

· 生物电子学 ·

特征点对引导的医学图像弹性配准方法

王振松, 刘晓云, 陈武凡

(电子科技大学自动化工程学院 成都 611731)

【摘要】采用最优化方法进行弹性图像配准时,常常会因为初值选择不合适导致优化过程收敛到局部极值,从而使配准失败。针对该问题,提出了利用一对匹配的特征点来引导迭代配准过程的算法。首先,根据一对匹配的特征点确定图像初始局部配准区域;然后,在算法迭代过程中逐渐扩展局部配准区域直至覆盖整个图像。建立初始局部配准区域及局部配准区域扩展时,根据特征点的空间位置关系,以及医学图像的形变场在统计特性上是高斯马尔可夫随机场的先验知识,来估计局部配准区域形变参数向量的初值;在对局部配准区域进行配准时,基于图像像素灰度统计信息的配准方法被用来求解局部配准区域的形变场参数向量。实验证明,该算法能够有效克服弹性配准算法容易陷入局部极值的问题。

关键词 形变场; 局部极值; 匹配特征点; 弹性配准

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2012.03.029

Medical Image Non-Rigid Registration Method Guided by a Matched Feature Point Pair

WANG Zhen-song, LIU Xiao-yun, and CHEN Wu-fan

(School of Automation, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731)

Abstract When using optimization techniques to solve non-rigid image registration, improper initial values often cause the optimization process to converge to a local minima and lead to a failed image registration. In order to solve this problem, we propose a new non-rigid image registration procedure which is guided by a pair of matched feature points. Firstly, an initial local region is determined according to the pair of matched feature points. Secondly, the local registration region expands gradually to cover the whole image as the optimization process continues. In the process that the initial local registration region is determined and expanded, the values of the deformation parameter vector are estimated according to the spatial locations of the matched feature point pair and the statistical prior that the deformation field is a Gaussian Markov random field (GMRF). The parameter vector of the deformation field in the local registration region is solved by using the registration method based on the image's intensity statistical information. Experimental results show that the proposed approach can effectively overcome the problem that the non-rigid registration method is liable to be trapped in a local minimum.

Key words deformation field; local minimum; matched feature points; non-rigid registration

图像配准在医学领域具有很重要的临床应用价值。对各种成像手段所获取的医学图像进行配准不仅可以用于医疗诊断,还可用于手术计划及放射治疗计划的制定、病理变化的跟踪、治疗效果的评价以及有效引导手术过程等各个方面。如在制定放射治疗计划时,需要用X射线计算机断层成像(computed tomography, CT)图像进行放射剂量分布的计算并决定射线的投照区域,而病灶区域的轮廓通常在磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)

中能很好体现出来。在实际中用经过配准的MRI图像确定病灶区域后,再把这一区域转换为相应的CT图像区域,从而在具有CT跟踪条件下的放射治疗系统中很好地完成治疗过程。在神经外科手术中,配准后的CT/MRI图像能给手术医生提供更多的病变区域及相关解剖结构信息。

对于医学领域的图像配准而言,只有对骨骼等少数人体解剖组织可以用刚性配准模型求解,对其他大部分的解剖组织都应该使用弹性配准模型处

收稿日期: 2011-01-05; 修回日期: 2011-11-09

基金项目: 国家973项目(2010CB732501)

作者简介: 王振松(1975-),男,博士生,主要从事医学图像处理方面的研究。

理。而弹性图像配准本身是病态问题，需用最优化方法求解。大部分最优化算法对初值的选择非常敏感。如果初值选择不当算法会陷入局部极值而导致配准失败。

本文利用一对匹配特征点对来引导一个由图像局部逐步扩展至全局的优化配准过程，并且在配准过程中充分利用了医学图像形变场的先验统计信息，很好地克服了因算法收敛到局部极值而导致配准失败的问题。

1 医学图像弹性配准

d 维浮动图像 $I_M(\mathbf{x}): \Omega_M \subset R^d \mapsto R$ 向 d 维固定图像 $I_F(\mathbf{x}): \Omega_F \subset R^d \mapsto R$ 配准的目的是寻找一个空间位移场 $\mathbf{U}(\mathbf{x}): \Omega_M \subset R^d \mapsto R^d$ ，能够使 $I_M(\mathbf{x} + \mathbf{U}(\mathbf{x}))$ 在空间上与 $I_F(\mathbf{x})$ 对齐^[1]。图像配准是计算机视觉领域的一个重要研究方向。文献[2-3]对图像配准问题进行了综合性论述。文献[3]着重讨论了医学图像处理领域的图像配准问题。当被对齐的两幅图像间的空间转换关系是非刚性时，这两幅图像的配准被称为弹性配准。弹性配准是图像配准领域中最具挑战性的问题，它在运动校正、变化检测、多模态图像融合、图谱构建等领域具有广泛的应用价值^[4-5]。

事实上，弹性图像配准问题是一个病态问题，解这种病态问题通常采用正则化的方法进行。即将配准问题转化为一个具有约束 P 的代价函数 C 关于参数向量 \mathbf{U} 的优化问题：

$$\begin{cases} C(\mathbf{U}; I_F, I_M) = 1/S(\mathbf{U}; I_F, I_M) + \alpha P(\mathbf{U}) \\ \hat{\mathbf{U}} = \arg \min_{\mathbf{U}} (C(\mathbf{U}; I_F, I_M)) \end{cases} \quad (1)$$

式中， $S(\mathbf{U}; I_F, I_M)$ 为相似性测度； $P(\mathbf{U})$ 为约束条件； α 为惩罚系数。

常用的相似性测度有 SSD(sum of squared intensity differences)、CC(correlation coefficient)、MI(mutual information)^[6-8]，文献[9]针对亮度不均匀性及复杂的亮度空间分布变化性提出了 RC(residual complexity) 的相似性测度；文献[10]应用多特征互信息测度对宫颈 MRI 图像进行配准取得了较好效果；文献[11]提出将条件互信息(conditional mutual information, CMI)作为相似性测度，并将其应用于非刚性图像的配准中。

约束条件 $P(\mathbf{U})$ 根据具体的配准问题进行选择。常用的约束条件有平滑约束、Gauss-Markov 约束。文献[12]采用 Gauss-Markov 约束，根据 GMRF 反协方差矩阵的对称正定特性提出了自适应正则化方法。

该方法将求取位移场的优化过程转化为不断进行离散余弦变换(discrete Cosine transform, DCT)和反离散余弦变换(inverse discrete Cosine transform, IDCT)的过程，大大提高了配准速度；最近有些研究组织根据具体的配准问题进行研究并提出了相应的约束条件，文献[9]采用了3个局部刚性惩罚项作为约束条件进行配准；文献[13]提出采用相邻骨组织形状作为约束条件对不同时期腕关节的图像进行配准取得了很好的效果。

通常情况下对于式(1)的求解很难得到解析形式，因此常采用最优化搜索的方法进行。如梯度下降法、模拟退火法、基因算法等。这些算法对初值的选择非常敏感。求解时，如果初值不合适，往往会因算法收敛到局部极值而导致配准失败。针对这一问题，国内外很多研究小组进行了研究，提出了一些解决方法。文献[14]提出了多分辨率策略，在一定程度上克服了局部极值的影响。文献[15]提出的 HAMMER 算法采用分级选择驱动特征的方法来避免算法陷入局部极值。

2 特征点对引导的弹性图像配准

2.1 方法概述

图像配准方法可以分为基于特征和基于像素灰度两类。基于特征的图像配准首先采用手动、半自动或自动的方法提取图像信息的特征并建立特征点间的空间对应关系，然后在这些空间对应关系的基础上进行配准^[15]。这类方法由于提取图像的特征点比图像的像素点要少很多，大大减少了配准过程的计算代价。但由于大部分像素没有参与计算，使不是特征点位置的配准精度得不到保证。另外，基于特征的配准精度严重依赖于匹配特征的数量和精度，如果参与计算的特征点对中有不准确或误配点对，会大大影响最终的配准精度。

基于像素灰度的配准方法中，待配准图像的所有像素点都参与计算，在整个图像范围内都可以取得较好的配准精度。但算法是否收敛到全局极值严重依赖于初值的选择是否恰当。

文献[12]提出的自适应正则化配准就是一种基于像素灰度的配准方法，其在配准速度方面很有优势，但对初值的选择非常敏感。本文考虑到特征提取及匹配算法一般都可以提取到至少一个准确的特征点对，可以该特征点为中心建立一个局部配准区域，然后根据特征点对的空间位置关系来确定局部区域形变场的初值，并以此来引导基于像素灰度信息的迭代配准过程，在算法的迭代过程中逐步扩大

局部配准区域, 当局部配准区域扩展至整个图像区域时即得到了最终的配准结果。

在确定初始局部形变场初值以及扩展后形变场初值时, 充分利用一些先验信息, 使这些初值更靠近全局极值, 从而避免配准算法收敛到局部极值。本文在确定初始局部形变场初值时, 利用了医学图像的形变在局部范围内可以认为是一种简单的仿射变换的特点, 进行快速而有效的估计; 在确定扩展的局部形变场初值时, 利用了实际形变场在统计特性上符合高斯马尔可夫分布的先验知识进行估计。

由于配准过程中的形变场初值选择合理, 因此可以有效避免配准算法陷入局部极值而导致的配准失败; 另外也可以减少迭代处理的迭代次数, 从而提高配准速度。

2.2 算法步骤

算法可以按如下步骤进行:

- 1) 特征提取及匹配, 选取最可靠匹配对。
- 2) 确定配准初始配准区域 Ω_0 。
- 3) 估计形变参数向量 $\hat{U}_i^{(k)}(\mathbf{x})$ 的初值 $\hat{U}_0^{(0)}(\mathbf{x})$ 。

这里, 下标 i 表示局部配准区域扩展次数, 上标 k 表示对局部配准区域优化求解的迭代次数。根据匹配特征对间的空间关系, 利用形变场的GMRF先验确定初始形变场初值。

4) 迭代优化局部配准区域内的局部形变场。以 $\hat{U}_n^{(0)}(\mathbf{x})$ 为初值采用迭代优化算法计算 $\hat{U}_n^{(k)}(\mathbf{x})$, 由于初值的确定利用了前次的计算结果以及统计先验知识, 因此算法可以很快收敛。

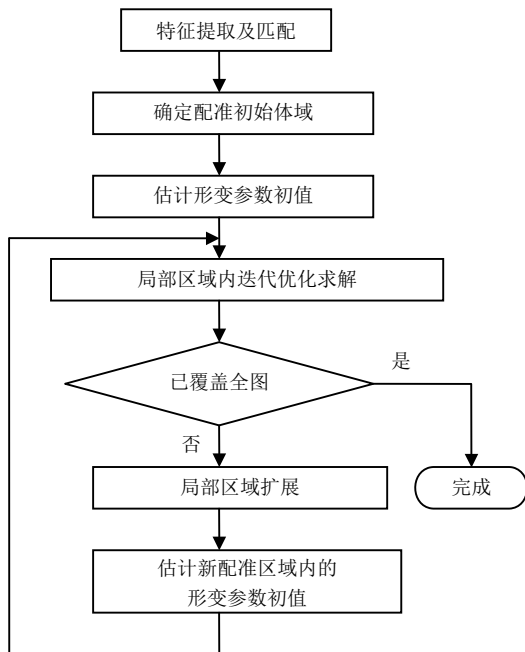


图1 算法流程图

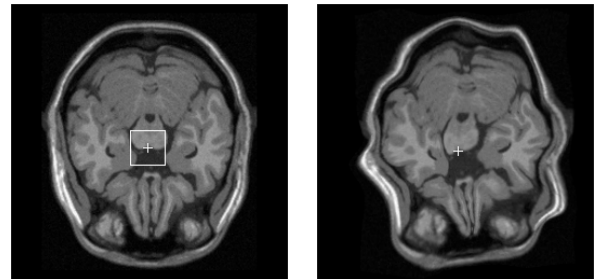
5) 对局部配准区域 Ω_n 进行扩展, 根据 $\hat{U}_n^{(k)}(\mathbf{x})$ 估计扩展后局部配准区域 Ω_{n+1} 的形变场参数初值 $\hat{U}_{n+1}^{(0)}(\mathbf{x})$ 。根据已经求取的局部配准区域形变场来确定图像局部区域邻域内的形变参数。将已知形变参数的局部配准区域及其邻域合并为新的区域 Ω_{n+1} 。这个过程可以理解为将局部区域进行扩展, 并确定了扩展后的局部区域初始形变场。

6) 重复步骤4)、步骤5)直至配准区域覆盖所有图像区域。

整个配准过程如图1所示。

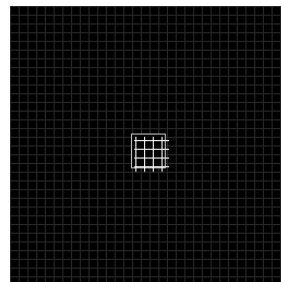
对于局部配准区域内形变场的求解, 原则上可以采用任意一种基于弹性形变模型的配准方法。本文采用文献[12]的方法进行求解。

2.3 匹配特征点对的提取

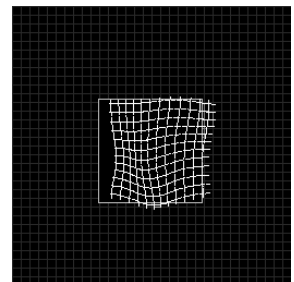


a. 为固定图像

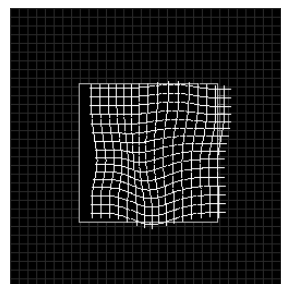
b. 浮动图像



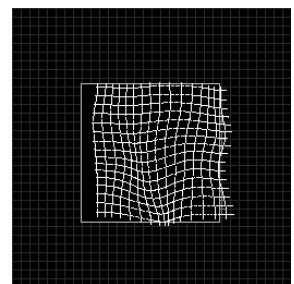
c. 初始形变场初值



d. 中间形变场



e. 由d图扩展得到的形变场初值



f. 以e图为初值, 经迭代优化后的形变场

图2 待配准图像、匹配特征点及局部形变场

匹配特征点对的提取可以采用手工方法进行, 也可以采用自动提取算法进行。采用手工提取时可以由有经验的医生或技师, 分别在两幅待配准的图像上用目测方式选择一对匹配的图像像素点; 采用自动提取算法时, 可以根据图像特点选择特征点提

取及匹配算法,提取一对匹配度最大的点对。图2为待配准图像、匹配特征点及局部形变场。图中十字标记处为手动选取的特征点,方框包围的区域为配准区域。深白色网格为形变场,浅白色网格为配准区域外的图像区域。记参考图像上选取的特征点位置向量为 $\mathbf{p}_F \in \Omega_F$,浮动目标图像上选取的特征点位置向量为 $\mathbf{p}_M \in \Omega_M$ 。如图2a、图2b所示。

2.4 初始配准区域及初始形变场的确定

由于固定图像上位置向量为 \mathbf{p}_F 处的点的特征与浮动图像上位置向量为 \mathbf{p}_M 处的点的特征是匹配的。因此位移场 $\mathbf{U}(\mathbf{x})$ 在点 \mathbf{p}_F 的位移向量为两位置向量之差。即:

$$\mathbf{U}(\mathbf{p}_F) = \mathbf{p}_F - \mathbf{p}_M \quad (2)$$

对医学图像而言,局部区域内的形变相差不会很大。所以,在以 \mathbf{p}_F 为中心的小局部区域 Ω_0 内,有:

$$\begin{cases} \|\mathbf{U}(\mathbf{x}) - \mathbf{U}(\mathbf{p}_F)\| < \varepsilon_1, \forall \mathbf{x} \in \Omega_0 \\ \Omega_0 = \{\mathbf{x} \mid \|\mathbf{x} - \mathbf{p}_F\| < \varepsilon_r\} \subset \Omega_F \end{cases} \quad (3)$$

式中, ε_1 为很小的正数; ε_r 的大小决定了局部体域 Ω_0 的大小。

记局部区域 Ω_0 内的形变场为 $\mathbf{U}_0(\mathbf{x})$,则有:

$$\mathbf{U}_0(\mathbf{x}) \approx \mathbf{U}(\mathbf{p}_F) = \mathbf{p}_F - \mathbf{p}_M, \forall \mathbf{x} \in \Omega_0 \quad (4)$$

故可以取匹配特征点对间的位移向量 $\mathbf{U}(\mathbf{p}_F)$ 作为整个形变场 $\mathbf{U}_0(\mathbf{x})$ 的初始形变向量,即:

$$\hat{\mathbf{U}}_0^{(0)}(\mathbf{x}) = \mathbf{U}(\mathbf{p}_F) = \mathbf{p}_F - \mathbf{p}_M, \forall \mathbf{x} \in \Omega_0 \quad (5)$$

为使式(5)确定的形变场初值尽量靠近待求解的形变场真实值 $\mathbf{U}_0(\mathbf{x})$,初始配准体域 Ω_0 应是以 \mathbf{p}_F 为中心的尽可能小的区域,即 ε_r 应该越小越好。但基于像素灰度统计信息的配准算法是建立在形变场的统计特性基础上,因此初始配准区域大小的选取应保证区域内的像素足够多,使其基础之上能够进行有意义的统计分析。另外在实际应用中,为方便算法实现,局部配准区域应取为矩形区域。综合以上几个因素,取以 \mathbf{p}_F 为中心、 $\varepsilon_r = 8$ 的矩形区域。如对二维图像而言初始配准体域 Ω_0 取以 \mathbf{p}_F 为中心的 16×16 大小的区域,如图2c所示。

2.5 配准体域及形变场的扩展

设 p 为区域 Ω 外的一个点,记 $\mathbf{P}(p, \Omega)$ 为区域 Ω 内的所有点中,距离点 p 最近的点;定义区域 Ω 外的点 p 与点 $\mathbf{P}(p, \Omega)$ 的距离为点 p 与区域 Ω 的距离,记为 $\mathbf{D}(p, \Omega)$ 。定义区域 Ω 的邻域 $\mathbf{N}(\Omega)$ 为:

$$\mathbf{N}(\Omega) = \{p \mid \mathbf{D}(p, \Omega) < \varepsilon_{\text{dis}}\} \quad (6)$$

式中, ε_{dis} 的大小决定邻域的范围。

由于医学图像的形变场在统计特性上符合

Gauss-Markov分布。所以当 ε_{dis} 较小时,在配准区域 Ω_n 的邻域 $\mathbf{N}(\Omega_n)$ 内的一点 p_N 处,其形变向量应该与距 p_N 最近的 Ω_n 内的点 $\mathbf{P}(p_N, \Omega_n)$ 处的形变向量差距不大,即有:

$$\|\mathbf{U}(p_N) - \mathbf{U}(\mathbf{P}(p_N, \Omega_n))\| < \varepsilon_2 \quad (7)$$

式中, ε_2 为一个很小的正数。

因此有:

$$\mathbf{U}(p_N) \approx \mathbf{U}(\mathbf{P}(p_N, \Omega_n)) \quad (8)$$

为使上式成立,即要保证 ε_2 足够小,必须保证邻域的范围不能太大。但 ε_{dis} 越小区域扩展的次数越多,配准的耗时也越长。实际应用时应根据实际形变场的平滑程度选择。另外,为方便算法实现,扩展后的配准区域仍然取为矩形区域,如图2d、图2e所示。当初值 $\hat{\mathbf{U}}_n^{(0)}(\mathbf{x})$ 取值合适时,应用迭代优化方法经过 M 次迭代优化后可得到定义在配准区域 Ω_n 上的形变场估计值 $\hat{\mathbf{U}}_n(\mathbf{x}): \Omega_n \subset R^d \mapsto R^d$ 。由于初值选择合适,迭代优化过程会快速而准确地收敛。

将配准区域由 Ω_n 扩展为 $\Omega_{n+1} = \Omega_n + \mathbf{N}(\Omega_n)$ 后,其形变场 $\mathbf{U}_{n+1}(\mathbf{x}): \Omega_{n+1} \subset R^d \mapsto R^d$ 的初值可以分为两部分进行确定。在扩展的配准区域 $\mathbf{N}(\Omega_n)$ 内,根据式(8),将形变向量初始化为距离其最近的扩展前配准区域内的点 $\mathbf{P}(p, \Omega)$ 处的形变向量;在扩展前的区域 Ω_n 内,由于前次优化已得到了较好的配准结果,故仍然保持不变。即:

$$\hat{\mathbf{U}}_{n+1}^{(0)}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \hat{\mathbf{U}}_n(\mathbf{P}(x, \Omega_n)), & \mathbf{x} \in \mathbf{N}(\Omega_n) \\ \hat{\mathbf{U}}_n(\mathbf{x}), & \mathbf{x} \in \Omega_n \end{cases} \quad (9)$$

扩展后的形变场如图2e所示。

3 实验及结果分析

文献[12]提出了一种很好的处理病态问题的自适应正则化方法,并将其成功应用于图像配准问题。但该方法仍然不能克服对初值敏感的问题。本文针对脑部模拟图像及真实的腹部CT图像,与文献[12]进行了如下对比试验。

3.1 模拟图像

图3为文献[12]中使用的一组实验图像数据。图中十字标记了本文方法所使用的4对匹配点对。对其采用文献[12]的方法,形变场取不同初值进行配准,所得配准结果图像如图4所示。其中,图4a~图4d分别为形变场初值取0、1、2、4时的配准结果。由图中可看出,形变场初值取0时可以得到很好的配准结果。但初值取1、2、4时配准效果不好(如图中圆圈内的部分)。这说明文献[12]的方法对形变场初值非常敏感。

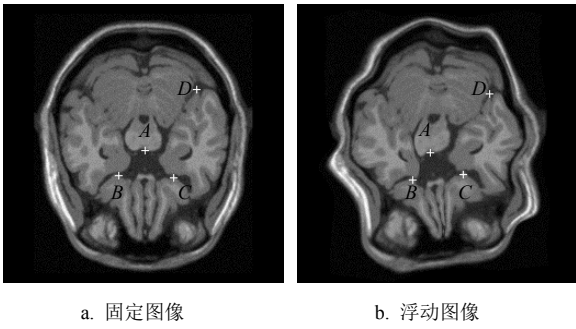


图3 文献[12]的一组测试图像

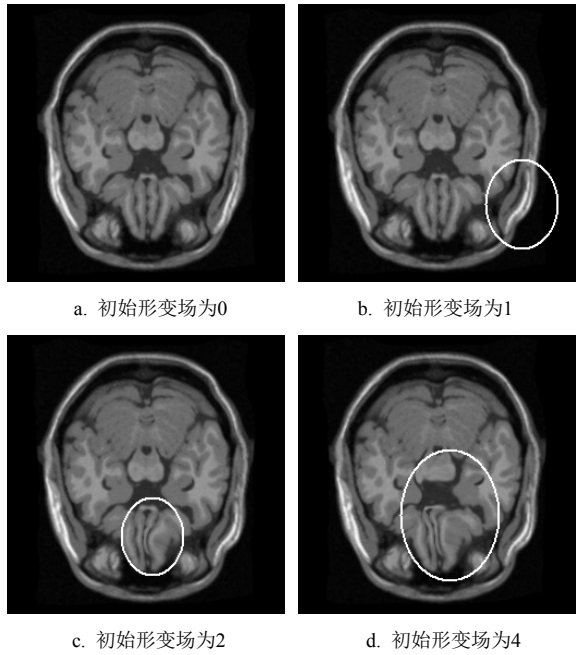


图4 形变场初值对文献[12]方法的影响

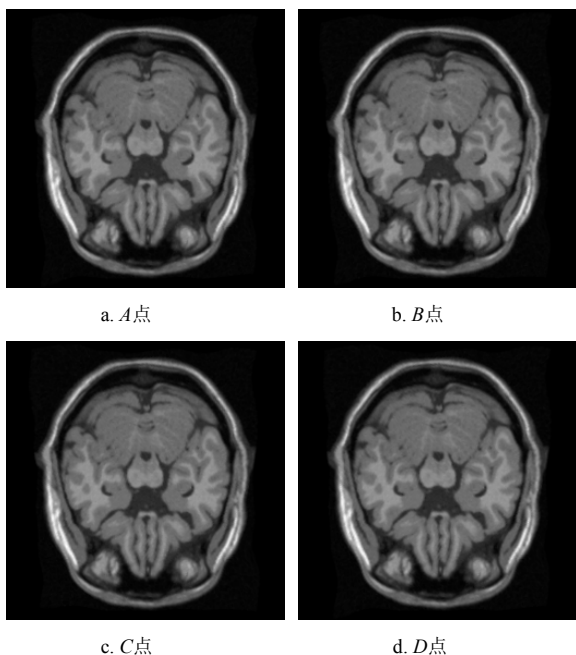


图5 本文方法在不同点对引导下的配准结果

图5为本文方法在不同点对引导下对图3中两幅图像进行配准的结果。其中的图5a~图5d是本文方法在图3中所标记的A、B、C、D 4对匹配点对分别引导下的配准结果。由图中可见, 本文方法在这4对匹配点对的引导下都能获得很好的配准结果。

图6a是图3b经平移后的图像。将其作为浮动图像与图3a进行配准。图6b为采用文献[12]的方法, 取形变场初值为0时, 配准后的结果图像, 图6c为本文方法配准所得的结果图像。由图6b可看出, 采用文献[12]的方法进行配准时, 由于取值为0的形变场初值已不适用于这一对图像的配准, 因此配准后的图像严重扭曲变形, 与固定图像完全不能匹配, 配准失败。由图6c可看出本文方法所得的形变场, 使浮动图像经重采样后的图像与固定图像能够很好的匹配, 成功完成了配准。

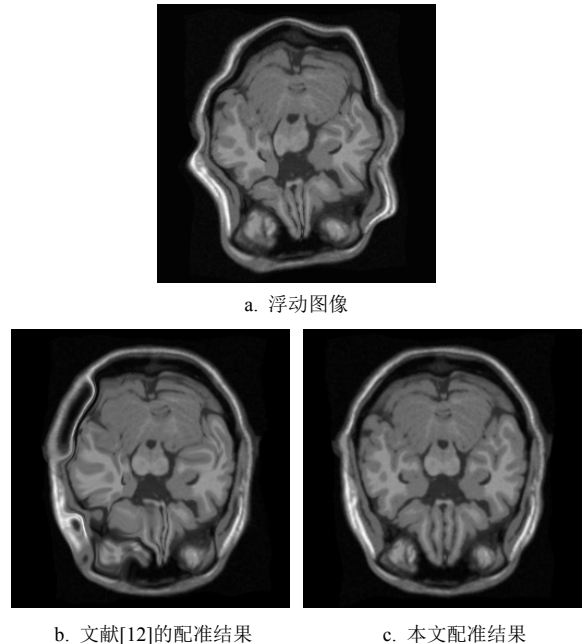


图6 脑部模拟形变图像配准结果比较

3.2 真实图像

图7为应用本文算法将同一病人在不同时期所做的两幅腹部MRI图像进行配准的结果。图7a为病人第一次所做的MRI图像, 将其视为固定图像; 图7b为一段时期后所做的第二幅MRI图像, 将其视为浮动图像; 图7c为采用文献[12]的方法, 取形变场初值为0进行配准后的结果图像。图7d为经本文方法配准后的结果图像。由图7c可以看出, 直接采用文献[12]的方法进行配准时, 本来圆形的骨骼扭曲变形, 说明配准失败了。而图7d表明本文的方法能够成功配准。

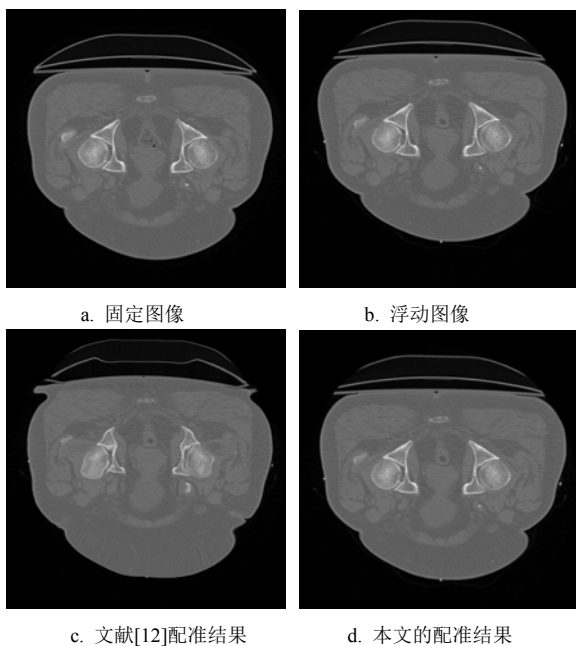


图7 MRI腹部图像配准结果比较

4 结 论

本文提出了一种用匹配特征点对引导的弹性图像配准方法。该方法融合了基于特征及基于灰度配准方法的优点。利用匹配的特征点对及医学图像形变场在统计特性上的Gauss-Markov性,估计形变场初值,并采用基于像素灰度的配准方法进行形变场的迭代优化。试验证明该算法能够有效克服弹性配准算法在迭代优化求解时容易陷入局部极值的问题。算法的不足之处在于局部配准区域优化后已得到了较为准确的形变场,但扩展后原配准区域继续参与运算,增加了不必要计算代价。如何克服这一缺点有待进一步的研究。

参 考 文 献

[1] STARING M, KLEIN S, PLUIM J P W. A rigidity penalty term for nonrigid registration[J]. *Medical Physics*, 2007, 34(11): 4098-4108.
 [2] BROWN L G. A survey of image registration techniques[J]. *ACM Computing Surveys*, 1992, 24(4): 325-376.

[3] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
 [4] HILL D L G, BATCHELOR P G, HOLDEN M, et al. Medical image registration[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2001, 46(3): R1-R45.
 [5] CRUM W R, HARTKENS T, HILL D L G. Non-rigid image registration: Theory and practice[J]. *The British Journal of Radiology*, 2004, 77(11): S140-S153.
 [6] PLUIM J P W, MAINTZ J B A, VIERGEVER M A. Mutual information based registration of medical images: A survey[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(8): 986-1004.
 [7] COLLIGNON A. Multi-modality medical image registration by maximization of mutual information[D]. Leuven, Belgium: Dissertation, Catholic University, 1998.
 [8] VIOLA P, WELLS III W M. Alignment by maximization of mutual information[J]. *Int J Comput Vis*, 1997, 24(2): 137-154.
 [9] MYRONENKO A, SONG X B. Image registration by minimization of residual complexity[C]//Proc CVPR. Miami, FL, USA: IEEE, 2009: 49-56.
 [10] STARING M, van der HEIDE U A, KLEIN S, et al. Registration of cervical MRI using multifeature mutual information[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(9): 1412-1421.
 [11] LOECKX D, SIAGMOLEN P, MAES F, et al. Nonrigid image registration using conditional mutual information[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(1): 19-29.
 [12] MYRONENKO A, SONG X B. Adaptive regularization of ill-posed problems: Application to non-rigid image registration[J/OL]. *cs.CV*, 2009, 9(6): 3323[2009-05-12]. <http://arxiv.org/abs/0906.3323v1>.
 [13] van de GIESSEN M, STREEKSTRA G J, STRACKEE S D, et al. Constrained registration of the wrist joint[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(12): 1861-1869.
 [14] STUDHOLME C, HILL D L G, HAWKES D J. Automated 3-D registration of MR and CT images of the head[J]. *Med Image Anal*, 1996, 1(2): 163-175.
 [15] SHEN D, DAVATZIKOS C. HAMMER: hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 21(11): 1421-1439.

编辑 漆 蓉