

基于轮廓与特征点的医学图像弹性配准方法

彭文 童若锋 钱归平 董金祥

(浙江大学人工智能研究所, 杭州 310027)

摘要 针对单一特征引导图像配准的准确度有限性,提出了一种同时使用轮廓与特征点的医学图像弹性配准方法。半自动的特征点提取方法既可以保证提取的精确性又能够避免繁琐的特征点对应关系建立过程。对于提取的轮廓,在保证外形的基础之上,通过轮廓直线化操作减少提取轮廓中关键点的数量,以提高计算效率。以两幅待配准图像中的特征点对间距离与轮廓对间距离累加和作为图像配准测度函数,选择ICP算法框架迭代地求解最优配准变换函数。通过与其他测度函数进行比较和真实图像实验结果对比,其结果表明,该算法由于采用轮廓与特征点同时引导图像配准,其配准效果好于单独使用特征点或者轮廓的图像配准算法。该算法既能匹配图像的整体结构信息(轮廓)又能对齐图像中感兴趣的生理解剖位置(特征点),更加准确地反映图像间差异情况,是一种快速、精确的医学图像配准方法。

关键词 医学图像配准 特征点 轮廓 ICP

中图法分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2008)09-1777-06

Medical Image Elastic Registration Based on Contour and Feature Points

PENG Wen, TONG Ruo-feng, QIAN Gui-ping, DONG Jin-xiang

(Institute of Artificial Intelligence, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract Due to the limitation of medical image registration introduced by one kind of feature, a medical image elastic registration method using contour and feature points is proposed. Feature points can be extracted with semi-automatic method, which can not only ensure the accuracy of the extraction but also avoid the complicated process of building corresponding relationship of feature points. On the basis of keeping shape of the contour, contour linearization is employed to reduce key points in the extracted contour, which improves the computation efficiency. The sum of the distances between feature points and the distances between contours is chosen as the criterion of image registration. The registration transformation is resolved iteratively by the frame of ICP algorithm. The analysis of the choice of cost function and the experimental comparison with other methods using real images demonstrate that the results of the proposed algorithm are better than those of other methods that only use the point or the contour. The presented method can not only register the structure of images (contour) but also align the interested anatomic positions (feature points), which represents the exact difference between images, and is a fast and accurate medical image registration algorithm.

Keywords medical image registration, feature points, contour, iterative closest point(ICP)

1 引言

图像配准是计算机视觉、遥感图像处理、医学图

像分析等领域的一项关键技术,其主要目标是对两幅或者多幅不同时刻、不同传感器或者不同视角得到的图像进行匹配。对医学图像配准来说就是寻找一种空间变换,使图像上所有解剖点或至少具有诊

基金项目: 国家 973 计划项目(2006CB303106); 教育部博士点基金项目(20070335074)

收稿日期: 2007-01-09; **改回日期**: 2007-04-29

第一作者简介: 彭文(1980~),男,讲师。2007年于浙江大学获计算机科学与技术专业博士学位。主要研究方向为图像配准、计算机辅助设计。E-mail: pengwen@zju.edu.cn

断意义上的点都达到配准。

目前,医学图像配准方法基本上可以分为两类:基于像素(体素)相似性的方法和基于形状特征的方法^[1]。基于像素相似性的方法一般利用灰度相似性进行配准,不需要对图像进行预处理,配准精确度高;缺点是耗时、效率较低。基于形状特征的方法根据图像间的共有特征进行几何配准,该方法原理简单,应用广泛,通常使用的形状特征包括点^[2~4]、轮廓^[5~7]等。基于轮廓的配准方法利用图像中研究对象的边缘轮廓作为配准依据,可以快速地实现图像全局配准,但是处理远离轮廓区域的能力较差。而基于特征点的配准方法通过插值特征点对来计算变换函数,能够很好地完成点对间(通常为感兴趣的解剖点)的配准。这两种方法各有其侧重点,基于轮廓的方法关心图像整体结构信息,而基于特征点的方法能够处理任意点对的匹配。Mista 利用轮廓和特征点来共同完成图像配准,但是算法并没能实现两种信息结合,只是先应用轮廓再应用特征点来实现图像配准,是一个两步配准方法^[8]。

本文提出一种同时使用轮廓与特征点的医学图像弹性配准方法。操作者可以采用半自动方法准确地提取特征点,并以提取次序直接建立特征点对之间的对应关系。通过轮廓直线化减少提取轮廓中关键点的数量,以提高计算效率。将轮廓之间的距离与特征点之间的距离累加和作为衡量配准结果的依据,采用 ICP(iterative closest point)优化策略迭代求解配准变换函数,在每一步迭代中使用最小二乘法计算变换函数。该算法同时优化图像整体信息(轮廓)与局部细节信息(特征点),能够更加准确的反映图像间差异情况,是一种鲁棒、快速、精确的弹性图像配准方法。

2 特征获取

2.1 特征点提取

医学图像配准中所需的特征点通常为具有一定解剖意义的点,而非纯粹几何意义上的点,但幸运的是解剖点大多也是灰度变换剧烈的点或者具有一定的几何意义的点,如拐点、高曲率点等。因此,采用如下提取方式:首先,由实验者在图像上选取具有解剖意义上近似特征点 P ,然后在以 P 为中心、 r 为半径的区域内采用 SUSAN 算法^[9]提取准确的特征点。在特征点的提取过程中,要求实验者在两幅图像中的提取次序保持一致,这样就可以避免繁琐的对应关系建立过程。在实际应用中,通常也是将两幅图

像相互对照依次提取相应的特征点,因此不会给实验者带来额外的工作量。

2.2 轮廓提取

轮廓是常用的图像特征,它表达了图像中整体结构信息。基于轮廓进行图像配准具有速度快、多种变换下的不变性以及对噪声不敏感等优点。本文采用文献[10]中的方法提取图像外部轮廓关键点信息。

为了提取的轮廓更加精确,初始轮廓中包含的关键点数量通常较多,这样会影响轮廓匹配的速度和准确性,因此需要在不改变轮廓形状的前提下,适当减少关键点的个数。而轮廓直线化为每个关键点赋予一个弯曲度值,根据每个关键点及其相邻关键的弯曲度值判断该点是否保留,能够有效地减少关键点数量^[11]。图 1 为轮廓直线化实例,图 1(a)是采用文献[10]方法提取的边缘轮廓,其中包含 94 个关键点,而图 1(b)为经过直线化后的轮廓,只剩余 76 个关键点,但视觉效果上并未影响轮廓的表达。

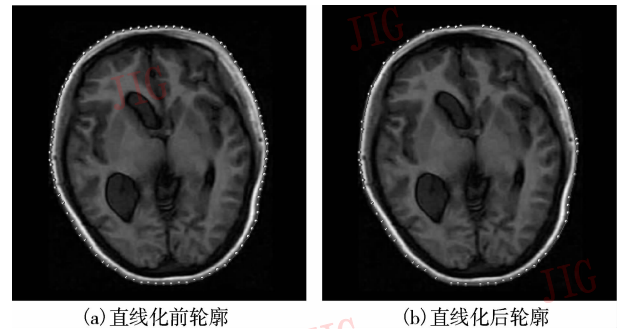


图 1 轮廓直线化

Fig. 1 Linearization of the contour

3 结合轮廓与特征点的弹性图像配准

将基于轮廓与基于特征点的配准算法的优点结合起来,提出了一种新的弹性图像配准算法。该算法能够同时对齐特征点与轮廓,配准结果非常理想。下面将按照图像配准方法组成部分来描述本文算法,主要包括:配准变换函数的形式、相似性测度的选择以及优化策略。

在描述算法之前先介绍文中使用的符号,待配准的两幅图像分别为参考图像 I_r 和测试图像 I_t ,从图像 I_r 、 I_t 中提取的轮廓经过直线化后为两个关键点集 C_r 、 C_t ,点的个数分别为 N_r 、 N_t 。交互地在两幅图像中选取特征点集 P_r 、 P_t ,点的个数都为 N 。配准

变换函数为 T , 相似性测度为 E , 图像配准问题可以表示为寻找一个使 E 最大(最小)的变换 T^* 。

3.1 弹性变换函数

薄板样条是一个多变量插值函数, Bookstein 最早将其应用于点匹配的医学图像配准中^[12]。对于 2 维图像, 薄板样条函数的形式为

$$F(x, y) = A(x, y) + R(x, y) \quad (1)$$

其中, $A(x, y) = P_m(x, y)$, $R(x, y) = \sum_{i=1}^n c_i g(r_i)$ 。函数 $A(x, y)$ 是一个全局线性变换, $P_m(x, y)$ 是一个 m 阶的多项式, 一般使用 $m = 1$ 的线性多项式 $P_1(x, y) = a_0x + a_1y + a_2$ 代表全局仿射变换。 $R(x, y)$ 函数是非线性函数 $g(r_i)$ 的加权和, 其中 $r_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}$ 表示点 (x, y) 到插值点 (x_i, y_i) 的距离, c_i 为控制系数, $g(r_i)$ 是薄板样条的核函数:

$$g(r) = \begin{cases} r^2 \log r & r \neq 0 \\ 0 & r = 0 \end{cases} \quad (2)$$

将薄板样条应用于图像配准, 配准变换函数 T 表达式为

$$T(x, y) = a_0x + a_1y + a_2 + \sum_{i=1}^N c_i g(\sqrt{(x - P_{iux})^2 + (y - P_{iuy})^2}) \quad (3)$$

其中, P_{iux} 和 P_{iuy} 是测试图像 I_1 中选取的第 i 个特征点 x 和 y 分量。这样, 图像配准就变为求解 $N + 3$ 个变量 $a_0, a_1, a_2, c_i (i = 1, \dots, N)$ 以使某一测度函数最优。

3.2 相似性测度

首先介绍两个距离定义。点 P 到轮廓点集 C 的距离 $D(P, C)$ 定义为该点到轮廓点集中与它距离最近的点之间的距离。轮廓点集 C_1 与轮廓点集 C_2 之间的距离 $D(C_1, C_2)$ 定义为 C_1 中所有点到 C_2 的距离之和。应该注意的是, $D(C_1, C_2)$ 与 $D(C_2, C_1)$ 并不一定相同。

本文算法同时利用轮廓和特征点的信息, 因此相似性测度函数 E 考虑了两方面因素, 其表达式为

$$E = \lambda \sum_{i=1}^N \|T(P_{ii}) - P_{ii}\| + \gamma(\alpha D(C_r, T(C_i)) + \beta D(T(C_i), C_r)) \quad (4)$$

式中, 第 1 项为图像特征点之间的距离, 第 2 项为图像轮廓之间的距离, λ 和 γ 是特征点与轮廓的权重系数。为了更准确地衡量图像配准的结果, 图像轮廓之间的距离采用两个方向折中的方法, 由两部分

组成, α 和 β 为权重系数, 一般 $\alpha = \beta = 0.5$ 。

另外, 在选取相似性测度函数时, 本文也考虑了衡量两个点集匹配程度最常用的 Hausdorff 距离, 它是一种极大-极小距离^[13], 定义如下:

$$H(C_1, C_2) = \max(h(C_1, C_2), h(C_2, C_1)) \quad (5)$$

$$h(C_1, C_2) = \max\{D(p, C_2), p \in C_1\} \quad (6)$$

$$h(C_2, C_1) = \max\{D(p, C_1), p \in C_2\} \quad (7)$$

Hausdorff 距离本质是两个轮廓点集中所有点到对方轮廓点集距离的最大值。Hausdorff 距离能够测量两个轮廓点集的匹配程度, 但是只能反映偏差最大距离。如果将 Hausdorff 距离作为相似性测度函数, 那么在优化过程中, 每次迭代仅仅得到偏差最大点的反馈, 不能利用所有轮廓点的信息, 优化精度较差, 耗时较长, 配准结果不理想。

3.3 优化策略

图像配准的本质是优化问题, 因此优化策略的选取尤为重要, 优化目标是最小化式(4), 方法选用迭代最近点 ICP 策略。ICP 是求解点集间最小距离常用的方法, 它具有计算速度快、准确性高和鲁棒性强等优点, 广泛在基于特征点的配准算法中使用。目前大多数基于 ICP 的图像配准算法都是应用于图像间刚性或者仿射变换, 而本文将其应用到图像弹性配准中。但是, 在弹性配准算法中, 每个特征点可以被变换到任意指定位置, 不再像刚性或者仿射变换中点之间具有一定约束关系, 因此可能会出现某些点不经过迭代直接变换到目标位置^[14]。如果要出现上述现象, 那么式(4)中 $E = 0$ 。而式(3)中的变换函数仅仅选择特征点作为薄板样条函数的控制点, 约束条件多于参数个数, 求解过程属于过约束问题, 无法得到这样的变换函数 T , 因此并不需要担心这一问题。

使用 ICP 优化弹性配准变换函数的过程如下:

(1) 初始化 迭代指针 $k = 0$; 原特征点集 $P^k = P_i$, 目标特征点集 $Q^k = P_r$, 原轮廓点集 $C_1^k = C_i$, 目标轮廓点集 $C_2^k = C_r$ 。

(2) 计算变换函数 采用最小二乘法计算本次迭代最优变换函数, 使得源点集与目标点集间距离和最小, 即

$$\min E = \lambda \sum_{i=1}^N \|T^k(P_i^k) - Q_i^k\| + \gamma(\alpha D(T^k(C_1^k), C_2^k) + \beta D(C_2^k, T^k(C_1^k)))$$

(3) 计算下一代点集 将求解的变换函数 T^k 作用于原点集, 得到下一代原点集 $P^{k+1} = T^k(P^k)$,

$C_1^{k+1} = T^k(C_1^k)$ 。

(4)终止条件判断 如果满足以下 3 个条件之一则终止算法,否则 $k = k + 1$,重复步骤 2 到步骤 4。
①原点集与目标点集间距离和小于给定阈值 ε_D ;
②变换函数 T 的变化小于固定值 ε_T ;③迭代次数达到最大值 ε_1 。

4 实验结果及分析

为了验证本文提出算法的高效性,运用上述方法实现医学图像配准。在配准过程中,考虑到特征点与轮廓对配准结果的影响是同等重要的,因此设置 $\lambda = \gamma = 1$ 。如果 $\lambda > \gamma$,特征点的匹配比轮廓的匹配更加精确,当达到一定程度 $\lambda \gg \gamma$ 算法退化为基于特征点的配准算法,反之亦然。实验中其他参数设置为 $\varepsilon_D = 1.0$, $\varepsilon_T = 0.01$, $\varepsilon_1 = 200$,其中 ε_T 选取 T 的所有参数变化量 Δ 的最大值。基于 ICP 的配准算法最大优势是收敛速度快,本文实验结果均可在 10s 内完成。

4.1 相似性测度的选择

Hausdorff 距离是衡量点集间匹配程度常用的尺度,从其定义可以得知它是匹配结果最差点的度量,并不能反映其他点的匹配情况,也就不能为改善匹配结果提供有益的帮助。为了更充分的说明这一点,选用相同的测试数据不同的相似性测度完成图像配准,求解过程如图 2 所示。这 4 个结果的特征点部分相似性测度相同,从结果中可以看出,由于 Hausdorff 距离每次迭代只提供最差点的匹配信息,因此收敛速度非常慢,同时求解变换过程仅仅考虑一个点,结果会有起伏,收敛效果较差。3 和 4 由于只考虑了点集距离的一个方向,收敛速度和准确性略低于 1 的结果。而 1 利用了轮廓点集中所有点的信息,并且从两个方向计算点集距离,快速的收敛于

最优解。另外需要说明,图 2 中纵坐标不是式(4)中的 E 值,距离之和并不能很好地衡量配准结果,因为不同的实验选取的特征点和轮廓点集数量都不相同,因此在实验过程中选取平均距离作为衡量标准,即 $e_a = E/(N + N_1)$,终止条件中 ε_D 也是平均距离。

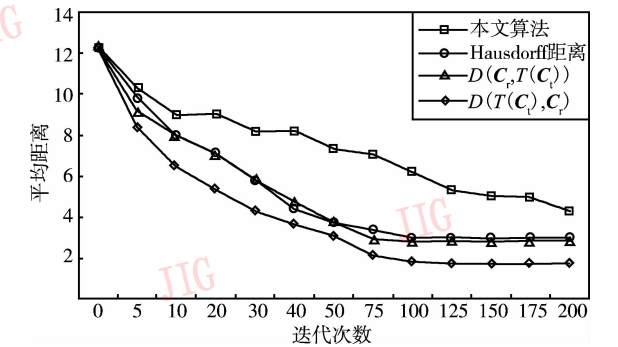


图 2 不同相似性测度随迭代次数的变化
Fig. 2 Variation of the different cost functions with the iteration

4.2 与其他算法结果比较

本文算法结合了轮廓与特征点实现图像配准,配准结果既保证了选取地特征点对匹配,又满足了代表图像整体结构信息的轮廓对齐。为了说明同时使用两种信息对配准结果准确性的影响,实现了文献[3]中基于特征点和文献[7]中基于轮廓点集的配准算法,图 3 为 3 种算法的结果比较,表 1 为相应的特征点与轮廓点集平均距离。在文献[3]中根据图像梯度和局部相关性自动地提取特征点,但是这种方法并不稳定,如同一解剖点在一幅中出现在梯度下降区域而在另一幅图像由于成像原因没有出现在梯度下降区域,这会造成特征点的误匹配,因此仍然采用本文提取方法。

表 1 平均距离对比
Tab. 1 Comparison of the average distances

算法	特征点平均距离	轮廓点集平均距离	全部点集平均距离	图像灰度平均差值
文献[3]	0. 0	3. 38	3. 01	6. 23
文献[7]	4. 56	1. 86	2. 15	5. 17
本文	1. 67	2. 01	1. 97	3. 80

图 3(a)和图 3(b)分别是参考图像 I_r 和测试图像 I_t 及相应特征点(十字)与图像边缘轮廓(圆圈),

其中 $N = 12, N_r = 87, N_t = 99$ 。图 3(d)是文献[3]的配准结果,由于只选择了特征点作为配准依据,除了

特征点之外配准结果不是很理想,尤其是轮廓边缘区域偏差非常大。图 3(e)是文献[7]的配准结果,可以看出图像轮廓基本匹配,但是特征点几乎没有实现配准。图 3(f)为本文算法结果,图中特征点与轮廓点集匹配都非常好,图 3(c)是应用本文算法后测试图像与参考图像的差异,可以看出配准结果十

分理想。
表 1 中的数据是应用 3 个算法实现 5 组医学图像配准实例的平均数据,从中更加清楚的说明每个算法的侧重点,前两种算法是本文算法的特例情况,将两者很好地结合为一体,充分利用各自优点获得了满意的配准结果。

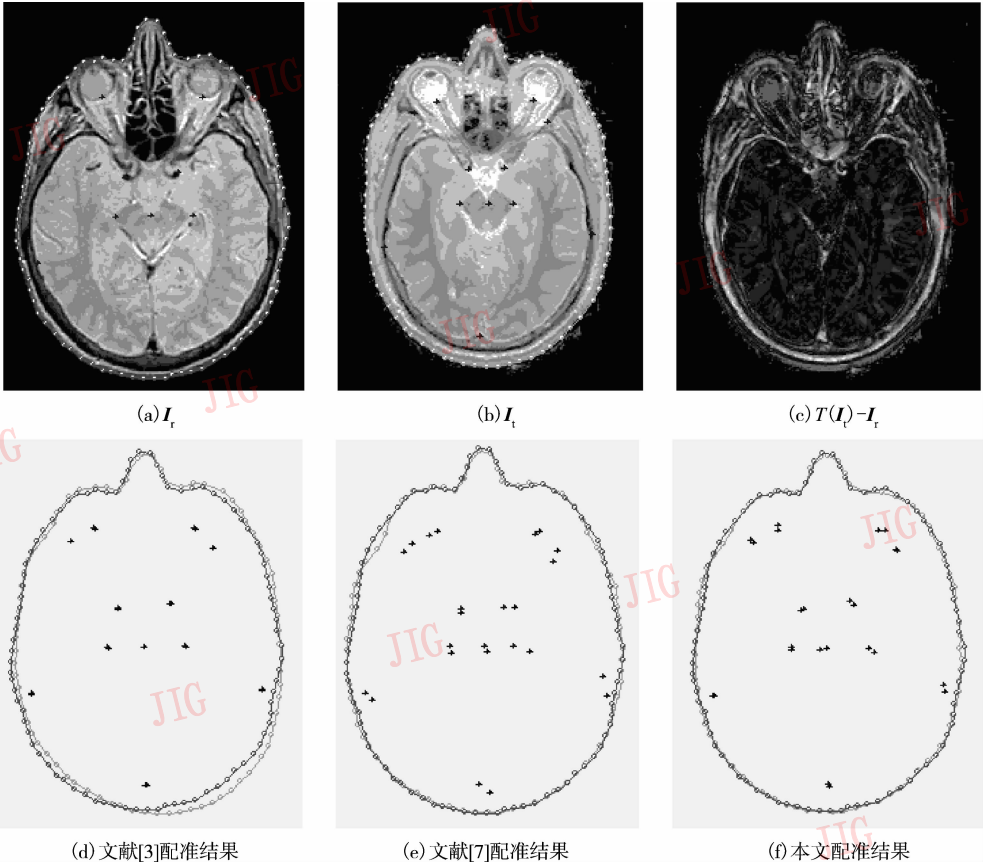


图 3 不同配准算法结果比较

Fig. 3 Comparison of results of the different algorithms

5 结 论

本文的主要贡献在于提出一种结合特征点与图像轮廓的弹性医学图像配准方法,并采用轮廓直线化策略减少轮廓点集数量以提高计算效率。算法以特征点间距离与轮廓点集间距离之和作为图像配准度量,选择 ICP 算法框架能够快速地求解配准变换函数。通过对医学图像进行测试,实验结果表明,该算法既能匹配图像的整体结构信息又能对齐图像中感兴趣的生理解剖位置,配准结果非常理想,是一种快速、准确、鲁棒的医学图像配准方法。

参考文献 (References)

1 Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977 ~ 1000.
2 Hyunjin P, Peyton H B, Kristy K B, et al. Adaptive registration using local information measures[J]. Medical Image Analysis, 2004, 8(4):465 ~ 473.
3 Wang H, Zheng, B, Good W, et al. Thin-plate spline based automatic alignment of dynamic MR breast imagesa [A]. In: Proceedings of the 22nd Annual International Conference of the IEEE [C], Chicago, Illinois, USA, 2000, 4:2850 ~ 2853.
4 Zhang Er-hu, Bian Zheng-zhong. A new robust point registration algorithm by maximization of entropy and mutual information[J]. Journal of Computer Research and Development, 2004, 41(7): 1194 ~ 1199. [张二虎, 卞正中. 基于最大熵和互信息最大化的

- 特征点配准算法 [J]. 计算机研究与发展, 2004, **41**(7): 1194 ~ 1199.]
- 5 Christos Davatzikos, Jerry L Prince, Nick Bryan. Image registration based on boundary mapping [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, **15**(1): 212 ~ 215.
- 6 Govindu V, Shekhar C, Chellapa R. Using geometric properties for correspondence-less image alignment [A]. In: Proceedings of International Conference on Pattern Recognition [C], Brisbane, Australia, 1998: 37 ~ 41.
- 7 Zhang Yu, Liu Zhe-xing, Hao Li-wei, *et al.* Medical image elastic registration using smoothing thin plate spline [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, **8A**(2): 209 ~ 213. (张煜, 刘哲星, 郝立巍等. 用平滑薄板样条实现医学图像的弹性配准 [J]. 中国图象图形学报, 2003, **8A**(2): 209 ~ 213.]
- 8 Theophano Mista, Jiang Qiang. Image registration using elastic contours and internal landmarks [A]. In: Proceedings of IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference [C], Saint Paul, Minnesota, USA, 1998, **1**: 451 ~ 455.
- 9 Smith S, Brady M. A new approach to low level image [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, **23**(1): 45 ~ 78.
- 10 Feng lin, Yan Shi-peng, Sun tao. A contour extraction algorithm of special region in image registration [J]. Journal of Computer Technology and Development, 2006, **16**(3): 11 ~ 13. [冯林, 颜世鹏, 孙焘. 图像配准中的一种特定区域轮廓提取算法 [J]. 计算机技术与发展, 2006, **16**(3): 11 ~ 13.]
- 11 Li Deng-gao, Qin Kai-huai. Fast image registration algorithm based on randomized contour matching [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2006, **46**(1): 111 ~ 114. [李登高, 秦开怀. 基于随即轮廓匹配的快速图像配准算法 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2006, **46**(1): 111 ~ 114.]
- 12 Bookstein F Fl. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, **11**(6): 567 ~ 585.
- 13 William J Rucklidge. Efficiently locating objects using the hausdorff distance [J]. International Journal of Computer Version, 1997, **24**(3): 251 ~ 270.
- 14 Xie Z, Farin G E. Image registration using hierarchical B-splines [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2004, **10**(1): 85 ~ 94.