

# 基于 Dividing Rectangles 的多模态医学图像配准算法

张加万 李 谭 孙济洲

(天津大学计算机科学与技术学院, 天津 300072)

**摘要** 为了准确、可靠地配准多模态医学图像,提出了一种基于互信息的全局优化配准算法。该算法首先提取出目标物体的外轮廓面,再用迭代最近点方法初步对齐图像;然后用确定性的全局优化方法—Dividing Rectangles 搜索归一化互信息的全局最优解。该算法利用图像的特征信息,为 Dividing Rectangles 方法提供了一个较好的初始配准位置,并充分利用了 Dividing Rectangles 方法在小范围内的高效搜索能力。实验结果表明,对于3维人体脑部数据,该算法配准精度高、速度快,而且有效地避免了配准过程中出现的局部极值。

**关键词** 图像配准 互信息 Dividing Rectangles

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)04-0749-07

## Multimodality Medical Image Registration Based on Dividing Rectangles

ZHANG Jia-wan, LI Tan, SUN Ji-zhou

(School of Computer Science & Technology, Tianjin University, Tianjin 300072)

**Abstract** A global optimization method based on mutual information is proposed for multimodality medical image registration. First external surfaces are extracted from various image modalities and the ICP algorithm is adopted to initially align unregistered images. Then the registration is performed by maximization of normalized mutual information using a deterministic global optimization algorithm named Dividing Rectangles. The surface based matching is used to provide a good start point for Dividing Rectangles in order to fully utilize its high efficiency in small search space. The results of experiment on three dimensional human brain data show that this method is accurate, fast, and avoids local minimums efficiently.

**Keywords** image registration, mutual information, Dividing Rectangles

## 1 引言

借助图像处理技术对多种模态的医学图像数据进行配准和融合,能够为医学诊断提供更全面的信息。当前的配准方法基本分为基于特征的方法和基于体素相似性的方法两类。其中基于特征的方法是提取出图像对应的特征信息,在空间上对齐;基于体素相似性的方法则通过定义一个表示图像相似性的测度函数来搜索与函数极值对应的配准变换。相似测度可以选择相关系数、熵、互信息等。其中互信息<sup>[1]</sup>直接使用图像灰度信息的统计特性作为配准

依据,由于其精度高、稳健性强,因此在多模态医学图像配准领域得到了普遍关注和广泛应用。

互信息配准实质上是一个非线性优化的问题。由于受插值或采样等因素的影响,互信息函数通常不是一条平滑的曲线,而是存在较多的局部极值,由于局部优化方法很容易陷入这些局部极值,故会得到错误的结果<sup>[2]</sup>。常用的全局优化方法如模拟退火<sup>[3]</sup>和遗传算法<sup>[4]</sup>等,虽然有收敛到全局最优解的能力,但速度较慢,且配准精度与参数选择在一定程度上密切相关。为此,本文提出了一种基于确定性全局优化方法 Dividing Rectangles(简称 DIRECT)的多模态图像配准算法,即利用 DIRECT 算法在小范围内的高效全局

基金项目:国家自然科学基金项目(60373061);天津市科技攻关培育项目(043104912)

收稿日期:2006-04-29;改回日期:2006-08-30

第一作者简介:张加万(1975~),男,副教授。2004年获天津大学博士学位,主要研究方向为图像处理、科学计算可视化、信息可视化、网络安全。E-mail:jwzhang@tju.edu.cn

寻优能力快速收敛到互信息的全局最优解。实验结果表明,本文提出的算法能够有效地配准多模态图像,而且在保证配准精度的同时,配准速度有明显提高。

## 2 基本原理

图像配准是指对于一幅图像寻求一种空间变换,使该图像与另一幅图像中的对应点达到空间上的一致。如果两幅图像之间的匹配程度用互信息来描述,则图像配准的本质是寻找使互信息函数取最大值的空间变换,即

$$T = \arg \max_T (I(F(x), R(T(x)))) \quad (1)$$

其中,  $F, R$  分别表示待配准的浮动图像和的参考图像,变换  $T$  表示从浮动图像  $F$  到参考图像  $R$  的空间映射,  $I$  是两幅图像重叠区域的互信息值。

互信息的归一化测度<sup>[2]</sup>能够改善因图像重叠区域变化而带来的局部极值,使配准函数更平滑。本文采用归一化互信息作为配准价值函数,待配准图像  $F, R$  的归一化互信息  $I(F, B)$  表示为

$$I(F, B) = \frac{H(F) + H(R)}{H(F, B)} \quad (2)$$

其中,  $H(F)$  和  $H(R)$  是图像  $F$  和  $R$  的熵,可由图像直方图求出,  $H(F, B)$  是两幅图像的联合熵,可由图像重叠区域的联合直方图求出。

DIRECT 算法是一种基于区域的非梯度搜索算法。它的主要思路是将  $n$  维的搜索空间看成一个  $n$  维超矩形,先通过递归进行切分来得到若干小矩形;然后比较矩形中心点的目标函数值,将最小值作为目标函数在搜索空间上的全局最小值。每次迭代只对可能包含全局最优解的矩形 (potential optimal rectangles) 执行切分操作。Finkel 在文献[5]中给出了判断矩形是否有可能包含全局最优解的引理。由于 DIRECT 算法是最小值优化算法,因此在求解互信息最大值问题时,应将目标函数定义为  $-I$ 。

## 3 基于 Dividing Rectangles 的多模态图像配准算法

优化算法的性能是决定互信息配准质量和速度的关键因素,而理想的优化算法则应尽可能快地收敛到式(1)的全局最优解。DIRECT 算法在求解互信息优化问题的过程中,由于每次迭代的搜索路径与前一次迭代得到的最优解位置无关,因此对所有可能包含全局

最优解的区域都要进行搜索。即使某次迭代陷入了互信息的局部极值, DIRECT 算法也能够保证在全局范围内跳出该局部极值,并能保证包含互信息全局最优解的区域在迭代过程中被保留下来,并逐渐细化。经过足够次数的迭代, DIRECT 算法可以保证找到互信息的全局最大值,可完全避免局部极值的影响。

虽然 DIRECT 算法具有极强的全局搜索能力,但是它只在小范围内具有较高的搜索效率。随着搜索空间的增大,算法时间复杂度呈指数增长。图 1(a)、图 1(b)分别是用 DIRECT 算法在较大范围和较小范围内进行某次互信息配准的搜索过程。由图中可以看出,在较大搜索范围内,互信息函数计算次数呈指数上升趋势,算法性能接近穷尽式搜索;而在较小搜索范围内,互信息函数计算次数随迭代次数的增加呈线性增长,计算效率较高。因此,利用 DIRECT 算法在整个变换参数空间上求解式(1)是一个相当费时的操作,有必要结合图像的特征信息来为变换  $T$  选择一个较好的初始值,将 DIRECT 算法限制在较小搜索范围内,以减少迭代次数和计算时间。

基于 DIRECT 算法的图像配准主要分成以下两步:首先从多模态图像中提取出物体的外轮廓面,作为对应特征初步对齐图像,然后将初步配准结果作为 DIRECT 算法优化的初始值,用于进一步进行配准。

### 3.1 初步对齐图像

为了提取出目标物体的外轮廓面,本文对 Hsu 介绍的一种轮廓提取方法<sup>[6]</sup>进行了改进,主要步骤如下:

- (1) 用基于直方图的阈值分割方法消除图像背景噪声;
- (2) 通过插值生成各向同性数据,并利用 Canny 算子检测图像边缘特征;
- (3) 对于生成的二值边缘图像,先用 CCL (connected component labeling) 去除孤立边缘,然后采取类似光线扫描的方法,沿体数据边界向中心寻找最外层的边缘轮廓点来得到外轮廓面;
- (4) 对外轮廓面再次施加 CCL,最后执行一次形态学闭操作,以填补分割过程中可能出现的空洞。

将物体外轮廓面作为多模态图像的对应特征点集,用 Andrew 提出的 LMICP (levenberg-marquardt iterated closest point) 方法<sup>[7]</sup>对齐图像。实践证明, LMICP 方法是利用 Levenberg-Marquardt 算法求解配准变换,比传统的 ICP (iterative closest point) 方法速度更快、鲁棒性更好。

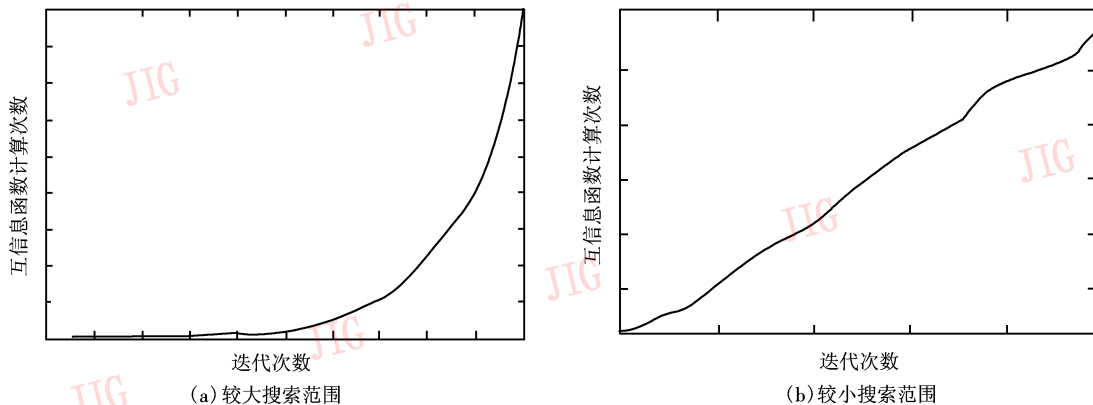


图 1 某次互信息配准的 DIRECT 搜索过程

Fig. 1 DIRECT search process for a mutual information registration

### 3.2 基于 DIRECT 算法的互信息配准

记配准变换  $T = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$ ,  $\alpha_i$  表示第  $i$  个变换参数。设由初步对齐图像得到的配准结果为  $T_{ini} = [\alpha_1^{ini}, \alpha_2^{ini}, \dots, \alpha_n^{ini}]$ , 以  $T_{ini}$  为中心确定一个邻域范围  $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n]$ , DIRECT 算法优化的搜索空间定义为

$$T_{ini} \pm \delta = [\alpha_1^{ini} \pm \delta_1, \alpha_2^{ini} \pm \delta_2, \dots, \alpha_n^{ini} \pm \delta_n] \quad (3)$$

即每个变换参数的搜索范围为

$$\alpha_i \in [\alpha_i^{ini} - \delta_i, \alpha_i^{ini} + \delta_i] \quad (4)$$

将  $T_{ini} \pm \delta$  归一化为一个边长为 1 的超矩形, 作为 DIRECT 优化的初始矩形  $R_0$ 。设初始超矩形中某点坐标为  $p = [p_1, p_2, \dots, p_n]^T$ , 则其所对应的空间变换为

$$T(p) = [\alpha_1^p, \alpha_2^p, \dots, \alpha_n^p], p \in R_0 \quad (5)$$

$$\alpha_i^p = ((\alpha_i^{ini} + \delta_i) - (\alpha_i^{ini} - \delta_i)) \times p_i + (\alpha_i^{ini} - \delta_i) = 2\delta_i \times p_i + (\alpha_i^{ini} - \delta_i), p_i \in [0, 1] \quad (6)$$

为了寻找互信息的全局最优解, 用 DIRECT 递归地切分初始矩形  $R_0$ 。矩形的切分等级表示该矩形是由初始矩形经过多少次切分得到。初始矩形的切分等级为 0。一个切分等级  $l, l \in N$  的矩形最

长边长为  $3^{-l}$ , 最短边长至少为  $3^{-(l+1)}$ 。假设在某次迭代过程中, 判断出有  $m$  个矩形可能包含全局最优解, 则对每个矩形  $R_j, j = 1, 2, \dots, m$ , 按照以下规则执行切分操作。

切分规则: 设矩形  $R_j$  中心点坐标为  $p_j$ , 切分等级为  $l_j$ 。对于  $p_j$  周围  $2n$  个点  $p_j \pm 3^{-(l_j+1)} e_i, (i = 1, \dots, n), e_i$  是  $I_{n \times n}$  的第  $i$  列, 可通过分别求出其对应的互信息值

$$I = I(T(p_j \pm 3^{-(l_j+1)} e_i)) \quad (7)$$

来找到互信息  $I$  取最大值的点, 并将  $R_j$  的最长边沿该点所在方向切成等长 3 段, 首先得到 3 个新矩形; 然后找到  $I$  取次大值的点, 并将得到的新矩形沿此点所在方向进行同样的切分。重复该过程, 直至  $R_j$  的所有最长边都执行过切分操作为止。

图 2 所示是 DIRECT 算法在 2 维刚性变换空间上求解互信息最大值的一次迭代过程。2 维刚性变换有沿水平方向的平移量  $x$  和沿垂直方向的平移量  $y$  两个变换参数, 搜索空间是一个 2 维矩形。

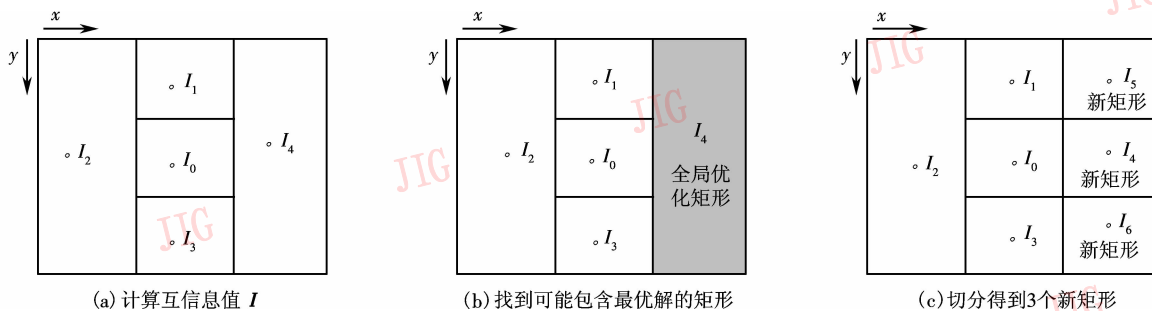


图 2 DIRECT 优化互信息函数的一次迭代过程

Fig. 2 An iteration of DIRECT optimization based on mutual information

对本次迭代过程中所有可能包含全局最优解的矩形执行完切分操作后,再比较矩形中心点的互信息值,记互信息取最大值的点为  $p_{\max}$ 。预设一个终止边长  $L$ ,如果  $p_{\max}$  所在矩形的边长  $< L$ ,则算法终止,并由式(5)计算变换  $T_{\max}$  作为配准结果;否则,继续进行下一次迭代。

为了保证算法的可靠性,需要确定适当的  $\delta_i$  值。 $\delta_i$  设置太大,递归次数增多,算法效率降低;如果  $\delta_i$  设置太小,则初配准结果误差较大,算法精度会受到影响。令  $T_{\text{opt}} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]$  表示互信息全局最优解,理想的  $\delta_i$  应满足  $\beta_i \in [\alpha_i^{\text{ini}} - \delta_i, \alpha_i^{\text{ini}} + \delta_i]$  的最小值,即理想的搜索范围是以  $T_{\text{ini}}$  为中心,包含  $T_{\text{opt}}$  的最小空间。算法实现时,应参考 LMICP 方法在实验数据上的误差<sup>[7]</sup>,以便选择合适的  $\delta_i$  值。

LMICP-DIRECT 算法流程如图 3 所示:

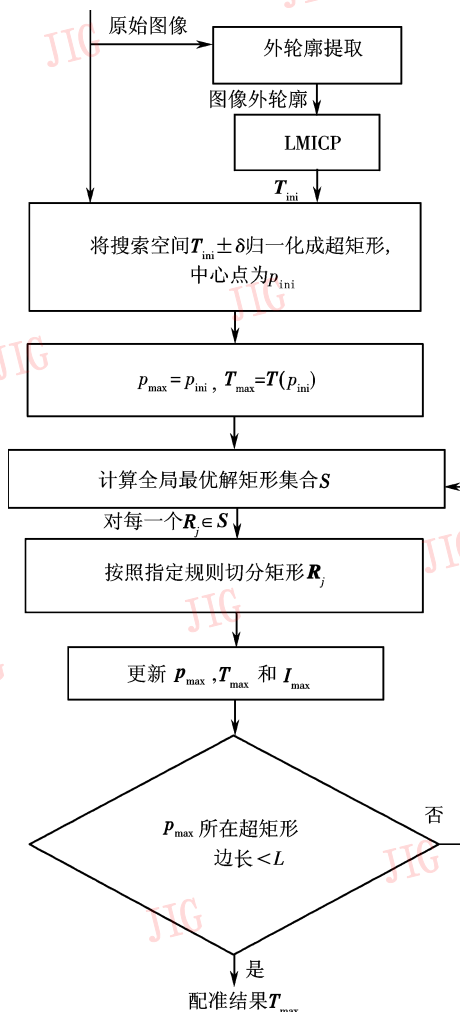


图 3 LMICP-DIRECT 算法流程

Fig. 3 Flow of algorithm LMICP-DIRECT

## 4 实验结果与分析

本文实验数据来自美国 Vanderbilt 大学 RREP (retrospective registration evaluation project) 项目组的国际通用刚性配准脑部图像数据,实验中还利用项目组一套已有金标准的数据 (practice) 作为衡量标准。实验设计了 CT-MR 和 MR-PET 两组配准方案,CT、MR、PET 数据体素大小分别为  $[0.65\text{mm}, 0.65\text{mm}, 4\text{mm}]$ ,  $[1.25\text{mm}, 1.25\text{mm}, 4\text{mm}]$ ,  $[2.59\text{mm}, 2.59\text{mm}, 8\text{mm}]$ 。

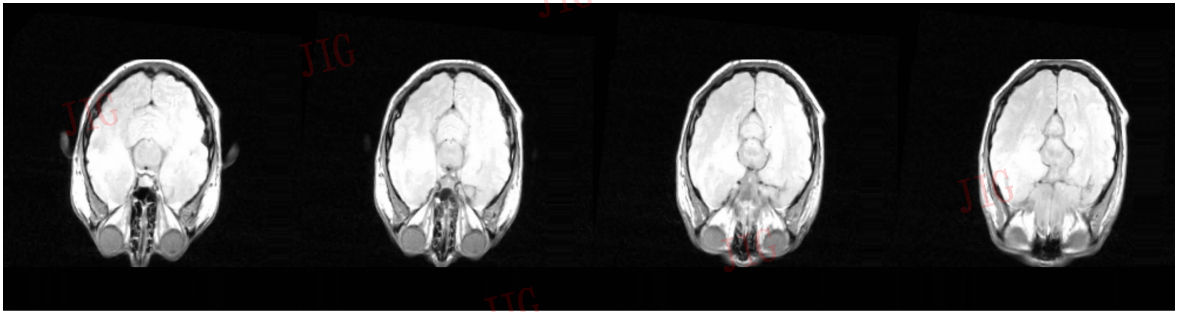
两组配准方案均选择 MR 图像作为参考图像,CT-MR 和 MR-PET 配准的 DIRECT 算法搜索窗口分别设为  $[\pm 1^\circ, \pm 1^\circ, \pm 1^\circ, \pm 1.5\text{mm}, \pm 1.5\text{mm}, \pm 1.5\text{mm}]$ ,  $[\pm 2^\circ, \pm 2^\circ, \pm 2^\circ, \pm 3\text{mm}, \pm 3\text{mm}, \pm 3\text{mm}]$ 。配准过程采用三线性插值。图 4、图 5 分别是 CT-MR 图像和 MR-PET 图像的配准效果图,图中显示了体数据的连续 4 层 2 维切片。表 1 所列出的是用 LMICP 方法初步对齐和用 DIRECT 算法进一步配准后,参考图像到浮动图像的变换参数,实际配准变换由 RREP 项目组提供的金标准求出。图像的初步对齐结果证明,两组配准方案 DIRECT 搜索窗口的选择是比较合适的。

采用同样的初配准方法和价值函数,分别进行基于 Nelder-Mead 单纯形和遗传算法<sup>[8]</sup>的配准实验,并与本文算法进行了比较。单纯形和遗传算法均用 Matlab 工具箱实现。遗传算法的种群规模设置为 70,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.12,搜索范围与本文算法相同。多次测试实验表明,遗传算法的参数选择是比较合适的。由于遗传算法具有随机特性,每次运算结果均不相同,因此取 10 次计算的平均值作为配准结果。

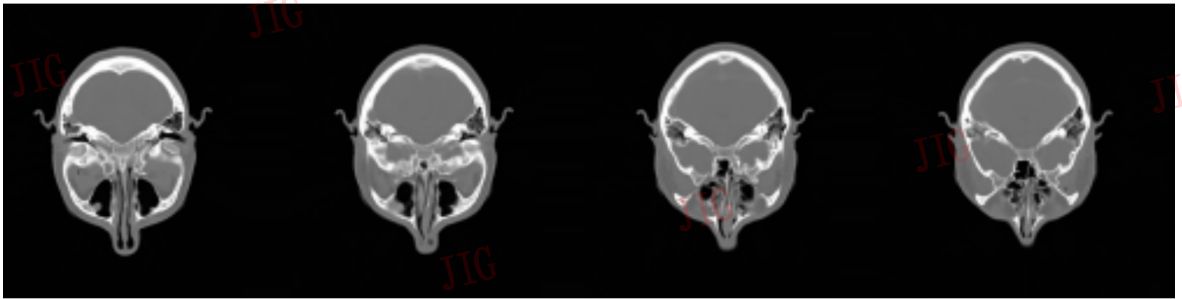
表 2 是用 RREP 的误差分析方法计算各种配准算法的最大误差、最小误差和平均误差。由于图像配准中最费时的操作是互信息函数的计算,因此本文用互信息函数计算次数来衡量算法的时间性能。表 3 是各种配准算法的迭代次数和互信息函数计算次数的对比。对于 CT-MR 图像和 MR-PET 图像配准,LMICP 方法配准误差大约在 1 pixel 左右,而单纯形、遗传算法和 LMICP-DIRECT 方法的配准均达到了亚像素级精度,其中单纯形配准速度最快,但是容易陷入局部极值,且误差较大;遗传算法虽然配准精度较高,但计算速度慢。LMICP-DIRECT 方法配

表 1 配准变换参数  
Tab. 1 Registration transformation parameters

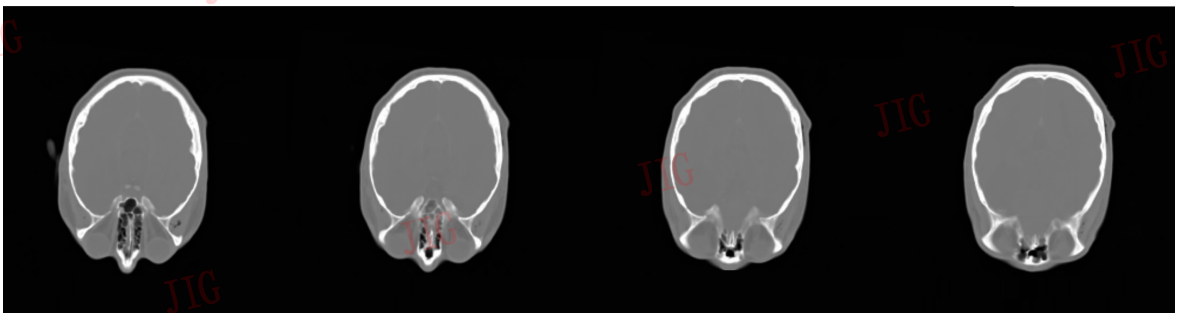
配准方法		变换参数					
		$\theta_x(^{\circ})$	$\theta_y(^{\circ})$	$\theta_z(^{\circ})$	X(mm)	Y(mm)	Z(mm)
实际值		-2.00	-0.79	5.43	3.18	42.61	25.92
CT-MR 图像 配准	LMICP 方法	-1.77	0.18	4.98	2.69	43.86	25.56
	初步对齐	-2.07	-0.40	5.65	3.13	43.42	26.78
	LMICP-DIR ECT 算法	0.23	-2.38	5.20	-0.04	9.64	8.02
MR-PET 图 像配准	实际值	1.18	-3.83	6.73	0.50	7.61	7.13
	LMICP 方法初 步对齐	0.19	-1.85	5.40	-0.24	9.09	10.10
	LMICP-DIRECT 算法						



(a) 参考图像MR



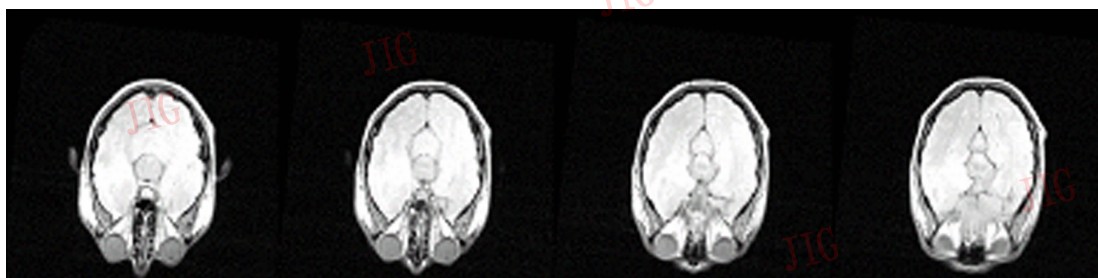
(b) 浮动图像CT



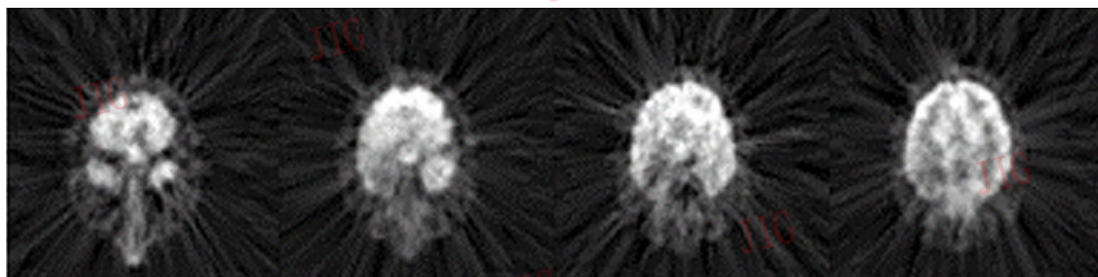
(c) 配准后CT图像

图 4 用 LMICP-DIRECT 算法配准 CT-MR 图像(显示体数据的连续 4 层 2 维切片)

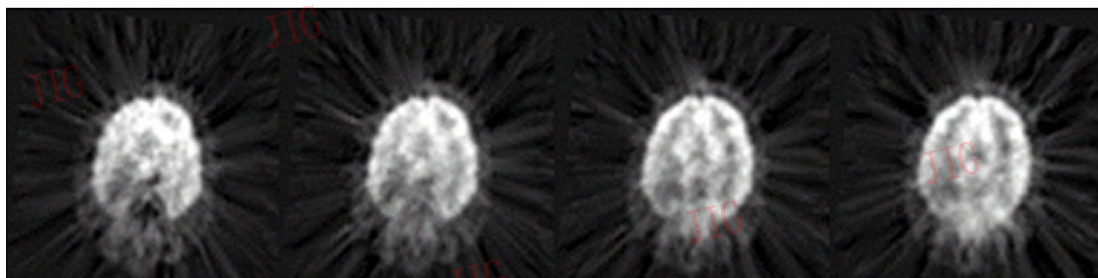
Fig. 4 CT-MR registration using LMICP-DIRECT(four continuous slices are showed)



(a)参考图像MR



(b)浮动图像PET



(c)配准后PET图像

图 5 用 LMICP-DIRECT 算法配准 MR-PET 图像(显示体数据的连续 4 层 2 维切片)

Fig. 5 MR-PET registration using LMICP-DIRECT(four continuous slices are showed)

准精度最高,说明它的抗局部极值干扰能力最强,而且 LMICP-DIRECT 方法的配准速度较快,和遗传算法相比,平均搜索效率提高了约 2~3 倍。

表 2 各种配准算法误差对比

Tab. 2 Registration errors comparison for different algorithms

配准方法	配准误差 (mm)		
	最小误差	最大误差	平均误差
CT-MR 图像配准	MR 体素对角距 4.37		
LMICP 方法	1.29	6.58	4.22
单纯形配准	1.66	4.82	3.26
遗传算法配准	1.09	3.22	2.12
LMICP-DIRECT	1.07	2.96	1.96
MR-PET 图像配准	PET 体素对角距 8.80		
LMICP 方法	2.35	17.62	10.31
单纯形配准	2.11	9.41	6.12
遗传算法配准	1.42	3.15	2.32
LMICP-DIRECT 方法	1.16	2.26	1.84

表 3 各种配准算法迭代次数和互信息函数计算次数对比

Tab. 3 Comparison of iteration times and function evaluation numbers for different algorithms

配准方法	配准速度	
	迭代次数	NMI 函数计算次数
单纯形	83	165
CT-MR 遗传算法	28.7	2 009
图像配准 LMICP-DIRECT 方法	33	775
单纯形	216	381
MR-PET 遗传算法	33.8	2 366
图像配准 LMICP-DIRECT 方法	22	627

## 5 结论

本文提出了一种基于确定性全局优化方法——DIRECT 的多模态图像配准算法。该算法将 LMICP

方法和 DIRECT 算法结合,既利用了图像的特征信息,将 DIRECT 算法的搜索空间限制在一个比较小的范围内,以提高其收敛的效率,同时又发挥了 DIRECT 算法的全局搜索能力,不但有效地跳出了局部极值。而且算法参数设置简单,除了为 DIRECT 算法设定合适的搜索范围外,不需要选择其他的控制参数。几组对比实验结果表明,本文提出的算法能够达到很高的配准精度,而且计算速度也比当前常用的另一种全局优化方法——遗传算法有显著提高,是一种高效、可靠的多模态图像配准算法。

### 参考文献 (References)

- 1 Viola P, Wells W M. Alignment by maximization of mutual information[A]. In: Proceedings of 5th International Conference on Computer Vision[C], Cambridge, MA, USA, 1995:16~23.
- 2 Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Image registration by maximization mutual information and gradient information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, **19**(8): 809~814.
- 3 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.
- 4 He R, Narayana P A. Global optimization of mutual information-application to three-dimensional retrospective registration of magnetic resonance images [J]. Computer Medical Imaging Graph, 2002, **26**(4): 277~92.
- 5 Finkel D E. DIRECT Optimization Algorithm User Guide[EB/OL]. [http://www4.ncsu.edu/~ctk/Finkel\\_Direct/DirectUserGuide\\_.pdf](http://www4.ncsu.edu/~ctk/Finkel_Direct/DirectUserGuide_.pdf), 2003-04-02.
- 6 Hsu L Y, Loew M H. Fully automatic 3D feature-based registration of multi-modality medical images[J]. Image Vision Computer, 2001, **19**(1-2): 75~85.
- 7 Fitzgibbon A. Robust registration of 2D and 3D point sets[A]. In: Proceedings of British Machine Vision Conference[C], Manchester, UK, 2001:411~420.
- 8 Dorsey, R E, Mayer W J. Genetic algorithms for estimation problems with multiple optima, non-differentiability, and other irregular features[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 1995, **13**(1):53~66.