

# 基于轮廓的多设备医学图象的刚性配准

陈明 陈武凡

(第一军医大学生物医学工程系, 广州 510515)

**摘要** 提出了一种基于轮廓的多设备医学图象的刚性配准算法。在半自动轮廓搜索的基础上,运用迭代最近邻点方法搜索轮廓间的对应点,最小化代价函数并获得最佳刚性变换,实现图象的精确配准。通过多次选择初始变换的搜索策略,解决了搜索过程中出现的局部极小值问题。实验表明该方法能有效地实现多设备医学图象的配准。

**关键词** 刚性配准,半自动轮廓搜索,代价函数,迭代最近邻点

## 1 引言

把多设备医学图象中的有用信息融合在一起,使图象之间相互弥补信息量,可以大大提高医生的诊断效率,增强诊断效果。信息融合中用的较多的医学成像设备有CT,MR,SPECT(单光子发射CT)和PET(正电子发射断层成像)等。由于各设备获取的图象之间一般都未对准,故在进行融合之前,必须实现其严格配准。

在多设备医学图象的刚性配准过程中,通常令一幅图象不动,而对另一幅图象做刚性变换,使其与前一幅图象配准。我们把把前一幅图象称为“头”,后一幅图象称为“帽子”。刚性变换可表示为:

$$F(x) = Rx + T \quad (1)$$

这里  $x$  代表“帽子”图象上用于配准的点的2维向量,它们组成了集合  $X = \{x_j\}, j=1, 2, \dots, N$ 。  $N$  为用于配准的“帽子”上的点数;  $R$  为一个  $2 \times 2$  的旋转矩阵,可表示为  $\begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix}$ ,  $\theta$  为刚性变换的逆时针旋转角度;  $T$  为2维平移向量,可表示为  $\begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}$ 。另设“头”上用于配准的点集为  $Y = \{y_j\}, j=1, 2, \dots, M$ 。  $M$  为用于配准的“头”上的点数,通常有  $M=N$ 。如果“头”与“帽子”上的点的对应关系已知,设  $x_j$  和  $y_j$  是一一对应的,则可根据配准的要

求构造代价函数,通过最小化代价函数获得一个最佳刚性变换。代价函数通常为:

$$\Theta(F) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|y_j - E(x_j)\|^2} \quad (2)$$

近年来国外在这方面的研究很多,归结起来配准方法有两大类,即基于点的配准方法和基于轮廓的配准方法<sup>[1,2]</sup>。基于点的配准方法首先要确定图象中用于配准的相应点的坐标,然后利用这些对应点计算出一个最佳变换,使图象得到配准。基于轮廓的配准方法通过搜索获得每幅图象的轮廓,并用轮廓上的点作为配准点,进行几何变换的估算。由于轮廓能较好地反映图象的形状特征,而且它含有的信息量比在图象上选择点的信息量要多,使得配准的效果更加合理。但是由于轮廓上的点不再具有一一对应的关系,所以在寻找最佳几何变换的过程中,如何逐步确定点的对应关系是基于轮廓配准方法是否成功的关键。

## 2 半自动轮廓搜索算法

首先在图象上勾画出一个多边形作为搜索的初始轮廓,在多边形上等间隔采样出一定数量的点,并通过几何变换计算出多边形每条边的垂直线,使多边形上的每个点沿着各自的垂直线方向向外扩展来

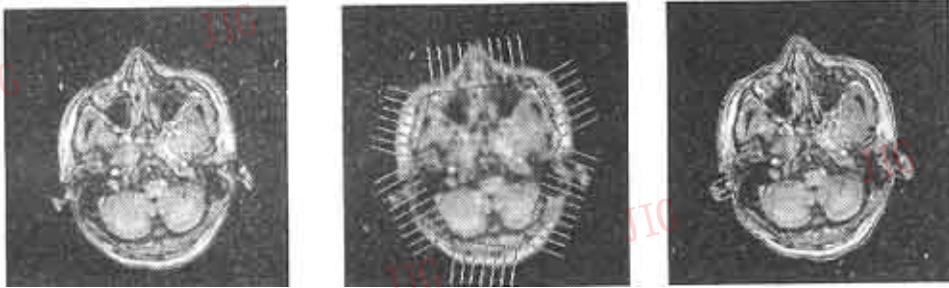
搜索图象真正的轮廓线。我们构造一个二维矩阵,矩阵的每一行代表多边形上的每一点,每一列代表各点沿垂直方向上相隔单位长度的点,矩阵的元素值为相应位置上图象的灰度值。沿垂直线搜索的长度称为搜索窗口宽度即矩阵的列数。为了搜索矩阵每行中哪一列的点代表轮廓上的点,定义了以下的代价函数,使得矩阵每行中具有最小代价函数值的点为轮廓点,代价函数定义为:

$$H(i, j) = \sum_{k=1}^4 \lambda_k H_k(i, j) \quad (3)$$

其中  $i, j$  为矩阵的行列。 $H_k(i, j), k=1, 2, 3, 4$  这 4 项分别反映轮廓线上点的 4 种灰度特征,  $\lambda_k$  为加权系数,对不同的图象可进行调节。 $H_1(i, j)$  为灰度项,可表示为  $H_1(i, j) = [S(i, j) - S_0]^2$ 。 $S(i, j)$  为图象的灰度值,  $S_0$  是能近似代表图象轮廓区域处的灰度

值。这一项可以把曲线吸引到图象轮廓区域。 $H_2(i, j)$  为梯度项,可表示为  $H_2(i, j) = S(i, j+1) - S(i, j-1)$ 。它表示了轮廓上每一点沿着垂直线方向的梯度值的大小。 $H_3(i, j)$  为平滑项,可表示为  $H_3(i, j) = (j_i - j_{i-1})^2$ 。它可使得轮廓线趋于平滑。 $H_4(i, j)$  为收缩/膨胀项,可表示为  $H_4(i, j) = -j^2$ 。这一项可控制曲线的收缩和膨胀的程度。另外为了避免图象上的噪声或者一些局部突变点对搜索轮廓线产生影响,往往对图象先做几次  $3 \times 3$  邻域的平滑。通过调整搜索的窗口宽度以及代价函数中的加权系数  $\lambda_k$ , 经过一次搜索就可获得较好的轮廓线。

我们对一幅 MR 图象做轮廓搜索(见图 1)。在轮廓上采样 300 个点。搜索中设置的参数为  $S_0=50$ ,  $\lambda_1=0.8, \lambda_2=0.5, \lambda_3=0.4, \lambda_4=0.5$ 。由图可见,此方法能很好地搜索出图象的轮廓线。



(a)MR 原图象 (b)对原图象做两次  $3 \times 3$  邻域平滑后,画出初始轮廓线,并显示出轮廓线上的垂直线(只显示了 50 条) (c)在原图象上显示了搜索到的轮廓线

图 1 半自动图象轮廓搜索

### 3 基于轮廓的迭代最近邻点配准算法

在引言中我们简单地介绍了在刚性变换前提下,如何根据已知的对应点,通过最小化代价函数值获得最佳刚性变换,从而完成图象配准。代价函数  $\Theta(F)$  的形式为式(1)。这是在已知 2 幅图象上点的一一对应关系的情况下可直接求解,即“头”图象上的点  $y_j$  与“帽子”图象上的点  $x_j$  是一一对应的。而基于轮廓的配准算法中,轮廓上的点之间的对应关系是未知,所以在最小化代价函数的同时必须逐步迭代寻找对应点。因此,基于轮廓的代价函数可写为:

$$\Theta(F) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|z_j - F(x_j)\|^2} \quad (4)$$

$$z_j = \zeta(x_j, Y) \quad (5)$$

这里  $\zeta$  为寻找对应点的操作符,即  $z_j$  为与“帽

子”图象上的点  $x_j$  对应的“头”图象点集  $Y$  中的点。这里我们采用迭代最近邻点的算法来搜索对应点,并证明了把迭代最近邻点算法结合进代价函数最小值搜索,可获得代价函数的局部极小值。这时寻找对应点的操作符  $\zeta$  就变为寻找最近邻点的操作符  $\Lambda$ :

$$z_j = \Lambda(F(x_j), Y) \quad (6)$$

即  $z_j$  为“头”图象上的点  $x_j$  做刚性变换后,“帽子”图象的点集  $Y$  中与其最接近的点。这样,基于轮廓的迭代最近邻点配准算法的步骤可归纳如下:

(1) 令  $k=1, x_{j0}=x_j, j=1, 2, \dots, N, N$  是轮廓上的点数;设置一初始刚性变换  $F_0(x) = R_0 X + T_0$ , 计算  $x_{j1} = F_0(x_{j0})$ ;设置收敛条件  $\tau$ ;

(2) 搜索最近邻点获取“头”图象上的对应点  $z_{jk} = \Lambda(x_{jk}, Y)$ ;

(3) 用奇异值分解算法最小化代价函数  $\Theta(F)$ , 并获得  $z_{jk}$  与  $x_{j0}$  之间的变换  $F_k$  (之所以用  $x_{j0}$  计算变

换,是因为这样得出的变换为最终的变换);

(4) 计算  $x_{j,k+1} = F_k(x_{j0})$

(5) 计算  $\Theta(F_k)$  和  $\Theta(F_{k-1})$ , 如果  $\Theta(F_{k-1}) - \Theta(F_k) < \tau$ , 则结束搜索; 否则  $k = k + 1$ , 回到步骤 2, 循环计算。

下面对该算法的收敛性做简单证明:

在第  $k$  次循环计算时, 步骤 2 首先计算最近邻点  $z_{jk} = \Lambda(x_{jk}, Y)$ 。设  $z_{jk}$  与  $x_{jk}$  之间的均方差为:

$$e_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|z_{jk} - x_{jk}\|^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|z_{jk} - F_{k-1}(x_{j0})\|^2} \quad (7)$$

在步骤 5 中计算代价函数  $\Theta(F_k)$  为:

$$\Theta(F_k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|z_{jk} - x_{j,k+1}\|^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|z_{jk} - F_k(x_{j0})\|^2} \quad (8)$$

由步骤 3 可知  $\Theta(F_k) \leq e_k$ 。在第  $k+1$  次迭代时, 同样在步骤 2 中计算最近邻点  $z_{j,k+1} = \Lambda(x_{j,k+1}, Y)$ , 根据最近邻点的含义可知:

$$\|z_{j,k+1} - x_{j,k+1}\| \leq \|z_{jk} - x_{j,k+1}\| \quad (9)$$

所以有  $e_{k+1} \leq \Theta(F_k)$ , 另有  $\Theta(F_{k+1}) \leq e_{k+1}$ , 所以:

$$0 \leq \Theta(F_{k+1}) \leq e_{k+1} \leq \Theta(F_k) \leq e_k \quad (10)$$

因此, 代价函数  $\Theta(F_k)$  在迭代搜索过程中是单调非增的, 搜索算法可收敛到其局部极小值。

为了能获得代价函数的最小值, 我们在每次迭代搜索的基础上, 重新选择初始变换, 使其跳出局部极小值范围, 开始新的搜索过程。当迭代搜索获得的刚性变换趋近于一个自映射, 即  $R = \begin{pmatrix} \cos 0 & -\sin 0 \\ \sin 0 & \cos 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ ,  $T = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$  时, 则表明“头”图象与变换后的“帽子”图象得到精确配准, 可以结束迭代搜索。实验表明通过几次搜索可使迭代函数

逐渐趋向于最小值。

## 4 实验结果

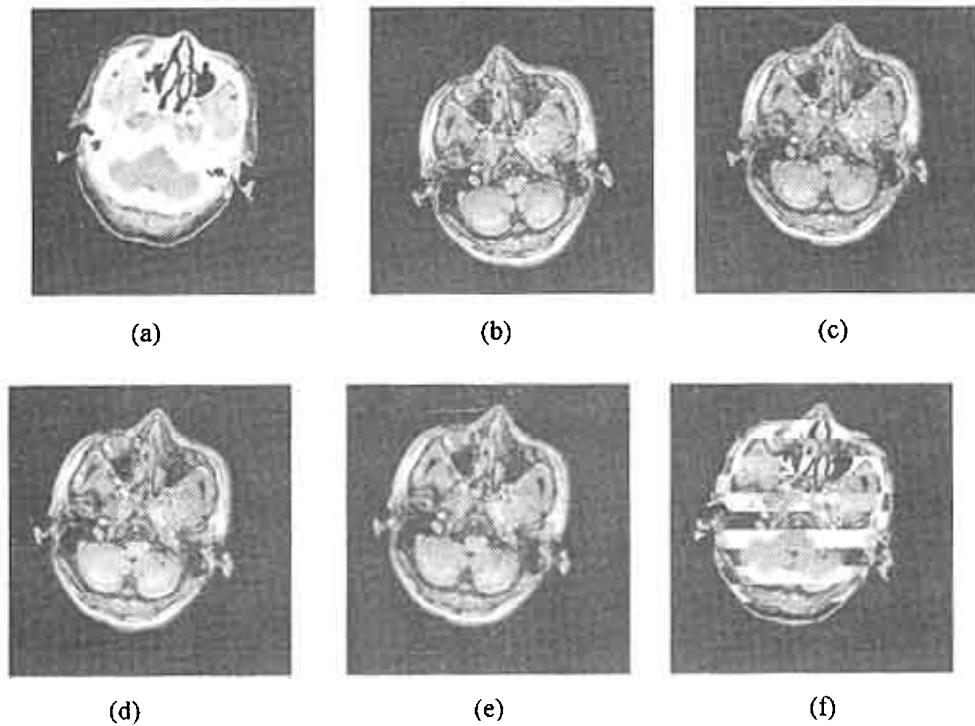
在这一部分我们通过实验在半自动轮廓搜索的基础上, 对 CT 和 MR 两幅不同设备的图象做最近邻点的刚性配准。把 CT 图象做为“头”图象, MR 做为“帽子”图象。对两幅图象进行了轮廓搜索, 搜索出来的轮廓由 300 个点的连线组成。我们设置收敛条件  $\tau = 1.0 \times 1.0^{-7}$ , 选择一合适的初始变换开始迭代搜索, 搜索结束后可获得代价函数的一个局部极小值, 同时得到一个刚性变换, 对原图象做此刚性变换, 然后再选择一初始变换开始新的迭代搜索, 直到得到的刚性变换为一个自映射, 这时图象就得到配准。表 1 为每次搜索的初始变换值和搜索后获取的变换值以及代价函数值, 图 2(见下页)显示了在每次迭代搜索结束后得到的变换图象。图 2(e)为经过 3 次迭代搜索变换后的 MR 图象, 图 2(f)表明 2 幅图象得到了精确地配准。

## 5 结论

本文是以多设备医学图象信息融合为背景, 提出了一个基于轮廓的图象刚性配准方法。为了获取图象轮廓, 我们采用了一种半自动轮廓搜索方法, 通过调整参数使得此方法能很好地运用于多设备图象的轮廓搜索中。由于轮廓上的点不是一一对应的, 所以必须在计算最佳刚性变换的过程当中找到此对应关系。本文运用了迭代最近邻点的算法来解决这个问题。由于一次搜索常常只能收敛到代价函数的局部极小值, 因而不能获得最佳刚性变换, 为此我们运用多次选择初始变换的搜索策略, 使得迭代过程跳出代价函数的局部极小值范围, 沿着新的搜索路径重新搜索, 最终趋近于最小值, 同时得到的刚性变换使得两幅图象能很好地得到配准, 使图象可进一步用于多设备的图象信息融合。

表 1 迭代搜索的初始变换和搜索后变换以及代价函数值

迭代次数	初始变换			搜索后变换			代价函数值
	$\theta$	$t_x$	$t_y$	$\theta$	$t_x$	$t_y$	
1	5	1	0	10.8	-42.5	19.8	4.36
2	5	1	0	5.1	-6.2	8.1	4.30
3	3	1	0	0	$-2.8 \times 10^{-14}$	$7.1 \times 10^{-14}$	3.36



(a) CT“头”图象; (b) MR“帽子”图象 (c) 第一次搜索后 MR 图象;  
 (d)第二次搜索后 MR 图象; (e) 第三次搜索后 MR 图象; (f) 配准后,MR 与 CT 以 16 行为间隔显示在一幅图象上

图 2 基于轮廓的多设备图象的刚性配准

参考文献

1 Maurer Calvin R. Registration of 3-D images using weighted geometrical features IEEE Trans. Med. Imag., 1996, 15:

836~849.

2 Davatzikos C A. An active contour model for mapping the cortex. IEEE Trans. Med. Imag., 1995, 14:65~80.



陈明 1996年毕业于第一军医大学生物医学工程系,现为该系硕士研究生。主要研究方向为医学图象处理与信息融合,小波变换及分形算法研究。



陈武凡 教授,博士生导师。主要研究领域为图象处理,模式识别,图象压缩编码和图象信息融合。

Contour-based Rigid Registration of Multimodal Medical Images

Chen Ming, Chen wufan

(Department of Biological Medical Engineering, The First Military Medical University, Guangzhou 510515)

**Abstract** In this paper, a contour-based rigid registration method of multimodal medical images is presented. Based on the semiautomatic search of contour, by using iterative algorithm of closest points to find corresponding points, the cost function is minimized and a best transformation can be obtained, so that the images are registered precisely. Depending on the strategy of choosing initial transformations many a time, the local minimum problem in process of iterative detection have been solved. This method is proved to be effective on registration of multimodal medical images in our experiment.

**Keywords** Rigid registration, Semiautomatic contour search, Cost function, Iterative closest point