

# 基于互信息量和薄板样条的 X 射线造影图像弹性配准

杨 健,王涌天,唐宋元,周寿军,刘 越

(北京理工大学信息科学技术学院,北京 100081)

**摘 要:** 本文提出了一种基于互信息量和薄板样条的冠状动脉造影图像弹性配准新方法. 该方法不仅解决了传统模板匹配方法中子块图像分解的不确定性问题,而且还克服了常规优化方法易受初值影响而陷入局部最优的问题,有效的保证了了解的收敛. 试验结果证明本算法能够获得亚像素的配准精度.

**关键词:** 弹性配准; 血管造影术; 互信息量; 薄板样条

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 01-0127-04

## Elastic X-Ray Image Registration Based on Mutual Information and Thin-Plate Spline

YANG Jian, WANG Yong-tian, TANG Song-yuan, ZHOU Shou-jun, LIU Yue

(School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** A novel technique based on mutual information and thin-plate spline is proposed for the registration of coronary angiography images. This method not only resolves the uncertain problem of the calculating block size of traditional template matching method, but also removes the bad influence of the starting point of the optimization and insures to find global minimum. Experimental results show that the proposed method is able to achieve sub-pixel registration precision.

**Key words:** elastic registration; angiography; mutual information; thin-plate spline

## 1 引言

数字减影血管造影(Digital Subtraction Angiography, DSA)以其较高的分辨率和对比度成为临床心血管疾病诊断和治疗中不可替代的工具<sup>[1]</sup>. 然而,由于蒙片和盈片在不同时刻获取,其间由于病人呼吸、器官的蠕动等不可避免的因素,使得蒙片和盈片的像素之间不能精确对准,减影后的图像往往存在大量的运动伪影. 运动伪影的存在严重影响着医生对病变的正确诊断.

图像配准技术是非常有效的运动伪影消除方法之一,该技术通过分析蒙片和盈片像素之间的运动规律,找到最佳的变换关系,通过该变换关系实现蒙片的形变,从而在其相减之后能够有效的去除运动伪影<sup>[2]</sup>. 在过去二十年中大量的学者对 X 射线造影图像的配准技术进行了研究,新方法新技术层出不穷,Meijering<sup>[3]</sup>等人于 1999 年对该技术进行了全面的总结. 然而,由于人体组织的运动非常复杂,而且这种运动存在于三维空间,其在二维平面上的投影图像必然存在大量的信息损失,这使得 X 射线造影图像的配准变得非常困难. 迄今为止,临床治疗中最普遍的运动伪影消除方法仍局限于手工像素对准,该法不但主观性较强而且耗时较长. 对于冠状动脉造影图像,由于心脏周期性搏动使得心肌组织发生较大的形变,因而,此类图像的配准问题异常困难,这也是目前研究的

热点和难点.

针对冠状动脉造影图像,本文提出了一种基于互信息量和薄板样条的弹性配准新方法. 本算法主要由三个部分组成:第一,将蒙片分解为很多小的子块,以互信息量作为相似性测度将蒙片子块图像在盈片中分别进行刚性配准;第二,将配准前后蒙片子块图像的中心点和四个有效的边角点作为控制点对,通过薄板样条实现蒙片的全局弹性变换. 第三,提出了一种蒙片由粗到精、反复迭代的尺度搜索方法.

## 2 配准方法

### 2.1 基于互信息量的子块图像刚性配准

互信息量源于信息论,它是两个随机变量统计相关性的一种测度<sup>[4]</sup>. 图像可以看作是具有独立样本的空间均匀随机过程,从而可将蒙片子块和盈片对应区域分别记为  $M_i(x, y)$  和  $L_i(x, y)$ ,其中  $(x, y) \in R^2$  为像素坐标,  $i$  为子块索引. 于是边缘概率密度  $p(x)$ ,  $p(y)$  和联合概率密度  $p(x, y)$  分别定义为:

$$p(x) = \Pr\{X = x, x \in M_i\} \quad (1)$$

$$p(y) = \Pr\{Y = y, y \in L_i\} \quad (2)$$

$$p(x, y) = \Pr\{X = x, Y = y; x \in M_i, y \in L_i\} \quad (3)$$

以上概率密度分布可通过图像的直方图和联合直方图获得,在 Kullback-leibler<sup>[5]</sup>测度下,互信息量  $I(M, L)$  定义为:

$$I(M_i, L_i) = \int_{x,y} P_{ML_i}(x,y) \log \frac{P_{ML_i}(x,y)}{P_{M_i}(x) P_{L_i}(y)} \quad (4)$$

显然,当两幅图像的空间位置完全重合时,互信息量达到最大值.于是,基于互信息量的配准技术可归结为寻求最优变换  $T_p$ ,使得蒙片子块  $M_i(x, y)$  和盈片对应区域  $L_i(x, y)$  的互信息量  $I(T_p(M_i), L_i)$  达到最大值,记为:

$$T_p^* = \arg \max_p (T_p(M_i), L_i) \quad (5)$$

为了简化模型,假定图像子块间存在着三种变换关系:平移  $(t_x, t_y)$ , 旋转  $(\theta)$  和缩放  $(s_x, s_y)$ . 于是变换模型定义为:

$$T_p(x, y) = \begin{bmatrix} s_x \cos(\theta) & \sin(\theta) & t_x \\ -\sin(\theta) & s_y \cos(\theta) & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

至此,刚性配准问题简化为寻求最优仿射变换参数的优化问题. Powell 算法是一种无导数最优化方法<sup>[6]</sup>,而且运算速度快.因此,本文选择 Powell 算法来实现变换参数的迭代优化求解.

### 2.2 薄板样条

薄板样条 (TPS) 具有将一个空间变换分解为全局反射变换和局部非反射变换之和的独特性质<sup>[7]</sup>. 在对应空间点集的约束下,通过最小化薄板弯曲能,就能求得变换特征点集之间的匹配矩阵和映射参数. 假定 2D 空间中的两个对应点集  $U$  和  $V$ , 分别表示为:  $\{u_a, a = 1, 2, \dots, n\}$  和  $\{v_a, a = 1, 2, \dots, n\}$ . 则薄板样条能量函数定义为:

$$E_{TPS}(f) = \sum_{a=1}^n u_a - f(v_a)^2 + \iint \left[ \left( \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right)^2 + 2 \left( \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 \right] dx dy \quad (7)$$

式中  $f$  为点集  $v_a$  到  $u_a$  的样条映射函数,  $v_a$  和  $u_a$  的齐次坐标可记为  $(1, v_{ax}, v_{ay})$  和  $(1, u_{ax}, u_{ay})$ . 式(7)的第一项和第二项具有不同的物理涵义,第一项是点集  $v_a$  和  $u_a$  之间的接近程度;而第二项是平滑性约束项,不同的  $\lambda$  决定不同的映射程度,当  $\lambda = 0$  时,点集之间精确匹配. 对于该能量函数,每一确定的  $\lambda$  都有一个最小映射函数  $f(v)$ ,  $v \in R^2$  与之对应,该映射函数表示为:

$$f(v) = v \cdot d + \phi(v) \cdot w \quad (8)$$

式中  $v$  为计算得到的点集,  $d$  为  $3 \times 3$  的仿射变换矩阵,  $w$  为  $n \times 3$  非刚性形变系数矩阵,  $\phi(v)$  是由薄板核函数决定的  $1 \times n$  维向量. 对于每一个点  $v$  都有一个  $\phi_a(v) = c \cdot |v - v_a|^{-2} \log |v - v_a|$  与之对应,其中  $c$  为固定常量. 将式(8)的结果带入式(7),得到:

$$E_{TPS}(d, w) = U - Vd - w^T + \text{trace}(w^T w) \quad (9)$$

式中  $U$  为由  $\phi(v_a)$  构成的  $n \times n$  维方阵. 求解该式得到决定薄板样条函数的反射变换矩阵  $d$  和形变系数矩阵  $w$ .

通过对所有子块图像的刚性配准,得到其变换前后的对应特征点集,将该点集作为控制点输入薄板样条从而实现蒙片的全局变换和配准. 弹性配准的效果很大程度上取决于控制点集的数目和点在图像空间中的位置. 随着控制点对数目的增加,迭代变换参数随之增加,计算时间越长. 如果迭代控

制参数选择不好甚至会导致简单穷尽参数搜索的失败. 本文把所有子块图像变换前后的中心点和有效四个边角点作为控制点. 于是,当图像分解为  $m \times n$  个子块时,得到  $5 \times m \times n$  个控制点对. 这样我们就有效的利用了刚性配准得到的平移、旋转和缩放信息,在薄板样条的作用下,实现蒙片和盈片的全局弹性配准.

### 2.3 多尺度搜索方法

通常情况下,蒙片和盈片的像素灰度级存在着整体和局部的差异,仅通过单尺度模板匹配方法很难得到最佳的配准结果,同样,单尺度方法很难对子块的尺度进行确定. 为了解决该问题,我们设计了一种多尺度搜索方法,该方法不同于传统的小波分解方法<sup>[8]</sup>,而是将蒙片由粗到精分解反复迭代搜索寻求全局最优变换. 开始时将整幅蒙片和盈片进行刚性配准,然后不断减小蒙片子块的尺寸进行迭代,直到蒙片分解得足够细或者变换后蒙片和盈片的互信息达到一个稳定值. 每一个分解尺度我们都力求找到一个最优的变换,而该次运算的有效性则由变换后蒙片和盈片的互信息量决定. 若互信息量增大则认为此次迭代有效,接受蒙片的形变;相反,若互信息量减小则抛弃此次计算值,保留上一尺度的蒙片数据. 如图 1 所示,算法归纳如下:

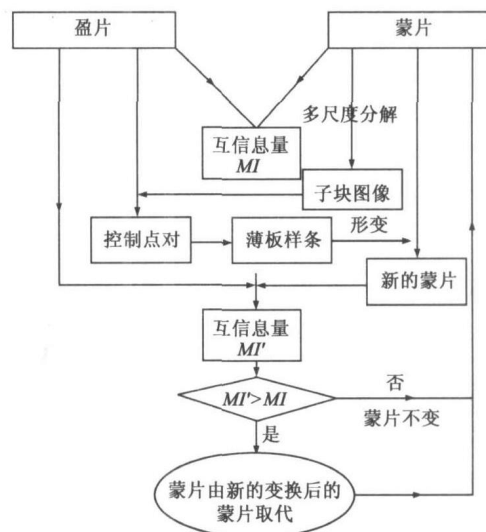


图 1 算法流程图

(1) 计算整幅蒙片  $M_0(x, y)$  和盈片  $L_0(x, y)$  的互信息量, 记为  $MI_0$ .

(2) 将蒙片  $M_{i-1}(x, y)$  分解为  $i \times i$  个子块, 每一子块分别记为  $B_{ij}^i$ , 其中  $i = 1, 2, 3, \dots, n$  为尺度索引,  $j = 1, 2, 3, \dots, i^2$  为子块标号. 于是, 对一幅分辨率为  $512 \times 512$  的图像来说, 第  $i$  个尺度分解的子块图像大小为  $(512 \times 512) / (i \times i)$ .

(3) 每一蒙片子块图像  $B_{ij}^i$  分别在盈片对应区域  $L^j(x, y)$  邻域范围内进行刚性配准, 在配准前后的蒙片子块中提取控制点对, 通过薄板样条作用于蒙片  $M_i(x, y)$  得到新的蒙片  $M_i(x, y)$ . 计算蒙片  $M_i(x, y)$  与盈片  $L(x, y)$  间的互信息量  $MI_i$ .

(4) 若  $MI_i > MI_{i-1}$ , 则用  $M_i(x, y)$  取代当前的  $M_i(x, y)$ ; 若  $MI_i < MI_{i-1}$ , 则本尺度的  $M_i(x, y)$  保持不变.

(5) 本次计算得到的  $M_i(x, y)$  作为下一尺度迭代的初始值, 如此不断重复步骤 (2) ~ (4), 直到蒙片子块图像足够小或者互信息量足够稳定。

上述多尺度迭代方法有如下几个方面的优点: (1) 图像中大的整体性形变在粗尺度迭代中得到校正, 而小的局部形变则在细尺度分解迭代中校正; (2) 本算法能够克服 Powell 算法易受初值影响的缺陷, 能够从不同尺度的局部最优中迅速跳出找到全局最优值, 因为上一尺度优化计算的结果已经很好的估计了下一尺度的初始值; (3) 每一尺度的计算量大大降低, 并且能够快速向全局最优值收敛。

### 3 实验结果

为了对算法进行定量和定性的评估, 本文分别对模拟和真实造影图像进行了配准试验。算法均用 C++ 语言编写, 同时所有实验在一台处理器为 PIV 2.8MHz, 内存 1G 的微型计算机上完成。

#### 3.1 模拟造影图像的配准

从造影图像序列中任选一幅蒙片, 分辨率为  $512 \times 512$ , 如图 2(a) 所示。在该图中随机生成 20 个控制点, 表示为  $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, 20$ 。对于每个控制点, 在  $x$  和  $y$  方向随机加上 -10 到 10 像素的偏移量作为对应控制点, 表示为  $(x_i + dx_i, y_i + dy_i)$ , 其中  $-10 < dx_i, dy_i < 10$ 。将这 20 个控制点对通过薄板样条作用于该蒙片, 形变生成第二幅图像, 如图 2(b) 所示。图 2(c) 给出的是这两幅图像直接相减的结果, 图中可看到大量不规则的运动伪影。

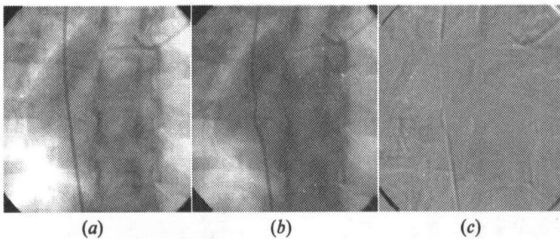


图 2 模拟造影图像。(a) 原始图像; (b) 模拟生成的图像, 该图像由 20 个随机生成的控制点对通过薄板样条作用于原始图像生成; (c) 为图像 (a) 和 (b) 直接相减的结果

由于控制点对在图像中的坐标已知, 因而图像之间的形变关系可以准确计算。于是, 用前面所述方法对这两幅图像进行配准, 同时计算所有控制点对配准前后的均方差 (RMS), 就可以有效的对算法进行评估。均方差计算公式如下:

$$Error = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i ((x, y)_i - (x, y)_i)^2} \quad (10)$$

其中  $(x, y)_i = T_c(x, y)_i$ ,  $T_c$  是薄板样条作用的形变量,  $(x, y)_i - (x, y)_i$  是形变后的控制点和原始控制点之间的欧式距离,  $N$  是控制点的数目。

图 3 给出的是单步计算和多尺度迭代在不同分割尺度时的计算结果。由 (a) 图可以看到多尺度方法使得配准误差迅速降低, 最后到达一个稳定值, 接近于 1.191 个像素; 单步计算方法给出的则是一条下凹的曲线。由 (b) 图可以看到多尺度方法使得互信息量迅速增大, 最后到达一个稳定值 0.993, 接

近于 1, 也即这两幅图像几乎完全配准; 相反, 单步计算方法的互信息量虽然在开始时增加, 但随着子块划分得越来越细, 互信息量又随之减小。对于单步计算方法, 尺度 8 得到最小的配准误差, 为 2.852 像素, 同时互信息量到达最大值, 为 0.734。于是可以得出这样的结论即: 分解尺度 8 (此时子块图像大小为  $(512/8) \times (512/8) = 64 \times 64$ ) 为该图像单步计算的最佳分割尺度。

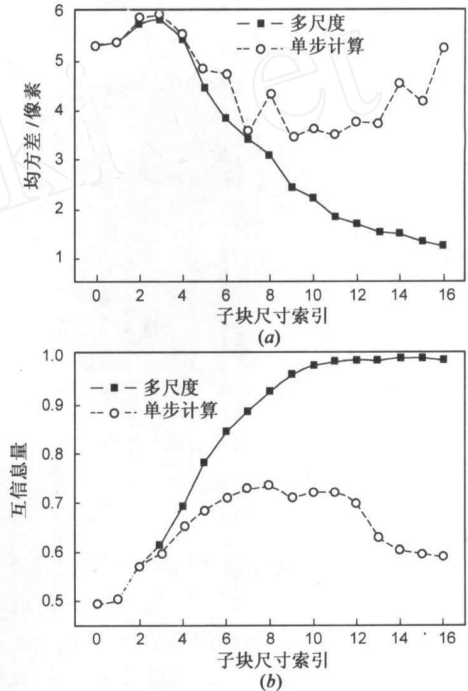


图 3 单步计算和多尺度迭代在不同分割尺度时的计算结果。(a) 对应特征点集之间的均方差曲线; (b) 配准后的图像和原始图像之间的互信息量

图 4 给出的是单步计算和多尺度方法的实验结果, 可以看到单步计算方法配准后, 图像中仍然存在大量的伪影, 相对来说尺度 8 伪影最少; 多尺度方法使得图像中的伪影迅速减少, 在尺度 16 时, 几乎除去了所有的运动伪影。

尺度 4、8、12 和 16 的运算时间分别为 0.925、1.966、3.493 和 5.826 分钟, 子块划分越细, 运算时间相应越长。完全配准时需要 40.53 分钟。相对来说本算法耗时较长。然而本算法以穷尽迭代的方式得到了较高的配准精度和良好减影效果。对

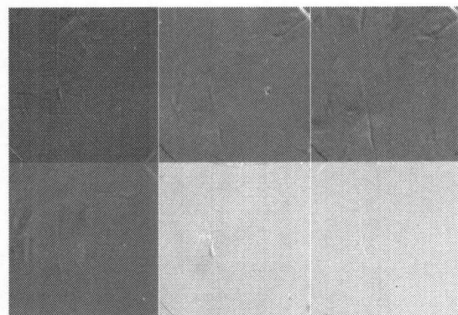


图 4 模拟图像配准实验结果 (配准后的图像和原始图像相减的结果)。第一和第二行分别对应单步计算方法和多尺度方法; 第一到第三列分别对应于分解尺度 4, 8, 16

于无需实时处理但又有较高精度要求的实例,本算法依然是很好的选择.当然,在计算机技术飞速发展的今天,本算法的耗时问题可以通过使用较高配置的计算机或者是 DSP 集成模块给予解决.

### 3.1 真实造影图像的配准

图 5 给出了 3 组冠状动脉造影图像配准的实验结果.图中可以看到直接相减的图像中存在着大量的运动伪影,而经过本文提出的方法配准之后,绝大部分的运动伪影消除了,得到了清晰的冠状动脉造影图像.

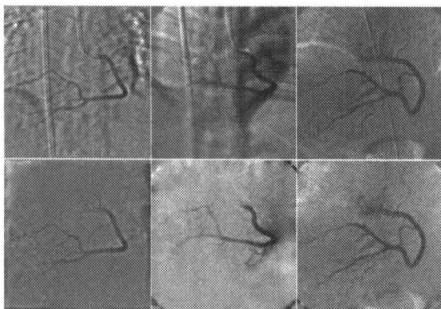


图 5 冠状动脉造影图像配准实验结果.第一行为蒙片和叠片直接相减的结果,第二行为对应的造影图像配准后相减的实验结果.第一到第三列对应于三组不同的造影数据

## 4 结论和讨论

本文提出了一种基于互信息量和薄板样条的冠状动脉造影图像弹性配准新方法.本算法不仅解决了单步模板匹配方法中子块图像分解尺寸难以确定的问题,而且还克服了常规优化方法易受初值影响而陷入局部最优的问题,有效地保证了了解的收敛.目前,多模态图像的弹性配准问题尚未解决的难点之一就是缺乏统一的评估手段,本文提出的模拟图像实验方法可以有效的对弹性配准的结果进行定性和定量的分析和评估.实验结果证明本算法能够获得亚像素的配准精度.

### 参考文献:

- [1] W R Brody. Digital subtraction angiography[J]. IEEE Trans on Nuclear Science, 1982, 29(3): 1176 - 1180.
- [2] Y Bentoutou, N Taleb. Automatic extraction of control points for digital subtraction angiography image enhancement [J].

IEEE Trans on Nuclear Science, 2005, 52(1): 238 - 246.

- [3] E H W Meijering, K J Zuiderveld, et al. Image registration for digital subtraction angiography [J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 31(2): 227 - 246.
- [4] F Maes, A Collignon, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Trans on Medical, 1997, 16(2): 187 - 198.
- [5] T M Cover, J A Thomas, Elements of Information Theory[M]. New York: Wiley, 1991.
- [6] M J D Powell. An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivatives [J]. The Computer Journal, 1964, 7(2): 155 - 162.
- [7] H Chui, A Rangarajan. A new point matching algorithm for non-rigid registration [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 89(2/3): 114 - 141.
- [8] P Thevenaz, M Unser. Optimization of mutual information for multiresolution image registration [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(12): 2083 - 2099.

### 作者简介:



杨 健 1977 年 10 月出生于云南,现为北京理工大学信息科学技术学院博士研究生,主要从事医学图像处理和计算机视觉方面的研究工作. E-mail: yangjian1977@gmail.com



王涌天 1957 年 8 月生,1986 年获英国 Reading 大学物理系光学专业工学博士学位,现任北京理工大学光电工程系教授,博士生导师,教育部“长江学者奖励计划”特聘教授.主要研究方向为现代光学设计及光电仪器、图像与视频处理技术、虚拟现实与增强现实技术. E-mail: wyt@bit.edu.cn