

Demons 非刚性配准算法 拓扑保持性的研究

林相波^{1,2} 邱天爽¹ 阮素² NICOLIER Frédéric²

摘要 在基于配准的图像分割应用中, 拓扑保持性是非刚性图像配准算法的一个重要约束. 本文从矢量场特性出发, 分析了 Demons 非刚性图像配准算法导致目标拓扑改变时变形场的特点. 根据变形场特点与其雅可比行列式之间的关系, 给出了校正该算法拓扑保持性的方法. 实验表明, 改进后的变形场具有了拓扑保持性.

关键词 非刚性配准, 拓扑, 雅可比行列式, 矢量场分析

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.00179

Research on the Topology Preservation of the Demons Non-rigid Registration Algorithm

LIN Xiang-Bo^{1,2} QIU Tian-Shuang¹ RUAN Su²
NICOLIER Frédéric²

Abstract Topology preservation is an important constraint of image non-rigid registration algorithms in the applications of registration based image segmentation. In this paper, the deformation field of the Demons non-rigid registration that make the object's topology change is analyzed according to the features of the vector field. An method that can enforce the algorithm's topology preservation is provided on the basis of relation between the deformation field and its Jacobian. The experiment results show that the modified deformation field is topology preserving.

Key words Non-rigid registration, topology, Jacobian determinant, vector field analysis

非刚性医学图像配准是近年来的一个研究热点, 实现不同个体间的配准是其中的一个主题, 它的一个重要应用是利用图谱提供的信息, 分割不同个体的组织器官结构^[1]. 图像配准是通过将模板图像变形为目标图像, 实现两图像中相同结构间的良好对应, 这种对应性用配准得到的空间变形场 \mathbf{T} 表达. 设可以变形的模板图像为 R , 目标图像为 S , 则 \mathbf{T} 表示从模板图像的支撑域 Ω_R 向目标图像的支撑域 Ω_S 变形的一个空间变换, 即 $\mathbf{T} : \Omega_R \rightarrow \Omega_S$. 通常可以通过迭代方式求解能量最小化问题得到最优解 \mathbf{T} , 其配准能量的一般表达式如下

$$E(S, R \circ \mathbf{T}) = E_{\text{dis}}(S, R \circ \mathbf{T}) + E_{\text{reg}}(\mathbf{T}) \quad (1)$$

其中 $E_{\text{dis}}(S, R \circ \mathbf{T})$ 表示图像特征之间的匹配程度, 可以直接采用图像的灰度信息^[2], 也可以采用图像的其他特征^[3];

收稿日期 2008-10-06 录用日期 2009-04-13
Manuscript received October 6, 2008; accepted April 13, 2009
国家自然科学基金 (30170259, 30570475, 60372081), 教育部博士点基金项目 (20050141025) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (30170259, 30570475, 60372081), Ph.D. Programs Foundation of Ministry of Education of China (20050141025)

1. 大连理工大学电子与信息工程学院电子工程系 大连 116024 2. 兰斯大学特鲁瓦技术学院通用电气与计算机工程系 10026
1. Department of Electronic Engineering, School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, P. R. China 2. Department of Electrical Engineering and Computer Engineering, University of Reims, 10026, France

$E_{\text{reg}}(\mathbf{T})$ 是惩罚项, 旨在保证得到的变形场满足某些必要的属性, 如平滑性、正反变换的一致性、拓扑保持性等, 其中要求变形场具有拓扑保持性在完全基于配准的图像分割中是非常重要的, 因为从医学上讲, 不同正常个体的同源结构虽大小不同, 但具有同样的拓扑.

变形场具有拓扑保持性意味着各结构在变形后的图像中仍保持内部的连接性和结构之间的邻接关系不变, 不会发生撕裂或粘贴, 不会有新的结构出现, 原有的结构也不会消失. 通过将这一约束加在变形场上, 可以限制式 (1) 的最优解空间, 使它符合真实材料的变形特性. 判断给定的变形场是否具有拓扑保持性, 一般是考察该变形场的雅可比行列式的值是否总是大于零^[4]. 在 3D 情况下, 变形场向量可以表示成 $\mathbf{T} = (X, Y, Z)$, X, Y, Z 分别表示点 $\mathbf{p}(x, y, z)$ 变形后的位置, 则变形场在 \mathbf{p} 点处的雅可比行列式可以表示成

$$J_T(\mathbf{p}) = \begin{vmatrix} \frac{\partial X}{\partial x} & \frac{\partial X}{\partial y} & \frac{\partial X}{\partial z} \\ \frac{\partial Y}{\partial x} & \frac{\partial Y}{\partial y} & \frac{\partial Y}{\partial z} \\ \frac{\partial Z}{\partial x} & \frac{\partial Z}{\partial y} & \frac{\partial Z}{\partial z} \end{vmatrix} \quad (2)$$

也就是说, 只有保证在任意点处 $J_T(\mathbf{p}) > 0$, 所得到的变形场才具有拓扑保持性^[5-8].

由于在变形场迭代寻优过程中约束雅可比行列式的值大于零的计算代价太大, 文献 [9] 通过对正反变换进行处理以保证变形场的双射属性, 然后再进行平滑处理, 力求其具有拓扑保持性. 然而, 研究表明, 很难从理论上证明利用双射和平滑技术可以保证变形场具有拓扑不变性^[7, 10], 实践中, 我们也通过实验发现该算法得到的变形场并不总是具有拓扑不变属性. 为此, 本文从矢量场的特点出发, 详细分析了该算法得到的变形场拓扑性质, 并在此基础上给出了强化变形场拓扑保持性的方法.

1 算法简介

文献 [9] 提出的 Demons 算法应用于医学图像领域时, 常基于光流场理论求解其变形场. 光流场理论的假设前提是图像在运动的过程中保持灰度不变, 即

$$I(x(t), y(t), z(t), t) = \text{const} \quad (3)$$

I 表示图像的灰度, 是像素点坐标的函数. 对式 (3) 求微分得

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial t} = -\frac{\partial I}{\partial t} \quad (4)$$

若将待配准的两幅图像看成是单位时间间隔内同一目标的成像结果, 则上式变为

$$\mathbf{v} \cdot \nabla s = r - s \quad (5)$$

其中 $\mathbf{v} = (\frac{\partial x}{\partial t}, \frac{\partial y}{\partial t}, \frac{\partial z}{\partial t})$, r 和 s 分别表示图像 R 和 S 的灰度. 经过近似处理, 得到运动速度的表达式为

$$\mathbf{v} = \frac{(r - s)\nabla s}{\|\nabla s\|^2 + (r - s)^2} \quad (6)$$

这个速度代表了变形网格点受到的作用力. 其寻优过程如下:

- 1) 初始化变换矩阵 \mathbf{T} ;

2) 相似度函数寻优, 得到源图像中每个点 \mathbf{p} 的位移矢量:

$$\mathbf{u}(\mathbf{p}) = -\frac{(r \circ \mathbf{T}(\mathbf{p}) - s(\mathbf{p}))}{(r \circ \mathbf{T}(\mathbf{p}) - s(\mathbf{p}))^2 + \|\nabla s(\mathbf{p})\|^2} \nabla s(\mathbf{p}) \quad (7)$$

3) 对得到的位移矢量进行高斯平滑处理: $\mathbf{u} \leftarrow G_\sigma * \mathbf{u}$

4) $\mathbf{T} \leftarrow \mathbf{T} + \mathbf{u}$.

重复迭代, 直到满足停止条件.

2 变形场分析

图像配准得到的变形场是一个矢量场, 它反映了两图像中相对应结构间的变化. 为了更好地理解变形场所模拟的物理过程和其中隐含的拓扑信息, 有必要对得到的矢量变形场进行特性分析. 矢量场的特性可以用它的特征点来表征^[11], 其中最重要的几个特征点是源点、汇点和漩涡中心点, 如图 1 所示.

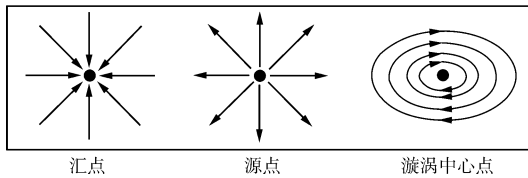


图 1 矢量场的主要特征点

Fig. 1 The important attribute points of a vector field

根据式 (7) 可知, 位移矢量是对标量场求梯度得到的, 而梯度场是无旋场, 所以本文所用配准算法的特征点主要是源点和汇点. 矢量场的特征点代表了与应用相关的不同的物理属性. 以不同个体间脑部核磁共振图像的配准应用为例, 源点表征了对应脑部器官的增大, 而汇点则表示对应脑部器官的缩小, 它与变形场雅可比行列式的值所表征的物理特性是相吻合的. $J_T > 1$ 表征了对应脑部器官的增大, $J_T < 1$ 表征了对应脑部器官的缩小, $J_T = 1$ 表征了物质既没有增加也没有减少, $J_T \leq 0$ 表示存在拓扑改变^[7-8, 12]. 如前所述, 图像变形带来的拓扑改变主要表现在图像中的目标结构发生粘贴或撕裂, 参考矢量场特征点的图示 (图 1), 可见汇点处容易发生挤压粘贴和反折, 源点处容易因膨胀过度而撕裂. 2D 情况下常见的几种情况如图 2 所示.

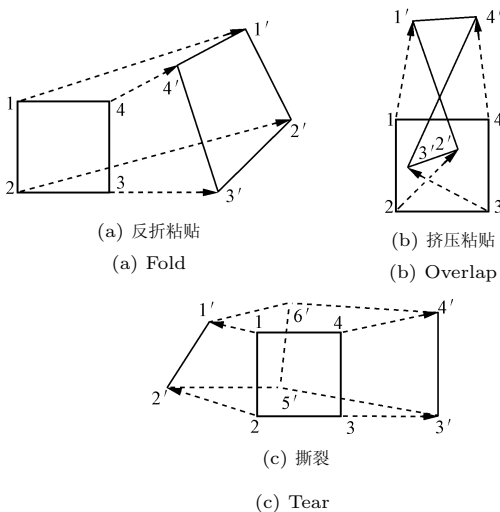


图 2 2D 空间中变形导致的拓扑改变示例

Fig. 2 Examples of the changed topology in 2D space due to the deformations

图 2 中的编号 1、2、3、4 表示初始状态下一个矩形网格的四个顶点, 粗实线表示变形后的网格, 其顶点为 1'、2'、3'、4', 分别与初始状态下的四个顶点相对应, 带箭头的虚线表示各顶点的变化路径. 图 2(a) 表示网格变形后出现了反折粘贴, 就像是一个平面不仅形状发生了变化, 而且由正面翻扣过来变成了背面; 图 2(b) 表示网格变形后出现了挤压粘贴, 2、3 两点在变形过程中有交叉现象, 导致网格扭曲; 图 2(c) 表示网格变形后向两侧膨胀的幅度过大, 超过了两点间连线允许的拉伸强度而撕裂. 5' 和 6' 表示网格断裂后插入的新顶点.

研究表明, Demons 算法得到的变形场有拓扑改变现象, 在某些区域得到的雅可比行列式的值不为正. 观察这些区域的变形场特点, 可见到与图 2 示例相近的情况, 如图 3 所示. 图 3(a) 为可变的模板图像, 图 3(b) 为目标图像, 图 3(c) 为模板图像在 Demons 变形场作用下变形得到的图像, 可以看出, 二者具有较高的相似度. 上面的白斑表示变形场雅可比行列式的值不大于零的位置, 意味着得到该结果的变形场在某些位置不具有拓扑保持性. 我们选择了三个拓扑发生改变的区域 1, 2, 3, 在图 3(c) 中用白色矩形框标出. 图 3(d)~(f) 给出了这三个区域的变形场图示, 可以看到在这些矢量场的特征点附近有交叉或反折现象.

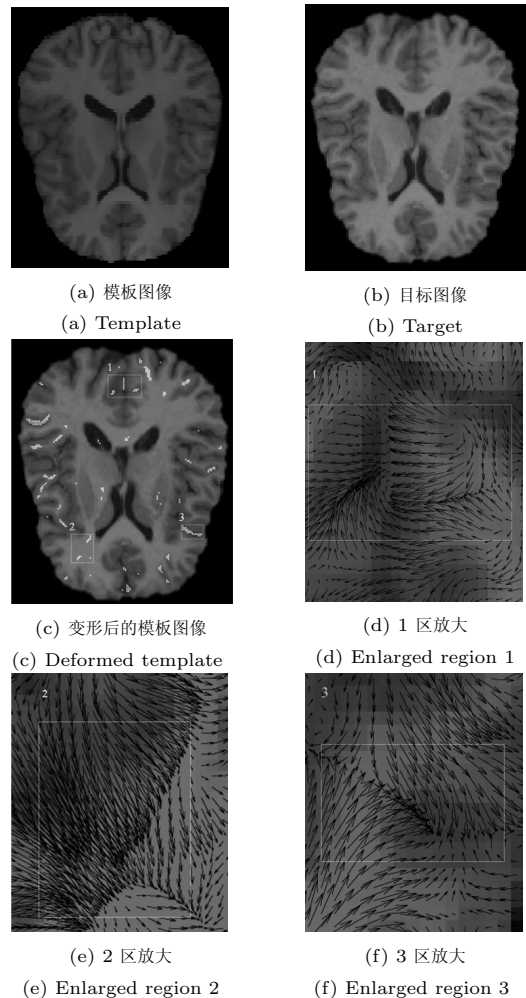


图 3 原 Demons 算法得到的变形场特点

Fig. 3 The deformation field obtained from the original Demons algorithm

从图 2 可以看出, 变形时发生反折主要表现在沿变形方向上相邻点的位移幅度不匹配, 后面的点位移后的位置超过前面的点位移后的位置. 变形时发生交叉主要是在向量场汇点附近, 相邻的点位移方向相对, 各点的位移幅度相对较大导致相互交叉. 因此, 既直观又简单的解决方案应是在尽量保持原有变形场几何特性的前提下合理地改变这些点处的位移, 达到拓扑校正的目的.

3 增强变形场拓扑保持属性的方法

若连续可微的变形场具有拓扑保持性, 则其雅可比行列式的值在其定义域内应处处为正. 数字图像受分辨率的限制, 是定义在离散网格点上的, 不是一个连续函数, 因而得到的变形场也是离散的. 文献 [10] 指出, 连续变形场是离散变形场经过插值得到的, 它的特性决定于离散场的特性. 如果离散变形场在各个离散网格点处雅可比行列式的值为正, 则经过线性插值后得到的连续变形场在定义域内具有拓扑保持性.

设连续变形场 $\mathbf{T} = (X, Y, Z)$ 可以表示成

$$X(x, y, z) = x + u^x(x, y, z) \quad (8)$$

$$Y(x, y, z) = y + u^y(x, y, z) \quad (9)$$

$$Z(x, y, z) = z + u^z(x, y, z) \quad (10)$$

其中 $u^x(x, y, z)$ 、 $u^y(x, y, z)$ 和 $u^z(x, y, z)$ 分别表示点 $\mathbf{p}(x, y, z)$ 在 x, y, z 坐标方向上的位移, 该点处雅可比行列式的值为 $J(x, y, z)$. 定义另外一个变形场 \mathbf{T}_k , 其表达式为

$$X_k(x, y, z) = x + ku^x(x, y, z) \quad (11)$$

$$Y_k(x, y, z) = y + ku^y(x, y, z) \quad (12)$$

$$Z_k(x, y, z) = z + ku^z(x, y, z) \quad (13)$$

该变形场在 $\mathbf{p}(x, y, z)$ 点处的雅可比行列式的值为 $J_k(x, y, z)$. 显然, 当 $k = 1$ 时, $J_k(x, y, z) = J(x, y, z)$; 若 $\mathbf{p}(x, y, z)$ 点处 $J(x, y, z) < 0$, 意味着其不具有拓扑保持性. $J_k(x, y, z)$ 是 k 的连续函数, 根据函数的连续性可知, 至少存在一个 $k^* \in [0, 1]$, 使得 $J_{k^*}(x, y, z) > 0$. 离散场是对连续场的采样, 则对于离散场, 通过在原有位移场上乘以一个 $0 \sim 1$ 之间的系数, 可以校正原离散变形场的拓扑性. 变形场的雅可比行列式建立在对变形场求梯度的基础上. 在离散条件下, 我们采用中间差分方式求梯度, 任一点的梯度在不同坐标方向上的分量由该坐标方向上待求点两侧的点 (可以称这些点为关联点) 确定. 具体校正过程如下:

步骤 1. 根据得到的变形场 \mathbf{T} 计算各点的雅可比行列式值 $J(x, y, z)$;

步骤 2. 若在点 (x, y, z) 处 $J(x, y, z) < 0$, 则从 $k = 1$ 开始, 等步长减小 k 值, 得到点 (x, y, z) 的关联点的新位移. 对每一个 k , 根据这些新位移计算 $J_k(x, y, z)$. 重复这个过程, 直到找到 k^* , 使所有的 $J_{k^*}(x, y, z) > 0$;

步骤 3. 根据得到的 \mathbf{T}_{k^*} , 检验变形后的模板图像与目标图像的匹配程度, 若不满足要求, 则以新得到的变形后的模板图像为可变形模板, 重新配准, 对得到的 \mathbf{T} 重复这一过程, 直到满足条件为止.

4 实验

本文实验采用真实的脑部医学核磁共振图像. 其中模板图像为 SPL^[13] 标准图谱, T1 加权, 包含 $256 \times 256 \times 160$ 个体素. 目标图像的采集仪器为 1.5T GE 核磁共振仪, T1 加权, $256 \times 256 \times 124$ 个体素. 实验目的主要是验证本文提出的增强变形场拓扑保持性方法的性能, 主要进行了两方面的对比, 分别比较了变形场拓扑校正前后其矢量空间特性的变化和不同的目标结构分割结果.

图 4 所示为原 Demons 变形场经过拓扑校正处理后的结果. 实验中改变 k 值时步长设为 0.01, 迭代终止条件为变形后的模板图像与目标图像的互相关系数达到给定的阈值或者以新得到的图像为可变形模板重新配准次数到达上限 (本实验中设为 3 次). 本文实验的互相关系数阈值设置方式为: 设模板图像与目标图像的初始互相关系数为 CC_0 , 则阈值 $CC_t = (1 - CC_0)/\alpha + CC_0$, 参数 α 的值设为 1.2. 分别比较图 4 (a)~(d) 与图 3 (c)~(f), 可以看出校正后的变形场雅可比行列式的值满足拓扑保持性的要求, 而且校正后的变形场更加规则、平滑. 从图 3 (c) 给出的实验结果可以看出, 原变形场雅可比行列式的值不大于零的点所占比例较小, 也就是说需要校正的点所占比例较小, 因此相对于原算法其计算量只大约增加了 5%.

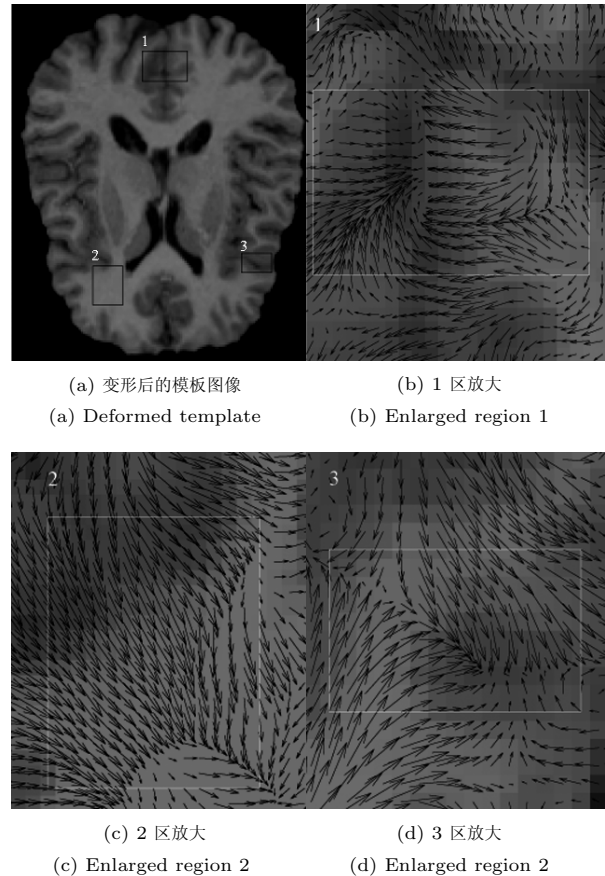


图 4 拓扑校正后的变形场

Fig. 4 The deformation field with corrected topologies

图 5 所示为变形场拓扑校正后, 各点位移量的变化值, 颜色越浅表示该位置处的位移矢量的幅度改变得越多, 最大改变量为 1.86 个像素, 说明校正后的变形场基本保持了原有

场的几何特性. 同时, 图 5 表明位移幅值发生明显变化的像素点的个数相对较少, 也证明了采用本文的拓扑校正方法不会使计算量大幅增加. 图 6 比较了采用拓扑校正前和校正后的变形场分割丘脑结构的效果. 图 6(a) 为可变形模板图像, 上面叠加了丘脑的专家分割结果. 图 6(b) 为待分割的目标图像, 图 6(c) 中的白斑给出了校正前的变形场拓扑发生改变的区域, 采用该变形场得到的丘脑分割结果见图 6(d), 显然得到的结果有撕裂现象, 丘脑的拓扑结构发生了改变, 相应位置的变形场有交叉现象, 见图 6(e). 经过本文提出的拓扑校正处理后, 表征雅可比行列式的值不为正的白斑消失, 见图 6(f), 说明此时的变形场具有拓扑保持性, 用该变形场进行同样的分割, 避免了丘脑结构的撕裂, 如图 6(g) 所示. 对比较校正前后该位置的变形场 (图 6(e) 和图 6(h)), 可以看出本文提出的方法消除了其中的矢量交叉, 使变形场更平滑、更合理. 不过, 从图 6(g) 可以看出, 虽然校正后的变形场具有了拓扑保持性, 但其分割结果仍存在误分割处. 这是因为原配准算法是单纯基于图像灰度信息的, 当邻近的不同目标的灰度值相似时, 得到的变形场可能是局部最优解, 而本算法在对变形场进行拓扑校正时, 遵循尽可能少地改变原有变形场几何特性这一原则, 一旦满足拓扑保持条件, 即停止校正, 所以不能完全改变这一局部最优变形场的情况. 可以考虑增加配准时所用的信息 (如位置, 形状等), 尽量避免初始变形场陷入局部最优.

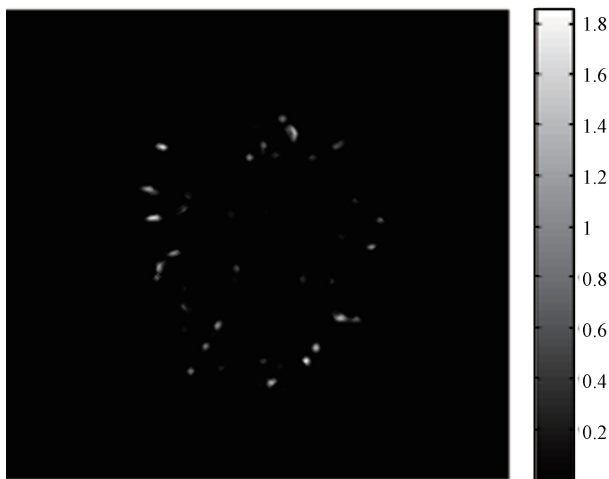


图 5 变形场校正前后的幅度差 (以像素值度量)

Fig. 5 The magnitude differences of the deformation fields before and after topology correction (measured in pixels)

5 结论

在非刚性图像配准的研究中, 保证变形场的拓扑不变性是一个重要问题. 研究表明, 经典的基于灰度的 Demons 配准算法虽然采用了双射技术和平滑处理, 所得变形场仍然存在拓扑改变问题. 本文从矢量场几何特性的角度, 分析了该变形场导致拓扑改变的原因, 提出在尽量保持原有变形场几何特性的前提下直接调整点位移的方法校正原变形场的拓扑性, 并给出了具体的理论支持. 实验表明, 本文给出的方法能够校正原变形场在拓扑保持方面的缺陷, 得到更平滑、合理且具有拓扑保持性的变形场.

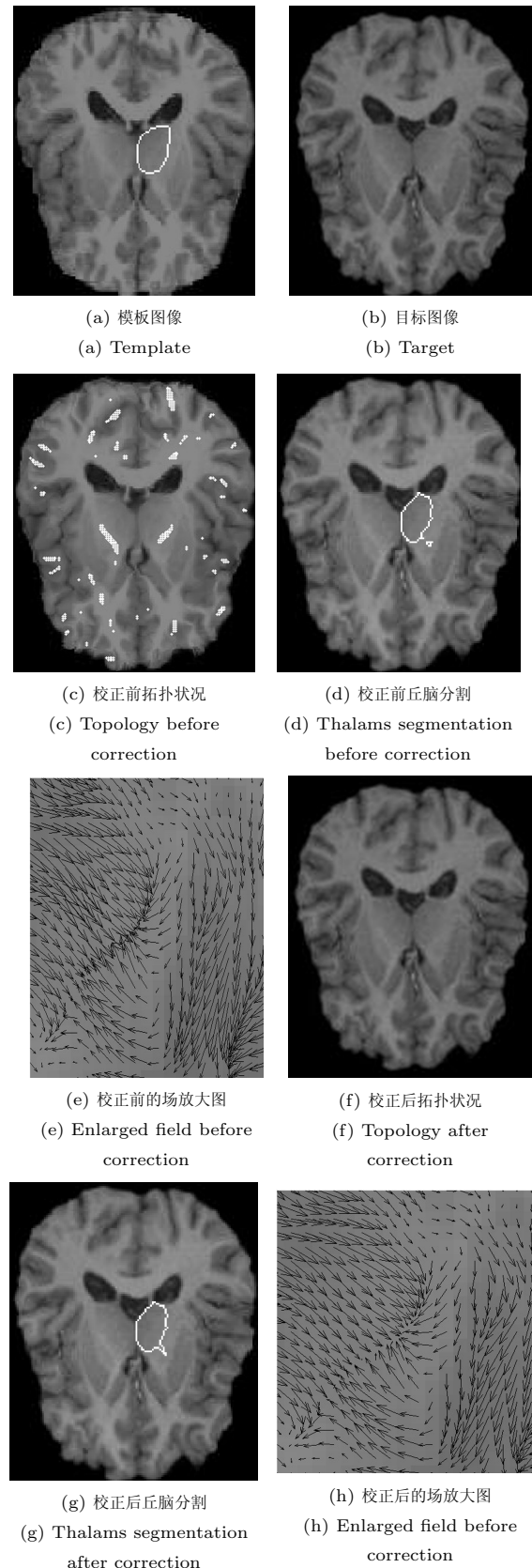


图 6 变形场校正前后脑结构分割对比

Fig. 6 Comparison of brain structures segmentation based on the deformation fields with and without topology corrections

References

- 1 Gholipou A, Kehtarnavaz N, Briggs R, Devous M, Gopinath K. Brain functional localization: a survey of image registration techniques. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, **26**(4): 427–451
- 2 Cachier P, Bardinet E, Dormont D, Pennec X, Ayache N. Iconic feature based nonrigid registration: the PASHA algorithm. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, **89**(2-3): 272–298
- 3 Shen D G, Davatzikos C. HAMMER: hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, **21**(11): 1421–1439
- 4 Holden M. A review of geometric transformations for non-rigid body registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2008, **27**(1): 111–128
- 5 Noblet V, Heinrich C, Heitz F, Armspach J P. Retrospective evaluation of a topology preserving non-rigid registration method. *Medical Image Analysis*, 2006, **10**(3): 366–384
- 6 Musse O, Heitz F, Armspach J P. Topology preserving deformable image matching using constrained hierarchical parametric models. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(7): 1081–1093
- 7 Noblet V, Heinrich C, Heitz F, Armspach J P. 3-D deformable image registration: a topology preservation scheme based on hierarchical deformation models and interval analysis optimization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(5): 553–566
- 8 Leow A D, Yanovsky I, Chiang M C, Lee A D, Klunder A D, Lu A. Statistical properties of jacobian maps and the realization of unbiased large-deformation nonlinear image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, **26**(6): 822–832
- 9 Thirion J P. Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons. *Medical Image Analysis*, 1998, **2**(3): 243–260
- 10 Karacah B, Davatzikos C. Estimating topology preserving and smooth displacement fields. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, **23**(7): 868–880
- 11 Tittgemeyer M, Wollny G, Kruggel F. Visualising deformation fields computed by non-linear image registration. *Computing and Visualization in Science*, 2002, **5**(1): 45–51
- 12 Rohlfing T, Maurer C R J, Bluemke D A, Jacobs M A. Volume-preserving nonrigid registration of mr breast images using free-form deformation with an incompressibility constraint. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, **22**(6): 730–741
- 13 Kikinis R, Shenton M E, Iosifescu D V, McCarley R W, Saiviroonporn P, Hokama H H. A digital brain atlas for surgical planning, model-driven segmentation, and teaching. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1996, **2**(3): 232–241

林相波 大连理工大学电子与信息工程学院博士研究生. 主要研究方向为生物医学图像与信号处理, 模式识别. E-mail: linxbo@dlut.edu.cn
(**LIN Xiang-Bo** Ph. D. candidate in the School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology. Her research interest covers biomedical image and signal processing, pattern recognition.)

邱天爽 大连理工大学电子与信息工程学院教授. 主要研究方向为非高斯、非平稳信号分析与处理理论, 生物医学信号与图像处理, 通信信号处理理论. 本文通信作者. E-mail: qiutsh@dlut.edu.cn

(**QIU Tian-Shuang** Professor in the School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology. His research interest covers non-Gaussian, non-stable signal processing theory, biomedical signal and image processing, communication signal processing theory. Corresponding author of this paper.)

阮素 法国兰斯大学通用电气与计算机工程系教授. 主要研究方向为图像分割与分类, 数据融合, 模式识别, 医学图像处理.

E-mail: su.uan@univ-reims.fr

(**RUAN Su** Professor in the Department of Electrical Engineering and Computer Engineering, University of Reims, France. Her research interest covers image segmentation and classification, data fusion and pattern recognition, medical image processing.)

NICOLIER Frédéric 法国兰斯大学通用电气与计算机工程系副教授. 主要研究方向为图像比较, 分割评价.

E-mail: frederic.nicolier@univ-reims.fr

(**NICOLIER Frédéric** Associate professor in the Department of Electrical Engineering and Computer Engineering, University of Reims, France. His research interest covers image comparison by similarity measurements, segmentation evaluation.)