

用平滑薄板样条实现医学图象的弹性配准

张煜 刘哲星 郝立巍 李树祥

(第一军医大学生物医学工程系医学图象重点实验室, 广州 510515)

摘要 医学图象弹性配准是医学图象处理的一个重要研究方向, 日前采用的方法多是手动选择对应标记点, 然后用薄板样条插值方法计算配准变换。为了降低对应点的选取误差对配准准确性的影响, 并克服手动选点操作繁杂、耗时大的问题, 给出了一种准确、快速、鲁棒性好的配准方法。即对薄板样条插值方法进行平滑处理, 并在此基础上采用一种半自动标记点选择方法, 运用此方法进行医学图象的弹性配准, 得到了理想的结果。实验表明, 该方法能有效减弱了对应点位置误差对配准结果产生的影响, 并能较方便地选择对应点集。

关键词 医学影像学(320·1140) 弹性配准 薄板样条 平滑处理 半自动选点 鲁棒性

中图法分类号: TP391.41 R445.39 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)02-0209-05

Medical Image Elastic Registration Using Smoothing Thin-Plate Spline

ZHANG Yu, LIU Zhe-xing, HAO Li wei, LI Shu-xiang

(Key Lab for Medical Imaging, Dept. of Biomedical Engineering, The First Military Medical University, Guangzhou 510515)

Abstract Medical image elastic registration is an important subject in medical image processing. Previous work has concentrated on selecting the corresponding landmarks manually and then using thin-plate spline interpolating to gain the elastic transformation. However, the landmarks extraction is always prone to error, which will influence the registration results. Localizing the landmarks manually is also difficult and time-consuming. In order to solve these problems, a novel method is proposed in this paper. By smoothing the thin-plate spline interpolation functions, the influence of the landmarks error can be decreased effectively. And basing on the process, a semi-automatic method is used to extract the landmarks, which can simplify the selection for points. Combining these two steps, an exact, fast and robust registration approach is obtained. The approach is composed of two steps. First, it searches the contours and makes them discrete to gain the corresponding landmarks. Then by interpolating images with the smooth thin-plate spline, the registration images are obtained. To validate the effect, series experiments are implemented. The experiments show that the novel method can reduce the influence of the landmarks error and gain the satisfactory registration results. In this approach, the smooth parameter is an important factor, which must be selected carefully. The principle for determining the parameter is presented in the end of this paper.

Keywords Medical image, Elastic registration, Thin-plate spline, Smoothing process, Semi-automatic points selection, Robust

0 引言

图象配准在医学图象处理中有着广泛的应用, 它是医学图象分析的一种重要技术。图象的刚性配准方法只能对图象进行全局配准, 也就是说, 只能对

图象进行旋转、平移和缩放变换。在很多情况下, 图象都需要进行更精确的局部配准, 如: 有变形的不同模态图象之间的融合, 外科手术规则与设计, 图象与图谱之间的配准等等。因此, 这就需要对图象进行弹性配准, 以获得图象的精确对应。

目前常用的医学图象弹性配准方法主要有4个

基金项目: 军队“九五”重点项目(96Z027)

收稿日期: 2001-11-05; 改回日期: 2002-08-16

步骤:(1)在待配准图象中,选取一定数量的标记点;(2)建立两幅图象标记点之间的对应关系;(3)利用一种插值方法求取图象之间的配准变换;(4)将求得的变换作用于待配准图象,实现图象的弹性配准等。在这个过程中,标记点的选取和精确对应至关重要。为了保证匹配点的准确性,现在采用的往往都是手动选点,这种方法费时费力,同时在结构不清的情况下,很难选择到足够多的精确对应点,而且其准确性也只是相对的,误差是不可避免的。

因此,考虑到对应点之间的误差,采用一种平滑的处理方法,对日前常用的弹性配准插值方法——薄板样条法进行平滑处理,这是对薄板样条插值方法的一种扩展。通过这种扩展,使得配准时,对标记点的精确性、数量的要求都明显降低。在这种扩展的基础上,再采用一种半自动的标记对应点选取方法,就可以快速地实现标记对应点的选取。

1 薄板样条平滑算法

1.1 薄板样条插值

薄板样条插值是一个多变量插值问题^[1],即对待配准的两幅图象中(图象维数为 d),标定 n 对对应标记点 p_i 和 $q_i, i=1, \dots, n$,在一个合适的 Hilbert 空间 H 上寻找连续变换 $u: \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{R}^d$,满足:(1)最小化一个给定的泛函 $J(u): H \rightarrow \mathbf{R}$;(2)实现如下插值

$$q_i = u(p_i), i = 1, \dots, n \quad (1)$$

对于变换 u 的 d 个子变换 $u_k, k=1, \dots, d$,泛函 $J(u)$ 可以分解为 d 个子泛函 $J(u_k)$ 。因此求变换 u 的问题可以分解为 d 个子问题,即对于 d 维图象,在每一维上分别求取 u_k 。当 d 维和导数阶次为 m 阶时,泛函可以表示为

$$J_m^d(u) = \sum_{k=1}^d J_m^d(u_k) \quad (2)$$

其中单个泛函是

$$J_m^d(u_k) = \sum_{a_1+\dots+a_d=m} \frac{m!}{a_1! \dots a_d!} \times \int_{\mathbf{R}^d} \left(\frac{\partial^m u_k}{\partial x_1^{a_1} \dots \partial x_d^{a_d}} \right)^2 dx \quad (3)$$

a_k 是正整数, x 为坐标矢量, x_k 为 x 的单个分量,此泛函是旋转、平移不变的。当 $d=m=2$ 时,此泛函就是文献[2]中应用的函数。

泛函式(3)的零空间 $\Pi^{m-1}(\mathbf{R}^d)$,是由 \mathbf{R}^d 上的阶的数从0到 $m-1$ 阶多项式函数 $\Phi_i, (i=1, \dots, M)$ 张成的空间,它的维数为: $M = \frac{(d+m-1)!}{d!(m-1)!}$, M 必须小

于对应点的个数 n ,这就决定了对应点的最小数量。 $d=m=2$ 时,对应点的数目必须大于3。最小化泛函式(3)解的解析形式是^[3]

$$u_k(x) = \sum_{i=1}^M a_i \Phi_i(x) + \sum_{j=1}^n w_j U(x, p_j) \quad (4)$$

$U(x, p_i)$ 为插值基函数,它是由维数 d 、泛函的最高阶次 m 及 Hilbert 空间 H 决定的。选择 Sobolev 空间 $S=H^2$,则

$$U(x, p_i) = \begin{cases} |x-p_i|^{2m-d} \ln|x-p_i| & 2m-d \text{ 为正整数} \\ |x-p_i|^{2m-d} & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

基函数 $U(x, p_i)$ 张成一个 n 维函数空间,此空间是仅由第1幅图象的标记点 p_i 决定的。当 $d=m=2$ 时,得到二维图象的插值基函数 $U^j(x, p_i) = |x-p_i|^2 \ln|x-p_i|$,其零空间是由函数 $\Phi_1(x)=1, \Phi_2(x)=x, \Phi_3(x)=y$ 张成。

解下面的线性方程组来求解方程(4)的系数 $a = (a_1, \dots, a_M)^T$,和 $w = (w_1, \dots, w_n)^T$

$$\begin{aligned} Kw + Pa &= v \\ P^T w &= 0 \end{aligned} \quad (6)$$

$K_{i,j} = U(p_i, p_j), P_{i,j} = \Phi_j(p_i), v$ 是第2幅图象中的标记点 q_i 在每一维坐标上的列向量, $P^T w = 0$ 是边界条件,保证在无限远处弹性变换为 $0^{[4]}$ 。

1.2 薄板样条的平滑

薄板样条插值是在假定标记点的位置能准确选定的基础上进行计算的。而在实际中,标记点的位置只能近似选定,存在误差。由于薄板样条插值对点位置的偏差敏感,因此如果对应标记点的位置偏差较大,就不能得到准确的配准结果。为此,需对插值方法进行平滑处理,以减少标记点偏差带来的影响。

引入一个二次项,对泛函式(2)做如下处理

$$J_\lambda(u) = \sum_{i=1}^n |q_i - u(p_i)|^2 + \lambda J_m^d(u) \quad (7)$$

式中的第1项称之为数据项,它是标记点 p_i 变换后与目标点 q_i 之间的欧氏距离之和;第2项为平滑项,用于调节变换结果的平滑程度。最小化此泛函,得到变换 u ,它能够:(1)最大程度配准标记点集;(2)配准变换足够平滑。变换的平滑程度是由参数 λ 决定的, λ 为正数。当 λ 小的时候,得到一个平滑程度小的弹性变换;当 λ 大的时候,得到一个平滑程度高而变形程度小的变换。这里存在两种极限情况:当 $\lambda=0$ 时,就是纯粹的薄板样条插值;当 $\lambda=\infty$ 时,就是最高次数为 $m-1$ 的多项式变换。当 $m=2$ 时,它就是一个仿射变换,没有局部的变形。因此,要

根据图象的实际情况,选择合适的介于 $0 \sim \infty$ 之间的 λ 值来实现理想的弹性配准.

有趣的是,泛函式(3)和式(7)有着相同的基函数,求解系数 $\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_M)^T$, 和 $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_n)^T$ 的方程组在形式上是相同的,即只需将方程组式(6)中的矩阵 \mathbf{K} 用 $\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I}$ 代替

$$\begin{aligned} (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})\mathbf{w} + \mathbf{P}\mathbf{a} &= \mathbf{v} \\ \mathbf{P}^T \mathbf{w} &= \mathbf{0} \end{aligned} \quad (8)$$

2 半自动标记点选取

标记点的选取,在很多情况下是用手动选择,这种方法难度大、费时、繁琐.由于采用了薄板样条平滑,对标记点的对应精确性和数量的要求都降低了,因此引入一种半自动标记点选取方法.这种方法是通过先选取图象对应组织的外边界及内边界,然后将它们离散,得到标记点集.此方法能够较准确且快

速地选取好对应点,从而增加了方便性.

提取图象边界是一个二维问题,可通过几何变换把它转变为一维问题.此几何变换是通过最小化一个能量函数来实现的.

首先,在图象中勾画一初始边界作为假设的先验知识,然后对此初始边界做变形,使它符合图象真实边界.这里,用多边形来近似边界,并通过计算垂直于多边形每条边上的点来寻找真实边界.变换后的图象是一矩形矩阵,它的每一行相应于沿着初始化边界上的不同位置,每一列相应于垂直于初始化边界方向上的点.

初始边界确定后,开始对图象进行迭代搜索,沿变换后图象每一列向外搜索,所搜索到的使能量函数最小的点,就是图象的真实边界点.

图 1 为一幅用这种方法提取 MRI 图象外边界的过程.

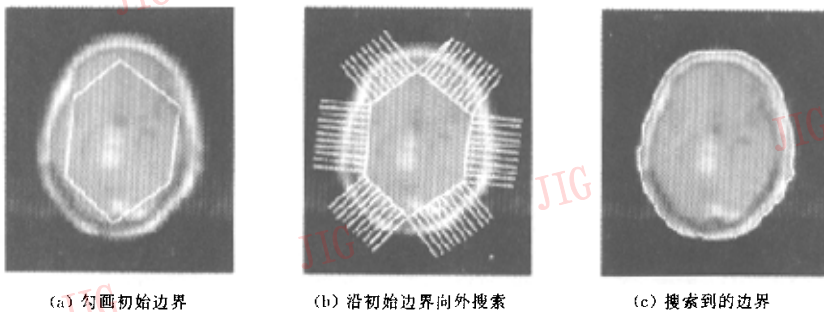


图 1 MRI 图象的边界提取

图象边界提取使用的能量函数为^[5,6]

$$E(i, j) = \sum_{k=1}^4 \beta_k E_k(i, j)$$

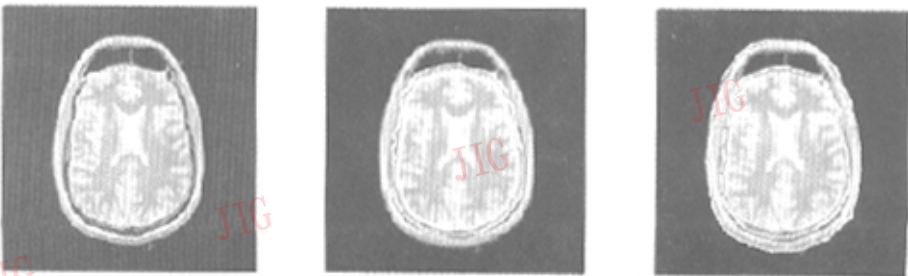
此能量函数是由 4 项能量项组成.其中, E_k 为单个能量项, β_k 为能量系数, (i, j) 为图象像素坐标.

利用这种方法,只要设置合适的搜索宽度,即可搜索到图象内部组织的边界.图 2 是对一幅 MRI 脑

组织图象提取内轮廓和外轮廓的过程.

得到了图象的内、外轮廓后,对它进行离散.其方法是从图象的中心出发,等角度间隔地向外发出 n 条射线,它们与内、外轮廓的交点就作为选定的标记点.

对待配准的两幅图象都进行这样的处理,从而可以得到一一对应的两组点集,作为弹性配准中的对应标记点集.虽然这种方法产生的点集对应的精



确性不是很高,但采用了平滑薄板样条方法后,则可以取得好的配准结果.

3 实验结果

运用上述方法,对 CT 和 MRI 图象进行弹性配准.

由图 3 可以看到,单纯用薄板样条插值方法进行弹性配准,由于对应点误差的影响,配准效果不

好.而应用平滑薄板样条进行配准,配准效果明显改进.计算图 3 各图象之间的互信息量,得到:(a)和(c)的互信息量为 1.249;(a)和(d)的互信息量为 1.542;(a)和(e)的互信息量为 1.655;(a)和(f)的互信息量为 1.700,而(a)和(b)的互信息量为 1.704.显然,平滑薄板样条配准结果是理想的.

对多幅大小不同的 CT 和 MRI 图象进行配准,得到如表 1 的结果.

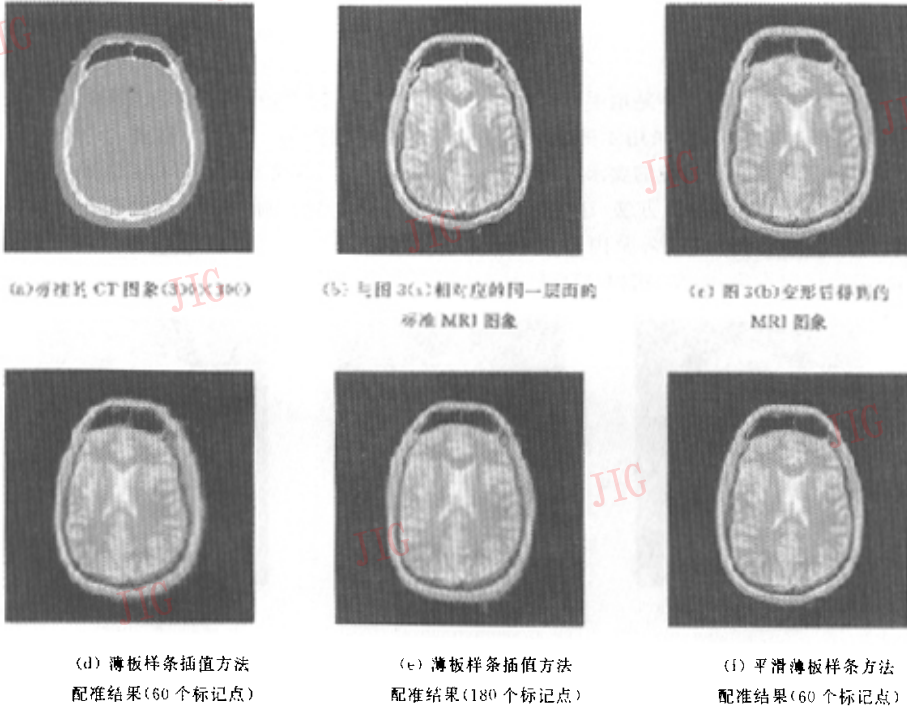


图 3 CT 和 MRI 图象弹性配准组图($\lambda=9.000$)

表 1 不同大小图象的 CT, MRI 配准结果

图象大小	标记点数	配准时间 (s)	配准结果	
			单纯薄板样条插值	平滑薄板样条插值
256×256	48	0.17	配准不准确,毛刺严重	准确配准
	120	0.92	基本配准	-
300×300	60	0.25	配准不准确,毛刺严重	准确配准
	180	1.46	基本配准,个别地方有差异	-
410×410	48	0.20	配准不成功	准确配准
	80	0.32	配准基本准确,毛刺较多	准确配准
	200	1.98	准确配准	-

实验条件:PII 850 微机,内存 128M

在采用半自动标记点选取的情况下,选点简单、方便、快速,但是点的对应程度降低.如果不采用平滑薄板样条插值,配准的准确性不够,仅在对应点数

量比较多的情况下,才可以实现较准确的配准,但稳定性即不够好.而采用平滑薄板样条方法,则大大增强了配准的稳定性,在标记点数目少的情况下,也可

以较好地实现弹性配准,从而也提高了配准的速度.

4 结 论

对薄板样条插值方法进行了平滑处理,并在此基础上,采用了半自动的标记点选取方法.这种选点方法能够快速、方便地选取多个对应标记点,从而改变了手动选点辛苦、复杂的状况.在经过平滑薄板样条处理后,可以很好地达到配准要求.

运用平滑薄板样条插值方法进行弹性配准,有以下几个优点:

- (1) 可以有效降低对应标记点位置误差对配准结果的影响.
- (2) 可以有效去除配准过程中出现的边界毛刺.
- (3) 降低了配准中,对标记点数量的要求,提高了配准速度.
- (4) 增强了配准运算的鲁棒性,可以得到稳定、准确的配准结果.

平滑参数 λ 的选择是很重要的,一般地,当归一化之后的 λ_{norm} 值为 0.1 左右时,得到的结果最理想.因此,对于 256×256 大小的图象,选用的 $\lambda = 6500$, 则 $\lambda_{norm} = \frac{6500}{256^2} = 0.092$; 对 300×300 的图象,取 $\lambda = 9000$, $\lambda_{norm} = 0.1$; 对 410×410 的图象,取 $\lambda = 16000$, $\lambda_{norm} = 0.095$.

实验分析表明,本文采用的弹性配准方法,是一种准确的、鲁棒的、快速的配准方法.

参 考 文 献

- 1 Rohr K, Stiel H S, Sprengel R *et al.* Point-based elastic registration of medical image data using approximating thin-plate splines[A]. In: Proceedings Fourth International Conference on Visualization in Biomedical Computer (VBC'96) [C], Berlin, Germany: Springer Verlag, 1996, 1131:297~306.
- 2 Bookstein F L. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence., 1989, 11(6):567~585.

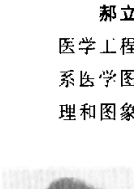
- 3 Arad N, Dyn N, Reissfeld D *et al.* Image warping by radial basis functions: Application to facial expressions [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1994, 56(2):161~172.
- 4 Terzopoulos D. Regularization of inverse visual problems involving discontinuities [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence., 1985, 8(4): 413~424.
- 5 Maurer C R, Aboutanos G B, Dawant Benoit M *et al.* Registration of 3-D images using weighted geometrical features [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging., 1996, 15(6):837~849.
- 6 Ranganath Surendra. Contour extraction from cardiac MRI studies using snakes [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging., 1993, 14(2):328~338.



张 煜 1975 年生,先后于 1997 年和 2000 年获第一军医大学生物医学工程系生物医学工程专业学士和硕士学位,现为该系医学图象研究室博士研究生.研究领域为多模图象配准与融合、医学图象三维建模技术等.



刘哲星 1972 年生,先后于 1996 年和 1999 年获得第一军医大学生物医学工程系生物医学工程专业学士和硕士学位,现为该系医学图象研究室博士研究生.研究领域为医学图象处理、可视化等.



郝立巍 1977 年生,1999 年获第四军医大学生物医学工程学士学位,现为第一军医大学生物医学工程系医学图象研究室硕士研究生.研究领域为基因图象处理和图象二维显示等.



李树祥 1940 年生,第一军医大学教授、博士生导师,全国医学图象学会理事长.1963 年毕业于哈尔滨工业大学,1982~1985 年留学美国,科研与教学成果获国家与军队二等奖以上有 12 项,是国家有突出贡献的专家.主要研究领域包括医学图象技术与生物医学工程.