

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)01-0090-07

论文索引信息: 郑莹, 李光耀. 区域和局部信息结合的双向医学图像配准[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 90-96

区域和局部信息结合的双向医学图像配准

郑莹, 李光耀

(同济大学 CAD 研究中心, 上海 201804)

摘要: 提出了一种新的基于区域互信息和局部频率信息结合的双向图像配准测度。首先,以原参考图像为参考,计算出正向变换下图像的区域互信息和 Gabor 滤波后的得到局部频率信息;同时,以输入图像为参考图像,计算出逆变换下的逆向互信息和局部频率信息。将正向与逆向变换下的互信息和局部频率信息各自相乘后求和,减去两幅图像对应的配准残量,得到双向图像配准度量,用于对输入图像进行配准。仿真实验结果在验证分析结果的同时也表明,方法对图像噪声、分辨率等具有较高的鲁棒性,可有效提高配准的精度。

关键词: 双向医学图像配准; 区域互信息; Gabor 滤波器; 局部频率信息

Bilateral medical image registration based on regional and local information

Zheng Ying, Li Guangyao

(CAD Research Center of Tongji University, Shanghai 201804 China)

Abstract: In this paper, a new bilateral registration measurement based on regional information and local frequency information is presented. Firstly, the original image is considered as the reference image and the forward regional mutual information as well as local frequency information is calculated. Meanwhile, the input image is regarded as the reference image and the corresponding backward information is obtained. Then, the forward and backward information is summed up and the residual information is subtracted from the summation to get the final bilateral similarity measurement that can be used for registration. Experimental results on real medical images indicate that the measurement is not sensitive to noise and low sampling resolution and can effectively improve medical image registration precision.

Keywords: bilateral medical image registration; regional mutual information; Gabor filter; local frequency information

0 引言

伴随着现代科学技术的进步,蓬勃发展的医学成像技术为临床提供了大量实用的解剖及功能方面的影像数据。在临床医学中,单一模态的图像往往不能提供医生所需要的足够的信息。通常需要配准并融合多模态的图像,从而得到更为丰富的信息,帮助了解病情提供全面准确的信息。图像配准是进行

图像融合的前提,也是目前医学图像处理领域中的一个研究热点。

图像配准的主要目的是寻找两幅图像间的对应关系。在配准过程中所选取的相似性测度的有效性和可靠性,直接决定了医学图像配准的精度。互信息是信息论中的一个基本概念,通常用于描述两个系统间的统计相关性。根据两幅图像之间统计相关性越大其相似性越大的原理,可采用互信息作为两幅图像之间的相似度测度。

收稿日期:2009-06-19;修回日期:2009-09-16

基金项目:国家自然科学基金项目(60771065)。

第一作者简介:郑莹(1982—),女,同济大学电信学院计算机专业博士研究生,主要研究方向图像处理。

E-mail: zhengying1482@163.com。

基于互信息的图像配准方法,充分利用了图像的灰度信息,通过计算图像间的统计相关性来得到相应的相似度度量,它无需假设模板和图像之间的已知函数关系,因而已在医学图像处理领域得到广泛应用。Viola 等分别提出了用互信息最大化方法解决多模态医学图像配准问题^[1]。Rangarajan 提出了基于互信息的点的配准算法^[2]。Likar 将互信息应用于弹性形变模型来配准肌纤维图像^[3]。Skouson 等人对互信息量的上限进行了计算推导^[4]。Tsao 讨论了各种插值方法对基于互信息的多模图像配准的影响^[5]。

但是,基于互信息的图像配准方法仅仅考虑了单个像素点之间的对应关系,并没有考虑图像之间的空间信息,如边缘或邻域等在图像配准中可能有用的信息,对噪声和采样点的个数比较敏感。为此,许多学者进行了改进,Studholme 等提出了归一化的互信息方法(NMI),可以消除对图像间覆盖程度较敏感的问题^[6]。Fosien 提出了将互信息与图像的梯度相结合的方法(GMI),将图像的空间信息引入到配准中^[7]。Jue Wu 等人将互信息和灰度差之和结合起来作为配准的测度来提高配准的鲁棒性和精度^[8]。张见威等人采用灰度级压缩的方法进行互信息配准,减少优化过程中互信息的计算量^[9]。

目前使用的大多数配准度量使用的是单向非对称的度量函数。单向的图像配准对变换映射的顺序比较敏感,易受到插值等造成的影响^[10],不同的配准顺序得到的结果往往存在较大的差异,这在一定程度上影响了配准的精度^[11]。

鉴于目前常用图像配准方法的上述不足,本文考虑到像素点与其邻域的关系以及图像结构特征对图像配准中的重要性,提出一种新的图像配准度量——基于区域互信息和局部频率信息结合的双向医学图像配准方法。在图像配准过程中,待配准的两幅图像共享变换模型,同时进行正向和逆向变换,通过相互间的交互实现配准。实验结果表明,在图像有噪声、空间分辨率低等情况下,本文方法具有较高的鲁棒性,可有效提高配准的准确性。

1 基于互信息的图像配准

1.1 互信息

互信息是信息论与信息熵紧密相关的概念,它通常用于描述两个系统间的相关性。对于两幅图像

I 和 J ,相应的边际熵定义为

$$H(I) = - \sum_a p_I(a) \log_2 p_I(a) \quad (1)$$

$$H(J) = - \sum_b p_J(b) \log_2 p_J(b) \quad (2)$$

联合熵 $H(I, J)$ 可用下式来计算

$$H(I, J) = - \sum_{x,y} p_{I,J}(x,y) \log_2 p_{I,J}(x,y) \quad (3)$$

式中, p_I 和 p_J 分别表示图像 I 与 J 的灰度值的概率分布, $p_{I,J}$ 是两幅图像的联合概率分布。当图像 I 与 J 存在一一对应关系时,联合熵达到最小值。两幅图像的互信息(MI)定义为

$$MI = H(I) + H(J) - H(I, J) \quad (4)$$

归一化的互信息(NMI)定义为

$$NMI = (H(I) + H(J)) / H(I, J) \quad (5)$$

最大化互信息试图寻找图像间最复杂的重叠邻域,使得两者可较好地相互解释。

1.2 区域互信息(RMI)

NMI 在一定程度上平滑了配准函数,相比于 MI,其配准率有所提高。但是,它仅考虑了像素点的值,却忽略了图像的空间与方向信息。在噪声图像或低分辨率图像配准中,容易使互信息的计算陷入局部极值,更好的解决方法是引入图像各自的空间信息和共同的空间信息。

为得到更好的度量函数,本文使用文献[12]中提出的合并空间的区域互信息度量(RMI)。RMI 将每个像素点及其 8 个邻域一起构成 9 维的向量来计算相应的信息熵,图像被看作多维的点集分布,每个点不仅表示像素值,还表示它的邻域。它包含了图像灰度关于方向、相邻元素及其幅度变化的综合信息,较好地反映了区域内的随机程度。相比于 NMI,它的度量函数更加平滑和鲁棒性更强,可有效避免不正确全局极值以及由于差值而产生的局部极值。其相应的计算过程如下:

1) 对于两幅图像 I 和 J ,对每个像素点对 $V(x, y) = [I(x, y), J(x, y)]$, 创建一个含 18 列的矩阵 $P = [PI \quad PJ]$ 表示每个像素点及其附近的 8 个像素点, PI 和 PJ 分别为图像 I 和 J 对应像素点及其 8 邻域的灰度值信息;

2) 将 P 中的每个元素减去 P 中元素的均值,得到新的向量

$$P_0 = P - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i \quad (6)$$

3) 计算协方差矩阵

$$C = \frac{1}{N} P_0 P_0^T \quad (7)$$

4) 计算联合熵

$$H_g(C) = \log_2((2\pi e)^9 \det(C)^{\frac{1}{2}}) \quad (8)$$

5) 计算对应的边际熵: 用协方差矩阵左上角 9×9 矩阵计算出图像 I 对应的边际熵 $H_g(C_I)$, 右下角 9×9 矩阵计算出图像 J 对应的边际熵 $H_g(C_J)$;

6) 计算邻域互信息

$$RMI = H_g(C_I) + H_g(C_J) - H_g(C) \quad (9)$$

2 Gabor 滤波器及局部频率幅值的计算

基于互信息的图像配准在图像间重叠区域较大的情况下, 能取得较好的效果。但当图像间重叠区域较小时, 往往会出现误配^[13-14]。Gabor 滤波器具有良好的方向特性, 对噪声鲁棒, 且与图像的亮度或对比度的变换无关。在图像配准过程中, 即使待配准的两幅图像存在较大的差异, Gabor 也可较好地获取图像间的共同特征^[15]。

2.1 Gabor 滤波器

Gabor 滤波器是一种广泛应用于结构分析与特征提取领域的典型的二次滤波器, 其滤波函数在频率空间具有非常良好的定位能力。

在配准过程中, 为获取多个方向的信息, 本文使用如下改进形式的 Gabor 滤波器:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi s_x s_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{x'}{s_x}\right)^2 + \left(\frac{y'}{s_y}\right)^2\right)\right) \cdot \cos(t \cdot x') \quad (10)$$

这里, s_x 和 s_y 为水平和垂直方向的方差, $x' = x \cos \alpha + y \sin \alpha$, $y' = y \cos \alpha - x \sin \alpha$, α 为旋转角, $t \in (0, 1)$ 为权重系数。

2.2 局部频率幅值的计算

本文运用图像的局部频率向量和幅值计算局部频率因子, 将其应用于图像配准。局部频率向量和幅值的计算过程如下:

1) 取旋转角 $\alpha_k = \pi(k-1)/N$, $N=4$, $k \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。

产生一组 Gabor 滤波器 $G_k(x, y)$, 假设

$$p_+^k(x, y) = I * \text{real}(G_k) \quad (11)$$

$$p_-^k(x, y) = I * \text{imag}(G_k) \quad (12)$$

这里 $p_+^k(x, y)$ 和 $p_-^k(x, y)$ 分别是图像 I 与 G_k 的实部和虚部卷积运算后的结果。

2) 计算相应的幅值

$$M_k(x, y) = \sqrt{(p_+^k(x, y))^2 + (p_-^k(x, y))^2} \quad (13)$$

3) 对图像中的每个像素点 $f(i, j)$ 从这一组中找出幅值最大的滤波器, 满足

$$M_m(x, y) = \max(M_k(x, y)) \quad (14)$$

$$k \in \{1, 2, \dots, N\}$$

4) 运用下式计算出相应滤波器的局部相位梯度

$$\nabla \phi_m(x, y) = \frac{p_+^m(x, y) \nabla p_-^m(x, y) - p_-^m(x, y) \nabla p_+^m(x, y)}{(p_+^m(x, y))^2 + (p_-^m(x, y))^2} = \left(\frac{\partial \phi_m}{\partial x}, \frac{\partial \phi_m}{\partial y}\right) \quad (15)$$

5) 局部频率向量估计

$$F(x, y) = \nabla \phi_m(x, y) = \left(\frac{\partial \phi_m}{\partial x}, \frac{\partial \phi_m}{\partial y}\right) \quad (16)$$

6) 计算相应的局部频率幅值

$$\|F(x, y)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial \phi_m}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial \phi_m}{\partial y}\right)^2} \quad (17)$$

图 1 是根据上述方法计算得到的两幅医学图像的局部频率幅值图。

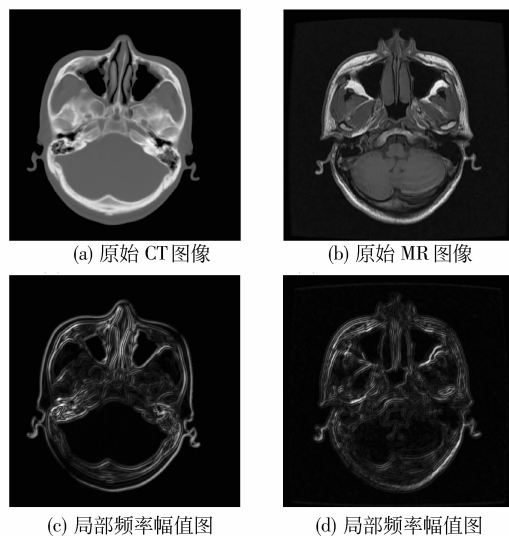


图 1 原始图像及其频率幅值图

Fig. 1 Images and their frequency magnitude images

从图 1 可以看出, 原始图像与其局部频率幅值图, 虽然在边缘强度与对比度方面有较大的不同, 但其中对应的结构是相同的, 局部频率幅值较好地反映了图像中的结构信息。

3 基于区域信息和局部频率信息的双向配准度量

在配准的相似度量中,增加了一个局部频率信息因子,该因子不仅与局部频率幅值相关,而且依赖于局部频率方向。在得到图像的局部频率估计量 $F_I = \left(\frac{\partial \phi_a}{\partial x}, \frac{\partial \phi_a}{\partial y} \right)$ 和 $F_J = \left(\frac{\partial \phi_b}{\partial x}, \frac{\partial \phi_b}{\partial y} \right)$ 后,两个局部频率向量的夹角为

$$\beta_{F_I, F_J}(x, y) = \arccos \frac{\frac{\partial \phi_a}{\partial x} \cdot \frac{\partial \phi_b}{\partial x} + \frac{\partial \phi_a}{\partial y} \cdot \frac{\partial \phi_b}{\partial y}}{\|F_I\| \cdot \|F_J\|} \quad (18)$$

当 F_I 和 F_J 方向基本一致时, β_{F_I, F_J} 相对较小。我们取权值函数:

$$w(\beta) = |\cos \beta_{F_I, F_J}| \quad (19)$$

在多模图像配准中,由于不同成像技术对人体同一解剖结构得到的形态信息和功能信息存在较大的差异。因此,某种成像技术上获得的图像上出现较大局部频率幅值,在其他成像技术上获得的图像的不一定出现或者不明显。由于我们仅仅关注的是两幅图像中同时出现的频率幅值,因而将权值函数乘以频率幅值的较小值来计算局部频率因子

$$L(I, J) = \sum_{(x, y) \in I \cap J} w(\beta) \cdot \min(\|F_I\|, \|F_J\|) \quad (20)$$

从而得到正向的配准度量:

$$E_{IJ} = \text{RMI}(I, J) \cdot L(I, J) \quad (21)$$

根据正逆向变换的关系: $T_{JI} = T_{IJ}^{-1}$, 计算逆向的配准度量, $E_{JI} = \text{RMI}(J, I) \cdot L(J, I)$ 。

在得到上述信息后,我们以下面的双向度量作为图像配准的相似性度量:

$$E = E_{IJ} + E_{JI} - R_{inv} \quad (22)$$

式中,

$$R_I(x, y) = T_{IJ}(T_{JI}(I(x, y))) - I(x, y) \quad (23)$$

$$R_J(x, y) = T_{JI}(T_{IJ}(J(x, y))) - J(x, y) \quad (24)$$

$R_{inv} = \sum_{(x, y)} \|R_I(x, y)\|^2 + \sum_{(x, y)} \|R_J(x, y)\|^2$ 为相应的残量。

4 实验分析

为验证本文方法的性能,使用上海交通大学附

属第九人民医院口腔科提供的 CT 和 MR 医学图像用 MATLAB 7.0 在 PC 机上进行仿真实验。实验中采用 Powell 优化算法,初始参数设置为零。

4.1 同一幅图像变换后的配准

我们对一组原始 CT 和 MR 图像分别进行几何变换,将其作为检验的金标准。以变换后的图像作为输入图像,将其与原始图像进行配准实验,根据本文的相似性度量方法寻找最优变换参数,并与真实值进行了比较。图 2 和图 3 分别为图像经变换后,

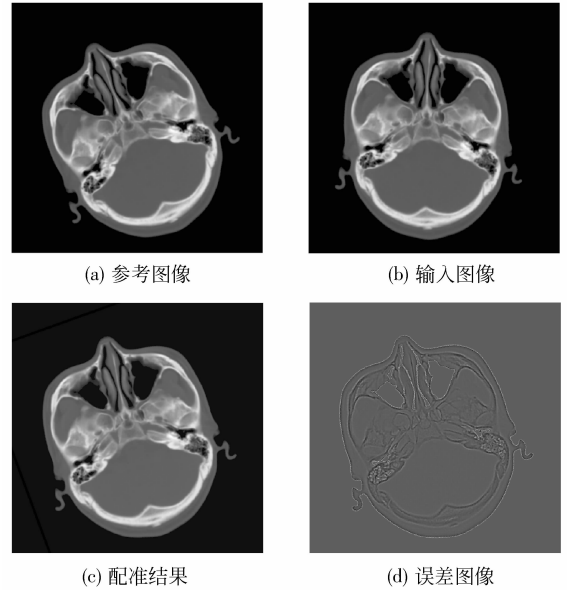


图 2 CT 图像配准结果

Fig. 2 Registration result of CT image

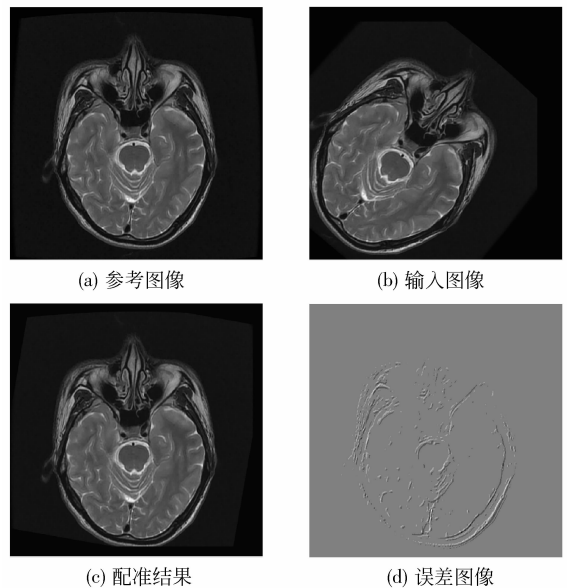


图 3 MR 图像配准结果

Fig. 3 Registration result of MR image

使用本文方法得到的配准图像及相应的配准误差图像。表 1 为其中两幅 CT 和 MR 图像进行配准实验得到的数据。

表 1 同一幅图像配准情况

Tab. 1 Registration result on the same image

序号	所用图像	所用度量	旋转角度	沿 (x, y) 方向的平移量
1	CT 图像	真实值	20	(2, 3)
		测量值	20.002	(2.014, 3.081)
		误差	0.002	(0.014, 0.081)
2	MR 图像	真实值	-40	(-30, 40)
		测量值	-40.015	(-29.997, 40.026)
		误差	0.015	(0.003, 0.026)

4.2 与不同配准度量的比较

我们通过 3 组实验,将新算法与两种改进的互信息算法(NMI,GMI)及 Kybic 提出的基于 B 样条的弹性配准方法进行了比较。

实验 1 验证本文方法对噪声的敏感性。

图 4(a)(b)为完全对准的两幅图像,(c)(d)分别加入方差为 0.05 和 0.02 的高斯噪声并进行下采样后的图像。以 CT 噪声图像图 4(c)为输入图像,计算其经旋转变换后的图像与 MR 噪声图像间的互信息。图 5 为得到的信息量变化曲线。其中,图 5(a)是 NMI 的变化曲线,由于图像噪声较大,削弱了图像间的相关性,得到的曲线波动较大。图 5(b)为 GMI 的变换曲线,由于图像梯度本身对噪声十分敏感,当图像中存在一定的噪声时,梯度信息反而恶化了互信息的光滑性,使得目标函数波动较大并出现多个局部极值。图 5(c)是利用本文方法得到的曲线,它考虑了图像区域空间和结构之间的关系,运用双向变换进行配准,有效抑制了噪声和下采样带来的影响,增强了配准的准确性和有效性,得到的曲线比较平滑,具有良好的凸性。

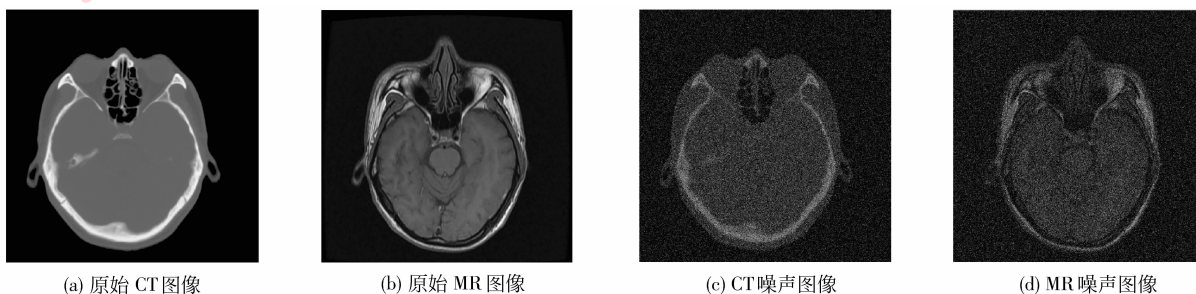


图 4 原始图像和噪声图像

Fig. 4 Images and corresponding noise image

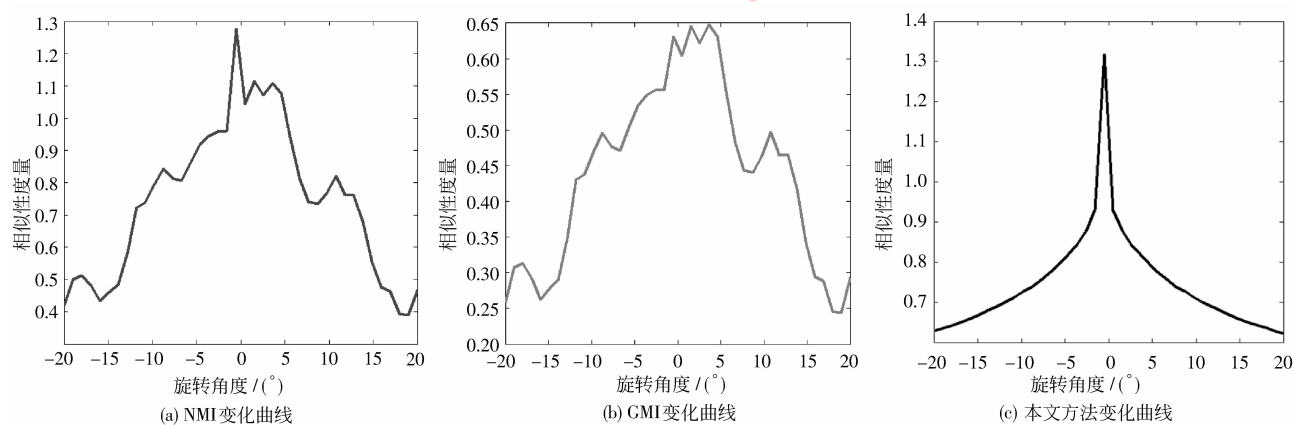


图 5 不同方法对应的变化曲线

Fig. 5 Curves corresponding to different methods

实验 2 同一次 CT 扫描所得图像配准情况。

本实验图像为同一次 CT 扫描得到的两幅图像 (图 6(a)(b)), 图像大小为 512×512 。

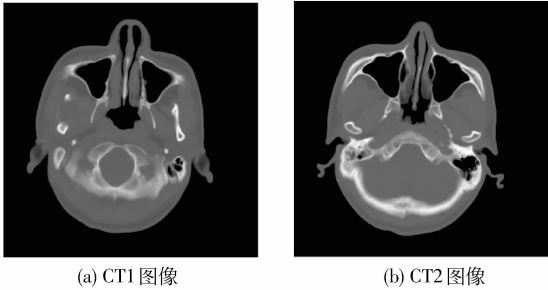


图 6 实验图像

Fig. 6 Test images

以 CT1 为参考图像, CT2 为浮动图像, 用随机产生的 $[-40, 40]$ 区间上的随机数, 对两幅图像进行平移和旋转变换。当计算出的变换与真实值相差 ± 1 像素或 $\pm 1^\circ$, 即认为配准成功, 共测试 100 次, 配准成功次数与实验总次数的比值为成功率。实验结果如表 2 所示。

表 2 不同度量方法的比较

Tab. 2 Comparison among different measurements

度量方法	平均误差			成功率 /%
	水平位移误差	垂直位移误差	旋转角度误差	
NMI	0.268	0.258	0.256	90
GMI	0.353	0.347	0.315	89
本文方法	0.152	0.156	0.142	97

由于两幅待配准图像是在同一次 CT 扫描过程中得到的, 两者边缘基本一致, 3 种方法的成功率都比较高。本文方法 100 次出现了 3 次失败, 主要是旋转和平移量过大造成的。相比于其他两种度量, 本文方法的平均误差相对较小。

实验 3 弹性变换下的图像配准。

本实验参考 Kybic 提出的基于 B 样条的弹性配准算法^[16], 以 B 样条为变形函数, 以本文方法为相似性度量, 寻找最优变换 T 。图 7(a) 为一脑部图像, (b) 为变形后的图像, (c) 为使用本文算法得到的配准图像, (d) 为配准图像与原始图像相减的结果, (e) 为 Kybic 算法配准结果, (f) 为 Kybic 算法得到的配准图像与参考图像相减的结果。从图 7 可以看出, Kybic 算法没有很好地实现脑部软组织的配准, 而本文方法基本实现了准确配准。

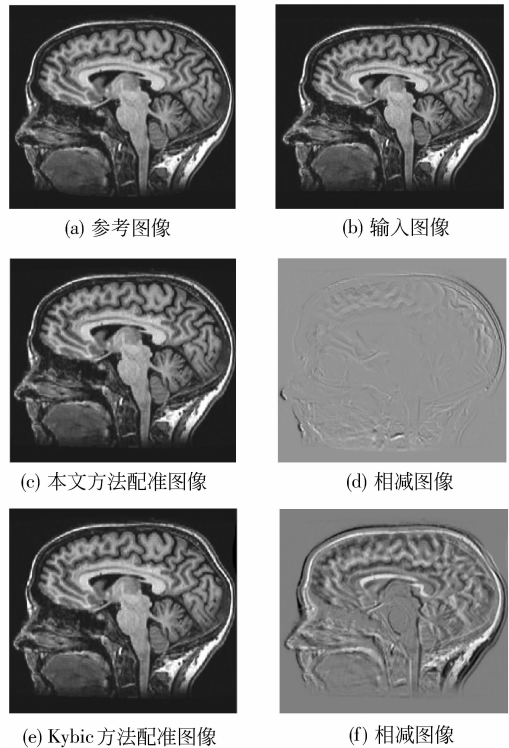


图 7 实验 3 的配准结果

Fig. 7 Registration result of the third test

5 结 论

详细分析了基于互信息的图像配准算法中出现的鲁棒性问题, 提出了区域互信息和局部频率信息相结合的双向配准测度。该度量充分利用了图像的灰度信息、空间信息和图像的特征。所用的双向变换保证正向和逆向变换是一致变换, 得到的度量不依赖于映射的顺序, 不但减少了局部极值的干扰, 而且提高了配准精度。实验结果表明, 本文方法很好地解决了基于互信息量图像配准中出现的鲁棒性问题, 取得了较好的配准效果。

参考文献 (References)

- [1] Viola P, Wells W M. Alignment by maximization of mutual information [C]// Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision. Los Alamitos, CA: IEEE Press, 1995:16-23.
- [2] Rangarajan A, Chui H L, Duncan J S. Rigid point feature registration using mutual information [J]. Medical Image Analysis, 1999, 4:1-17.

- [3] Likar B, Pernus F. A hierarchical approach to elastic registration based on mutual information [J]. *Image and Vision Computing*, 2001, 19: 33-44.
- [4] Skouson M B, Guo Q, Liang Z. A bound on mutual information for image registration [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2001, 20(8):843-846.
- [5] Tsao J. Interpolation artifacts in multimodality image registration based maximization of mutual information [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(7):854-864.
- [6] Studholme C, Hill D L, Hawkes D J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment [J]. *Pattern Recognition*, 1999, 32(1): 71-86.
- [7] Josien P W, Antoine J B, Viergever M A. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, 19(8):809-814.
- [8] Jue Wu, Chung A C. Multimodal brain image registration based on wavelet transforms using SAD and MI [C]// *Proceedings of Second International Workshop*. Beijing, China: Springer Verlag Press, 2004, 270-277.
- [9] Zhang J W, Han G Q. Mutual information computation in mutual information based medical image registration [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2008, 25(1):12-17. [张见威, 韩国强. 基于互信息的医学图像配准中互信息的计算[J]. *生物医学工程学杂志*, 2008, 25(1): 12-17.]
- [10] Tao G Z, He R J. Symmetric inverse consistent nonlinear registration driven by mutual information [J]. *Computer Method and Programs in Biomedicine*, 2009, 95:105-115.
- [11] Avants B B, Epstein C L. Symmetric diffeomorphic image registration with cross-correlation: evaluation automated labeling of elderly and neurogenerative brain [J]. *Medical Image Analysis*, 2008, 12:26-41.
- [12] Russakoff D B, Tomasi C R. Image similarity using mutual information of regions [C]// *Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision*. Prague, Czech Republic, New York: Springer, 2004, 3023: 956-607.
- [13] Beg M F, Kan A. Symmetric data attachment terms for large deformation image registration [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26:1179-1189.
- [14] Leow A D, Yanovsky I. Statistical properties of Jacobian maps and the realization of unbiased large-deformation nonlinear image registration [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26:822-832.
- [15] Liu J, Venmuri B C, Marroquin J L. Local frequency representations for robust multimodal image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 21(5):462-469.
- [16] Kybic J, Unser M. Fast parametric elastic image registration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(11):1427-1442.