 $\|\cdot\|_{p=1}$ 表示 1-范数.只要求解如下欧拉-拉格朗日方程^[8]就可得到所需要的解.

$$(E_x^2 u + E_x E_y v + E_x E_t) - \alpha \nabla^2 u + \sum_{k=1}^K \lambda_k \delta_{x_R^k, y_R^k}^k(u) = 0$$

$$(E_y^2 v + E_x E_y u + E_x E_t) - \alpha \nabla^2 v + \sum_{k=1}^K \gamma_k \delta_{x_R^k, y_R^k}^k(v) = 0 \quad (7)$$

式中 $\delta_{z_1, z_2}(u) = u(z_1)$, $\delta_{z_1, z_2}(v) = v(z_2)$.上式中,等号左边的第一项为第一外力,第二项为内力,第三项则是新增加的外力,它来源于源图像与目标图像上相对应的标记点对.这种局部约束,会提高关键点处的局部配准精度,从而进一步改进总体配准效果.

$E_x, E_y, \nabla^2 u, \nabla^2 v$ 的计算见参考文献[5].令:

$$C(u, v) = (E_x^2 u + E_x E_y v + E_x E_t) - \alpha \nabla^2 u$$

$$D(u, v) = (E_y^2 v + E_x E_y u + E_x E_t) - \alpha \nabla^2 v \quad (8)$$

并假设 (α^k, β^k) 满足 $C(\alpha^k, \beta^k) = \Delta x^k, D(\alpha^k, \beta^k) = \Delta y^k$,那么所求的解可以表示为^[9]

$$(u, v) = \left(\sum_{k=1}^K \lambda_k \alpha^k, \sum_{k=1}^K \gamma_k \beta^k \right) \quad (9)$$

其中,拉格朗日乘子 $\lambda_k, \gamma_k (k=1,2,\dots,K)$ 按下式确定.

$$\sum_{k=1}^K \lambda_k \alpha^k = \Delta x^k, \sum_{k=1}^K \gamma_k \beta^k = \Delta y^k, k=1,2,\dots,K \quad (10)$$

5 配准实验与结果分析

本文实验图像来自 BrainWeb^[10].MR-T2 目标图像提供清晰的解剖结构信息,如图 1(a)所示,MR-PD 源图像则提供了丰富的脑功能信息,如图 1(b)所示.图 2(a)和图 2(b)分别是它们的直方图,二者是两种不同模态的图像.

5.1 模态变换对配准结果的影响

使用精确直方图规定化对图 1(b) MR-PD 图像进行模态变换,变换后的图像如图 1(c)所示,其直方图如图 2(c).比较图 1(a)和图 1(c)以及图 2(a)和图 2(c)可知,精确直方图规定化实现了较为准确的模态变换.

由于基于光流场模型的配准方法比较适用于局部



图1 脑部图像

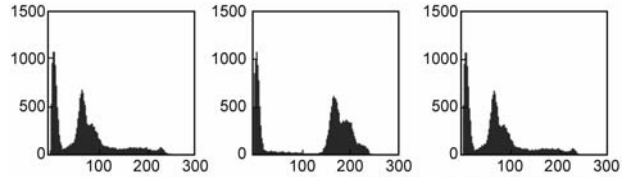


图2 脑部图像的直方图

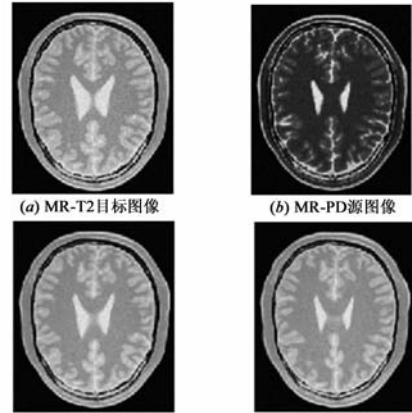


图3 配准图像及配准输出



图4 配准结果

差异较小的非刚性配准,我们使用式(2)光流场模型对图 3(a)和图 3(b)所示的序列号相近的 MR-PD 和 MR-T2 图像进行配准,配准结果如图 3(c)所示.为了验证本文模态变换的效果,将图 3(b)按 3.2 方法进行模态变换后,再用相同的方法配准,配准的结果如图 3(d)所示.为便于视觉上观察模态变换对配准结果的影响,图 4 列出了配准前后两图像的差,其中图 4(a)是配准前两图像的差,图 4(b)是无模态变换的结果,图 4(c)则是使用模态变换的结果.显然,模态变换使得配准效果得到了明显改善.

将配准前后源图像与目标图像的互信息及距离^[11]列于表1,可以进一步地定量观察模态变换对配准结果的影响.需要说明,配准后的结果是进行20次实验的平均值.

5.2 改进的光流场模型配准实验

采用同模态的但是序列号差别较大的图像进行配准来验证改进光流场模型的有效性.图5(a)作为源图像,图5(b)作为目标图像.图5(c)是采用(2)是基本光流场模型的配准输出,可见它不适合于差异较大的图像之间的配准,存在明显的误配准.配准前两图像距离为1298.901,互信息为1.342;配准后两图像距离为334.92,互信息为1.69.

在两图像上采用文献[12]的方法分别自动提取相应的标记点如图6(a)和图6(b),使用标记点构造附加的外力,即采用式(9)光流场模型的进行配准.输出结果如图6(c)所示,对比图5(c),视觉上可观察到配准效果的明显改进.配准后两图像距离为210.005,互信息为1.792.改进的配准方法使得配准后的距离减少了124.9而互信息增加了0.102.

表1 配准前后目标图像与源图像的互信息及距离

模态变换	互信息	距离
配准前	1.63	3816.336
无模态变换	1.685	3371.552
模态变换	1.789	3300.535

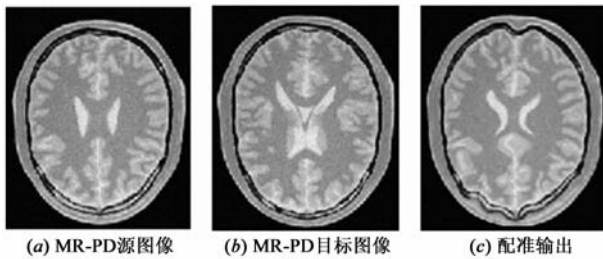


图5 基本光流场配准

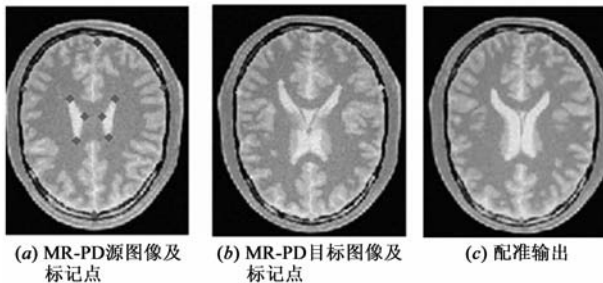


图6 改进的光流场配准

6 结论

基于光流场模型的配准方法是一种基于像素灰度信息的非刚性配准算法,但它是以两图像灰度值的一

致性为基础的,因而只适合于单模态图像之间的配准;利用精确直方图规定化进行模态变换,完成两幅图像之间的灰度映射,将待配准的源图像变换成和目标图像相同的模态,能够提高这种配准方法的精度.为了提高差异较大的图像之间的配准精度,利用了配准图像的先验信息,使用反映图像的结构特征的标记点构造附加的外力,对光流场模型加以改进.实验证明,使用本文的模态变换方法及改进的光流场模型能够实现具有较大差异的脑部MR多模序列图像之间的准确配准.

参考文献

- [1] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: A survey[J]. *Imag. & Vision Comput.*, 2003, 21(9): 772 - 1000.
- [2] 孙冬梅, 裴正定. 利用薄板样条函数实现非刚性图像匹配算法[J]. *电子学报*, 2002, 30(8): 1104 - 1107.
SUN D M, QIU Z D. Non-rigid image matching algorithm using thin-plate spline function[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(8): 1104 - 1107. (in Chinese)
- [3] 陈明, 陈武凡, 冯前进, 等. 基于互信息量和模糊梯度相似性的医学图像配准[J]. *电子学报*, 2003, 31(12): 1835 - 1838.
CHEN M, CHEN W F, FENG Q J. Medical image registration based on mutual information and fuzzy gradient similarity[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(12): 1835 - 1838. (in Chinese)
- [4] Thirion J P. Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's Demons[J]. *Med Imag A-nal*, 1998, 2(3): 243 - 260.
- [5] 王安娜, 薛嗣麟, 俞跃, 等. 基于改进光流场模型的医学图像配准方法[J]. *中国图象图形学报*, 2010, 2(115): 328 - 332.
WANG A N, XUE S L, YU Y, et al. Medical image registration method based on improved optical flow model[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010, 2: 328 - 332. (in Chinese)
- [6] B K P Horn, B G. Schunck. Determining optical flow[J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17: 185 - 203.
- [7] Zhang Y J. Improving the accuracy of direct histogram specification[J]. *Electron Lett*, 1992, 28(3): 213 - 214.
- [8] Coltuc D, Bolon P, Chassery JM. Exact histogram specification [J]. *IEEE Trans Image Processing*, 2006, 15(5): 1143 - 1152.
- [9] Fred L Bookstein. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(6): 567 - 585.
- [10] Evans A C. BrainWeb: Online Simulated Brain Database[EB/OL]. <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb>, 2006-06-08/2007-03-01.
- [11] J Maintz, M Viergever. A survey of medical image registration

[J]. *Medical Image Analysis*, 1998, 2(1): 1 - 16.

- [12] Xu H K, Jiang M Y, Yang M Q. A new landmark selection method for non-rigid registration of medical brain images [A]. 2010 10th International Conference on Signal Processing, Vol. II [C]. Beijing: IEEE Press, 2010. 920 - 923.

作者简介



许鸿奎 男, 1966 年 4 月出生于山东省莱芜市. 山东大学信息科学与工程学院博士研究生, 山东建筑大学副教授. 主要研究方向: 信号与图像处理. E-mail: xhkui2009@163.com



江铭炎 男, 1964 年生于山东省济南市. 博士, 山东大学信息科学与工程学院教授, 博士生导师. 主要研究方向: 模式识别与图像处理, 智能优化算法, 海量数据挖掘等.

E-mail: jiangmingyan@sdu.edu.cn



杨明强 男, 1969 年生于山东省济南市. 博士, 山东大学信息科学与工程学院副教授, 硕士生导师. 主要研究方向: 信号与图像处理.

E-mail: yangmq@sdu.edu.cn