

基于 Legendre 矩的 CT 及 MR 医学图象融合方法

汪家旺 舒华忠 罗立民 葛云 翁学军

(东南大学生物科学与医学工程系, 南京 210096)

摘要 为了提高 CT、MR 多模态医学图象配准、融合的精度和速度, 提出了基于 Legendre 矩的 CT 和 MR 多模态医学图象配准、融合方法, 并运用二维数据图象的 Legendre 矩正交性和无冗余性的特点, 通过找出 CT 及 MR 两种模态医学图象的质心, 计算出两图象的比例因子, 从而完成了两图象的平移和旋转, 并精确地实现了 CT 和 MR 两模态图象的配准、融合, 还优化了 Legendre 矩的快速算法和提高了应用 Legendre 矩配准 CT 和 MR 图象的速度. 实验表明, 利用 Legendre 矩对 CT 和 MR 等多模态图象配准、融合, 不失为一种比较直接、简洁的方法; 同时, Legendre 矩在医学影象诊断、放疗计划系统等方面也具有重要的应用价值.

关键词 正交矩 配准 多模态图象 数据融合

中图法分类号: TN911.73 R445.39 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2001)04-0369-05

The Way of Medical Image Fusion Using the Legendre Orthogonal Moment

WANG Jia-wang, SHU Hua-zhong, LUO Li-min, GE Yun, WENG Xue-jun

(Department of Biology and Medical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract In this paper, we presented the way to register or fuse CT and MR multi-modality image based on the Legendre moment. Because Legendre moment has the merits of orthogonal and minimal information redundancy, by using it, we can find the center of mass of CT and MR images, calculate the scale factor of these images, then the translation and rotation of these images can be performed, these images are registered precisely. Optimizing the Legendre moment's algorithm, we quickened up the registration or fusion of CT and MR images. This method proved to be effective, simple in the registration of multi-modality medical images in our experiment. Legendre moment is also important to the registration and fusion in multi-modality medical image, and in the radiotherapy treatment program system.

Keywords Orthogonal moments, Registration, Multi-modality image, Data fusion

0 引言

放射科医生、临床医生已经越来越普遍地将 CT、MR 图象放在一起进行比较和综合分析, 以便得出正确的诊断意见, 进而制定合适的治疗方案, 但是, 只有二者的图象严格配准时, 这种比较才具有确切的意义^[1].

医学图象匹配技术是 90 年代中期发展起来的一项高新技术, 也是当前国内外研究的热点. 美国的

Edidame 研究小组开发了颅外科计算机虚拟可视化系统, 他们将 CT、MR 图象进行刚性、非刚性配准, 并进行了计算机图形建模; 新加坡国立大学和美国 Johns Hopkins 大学共同开发了一个交互式大脑图谱系统, 用以寻找 MR/CT 图象中的相应目标, 以便实现图象可视化和进行图象的实时处理^[2].

图象配准的主要任务是在两幅图象(二维或者高维)之间建立起对应关系, 也就是寻找图象间的变换关系. 如今多模态数据图象的配准显得越来越重

要,有人用旋转-缩放的方式对体部的 PET 功能性图象和 CT 或 MR 图象进行了融合^[3,4],而作者则将 PET 图象上显示的恶性肿瘤在 CT 图象上进行了对比度增强显示,取得了较好的效果.图象融合配准方法很多,如,基于表皮配准^[5]、基于主轴的配准^[6]以及基于相似特征对的配准^[7,8]等,但均存在配准精度和速度等问题.本文提出一种基于 Legendre 正交矩的配准方法,它具有正交性、无冗余性等优点,对同一病人同一部位的 CT、MR 图象进行配准和融合的结果显示,配准融合后的图象对临床实际使用具有较好的参考价值.

1 Legendre 正交矩的线性配准方法

二维图形 $f(x, y)$ 的 Legendre 正交矩的定义如下

$$\lambda_{nm} = \frac{(2n+1)(2m+1)}{4} \times \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 P_n(x)P_m(y)f(x, y) dx dy \quad (1)$$

其中, n 阶 Legendre 多项式 $P_n(x)$ 的定义为

$$P_n(x) = \frac{1}{2^n} \sum_{k=0}^{n/2} (-1)^k \frac{(2n-2k)!}{k!(n-k)!(n-2k)!} x^{n-2k}, \quad x \in [-1, 1] \quad (2)$$

或

$$P_n(x) = \sum_{k=0}^n C_{nk} x^k \quad (3)$$

这里,多项式系数 C_{nk} 由下式给出

$$C_{nk} = \begin{cases} (-1)^{n-k} \frac{1}{2^n} \frac{(n+k)!}{[(n-k)/2]! [(n+k)/2]! k!}, & n-k \text{ 为偶数} \\ 0, & n-k \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (4)$$

一般 Legendre 多项式采用以下递推公式

$$P_0(x) = 1; P_1(x) = x$$

$$P_{n+1}(x) = \frac{2n+1}{n+1} P_n(x) - \frac{n}{n+1} P_{n-1}(x) \quad (n \geq 1) \quad (5)$$

这里需要强调的是, $f(x, y)$ 的坐标取值要求是 $-1 \leq x, y \leq 1$, 因为在此范围内, Legendre 矩才具有正交性. 由于来自不同模态的图象, 其图象规格各不相同, 为确保多模图象对脏器在空间描述上的一致性, 也就是确保多模图象相同的象/体素是表达同样大小的实际空间区域, 这就需要将两幅图象坐标进行归一化处理.

因此, 可采用下述过程进行处理

步骤 1 对准质心

因为任意图象的质心可由其零阶与一阶矩确定, 所以图象的质心坐标可由下式求出

$$\bar{x} = \lambda_{10} / \lambda_{00}$$

$$\bar{y} = \lambda_{01} / \lambda_{00} \quad (6)$$

如果将参考的图象 $_{ref}$ 和需检测的图象 $_{test}$ 进行了线性配准, 那么就得到两图象相对应点的几何位移

$$\Delta x = \bar{x}_{test} - \bar{x}_{ref}$$

$$\Delta y = \bar{y}_{test} - \bar{y}_{ref} \quad (7)$$

步骤 2 确定参考图象 $_{ref}$ 和需检测图象 $_{test}$ 的比例因子

对于各向同性的两图象而言, 两个对比图象的线性比例因子 s 可由下式确定

$$s = \sqrt{(\lambda_{00})_{test} / (\lambda_{00})_{ref}} \quad (8)$$

步骤 3 确定两图象旋转的角度

对于已对准质心, 且已平移好了的两图象, 设测试图象需旋转 α 角, 于是其坐标为

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (9)$$

则 Legendre 正交矩为

$$(\hat{\lambda}_{nm}(\alpha))_{test} = \frac{(2n+1)(2m+1)}{4} \times \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 P_n(x')P_m(y')f(x', y') dx' dy' \quad (10)$$

这样相关系数 $R(\alpha)$ 即可通过下式计算

$$R(\alpha) = \frac{(\sum_{i+j \geq 0}^{i+j \leq m} (\hat{\lambda}_{ij}(\alpha))_{test} (\hat{\lambda}_{ij})_{ref})}{\sqrt{(\sum_{i+j \geq 0}^{i+j \leq m} (\hat{\lambda}_{ij}(\alpha))_{test}^2) (\sum_{i+j \geq 0}^{i+j \leq m} (\hat{\lambda}_{ij})_{ref}^2)}} \quad (11)$$

式中 $(\hat{\lambda}_{ij})_{ref}$ 表示参考图象的 $i+j$ 阶 Legendre 矩; m 表示需要计算的 Legendre 矩的最高阶数, 理论上 m 取值越大越好, 但考虑到计算量, 通常取 $m \leq 40$ 就足够了. 另外人们通常定义匹配系数 $M(\alpha)$ 为

$$M(\alpha) = 1 - R(\alpha) \quad (12)$$

显然, 当 $M(\alpha)$ 值越小时, 匹配的效果就越好, 当求出 $M(\alpha) \rightarrow \min$ 时, 其对应的 α 值, 即为所求的最佳匹配旋转角度.

综上所述, 本文利用 Legendre 矩得到了两匹配图象的质心位移、比例因子和旋转角度, 这样就可以将两幅图象进行配准.

但是, 我们也注意到, 如果用式(5)直接求取二

维 Legendre 矩,显然计算量是相当庞大的,于是本文改进了算法,即在一种均匀图象中,采用基于格林公式和迭代方法的快速算法^[9],现简述如下

$$\lambda_{nm} = \frac{2m+1}{4} \sum_{i=1}^n [D_i(n+1, m) - D_i(n-1, m)] \quad (13)$$

$$D_i(n, m) = \frac{1}{m} \left\{ \frac{2m-1}{2n+1} a_i [(n+1)D_i(n+1, m-1) + nD_i(n-1, m-1)] + (2m-1)(y_i - a_i x_i) \times [D_i(n, m-1) - (m-1)D_i(n, m-2)] \right\} \quad (14)$$

具体定义和含义参见文献[9],实践证明,此方法实用有效.在计算 Legendre 各阶正交矩后,即可以利用以下关系式来重建图象

$$f(x_i, y_j) \approx \sum_{n=0}^K \sum_{m=0}^n \lambda_{n-m, m} P_{n-m}(x_i) P_m(y_j) \quad (15)$$

式中, K 表示计算的最大 Legendre 矩的阶数,另外还可利用图象重建来检验计算的 Legendre 矩的正确性,因为阶数越高,重建图象越准确.

3 实验结果及讨论

本文从南京医科大学一附院影象中心选取了一个病人同时做的 CT 和 MR 检查图象进行了研究,

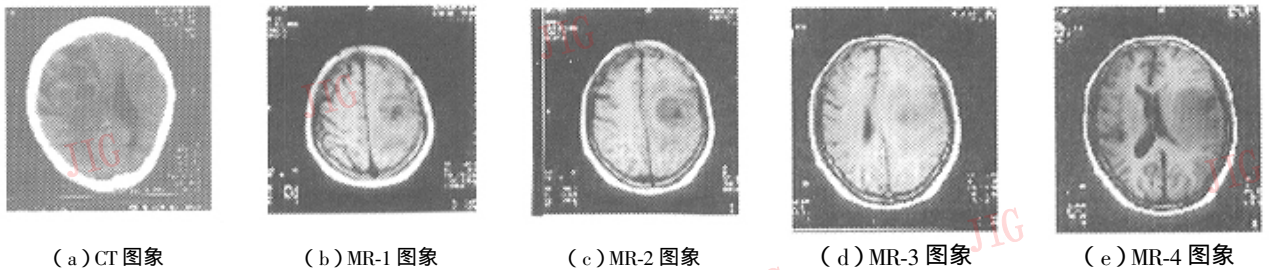


图 1

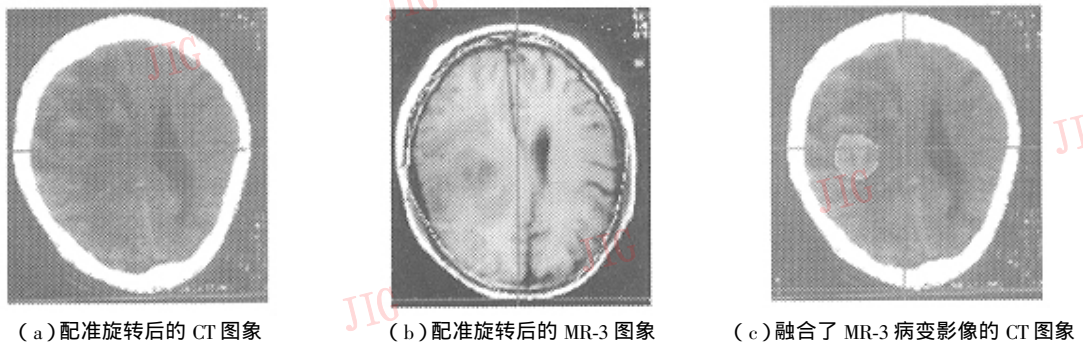


图 2

为了能够满足临床诊疗要求和减少人为因素的干扰,必须提高融合后图象的精度.由此可见,在用 Legendre 矩搜索出 CT 和 MR 图象最接近的层面后,

此病人患有脑部胶质瘤,其 CT 和 MR 图象层厚为 10mm,扫描基线为听眶线;

试验时,首先指定一层 CT 图象为模板图象(图 1(a)),在 MR 一系列图象(图 1(b)~图 1(e))中用 Legendre 矩自动查找与模板图象最佳匹配的图象,查找结果是 CT 图象与 MR-3 层面图象最接近.

(1) CT 和 MR-3 融合的结果显示

图 2(a)和图 2(b)分别为配准旋转后的 CT 和 MR-3 图象;但是,由于单纯地从配准后的 CT 图象或 MR 图象上看,还不能够确定两幅图象中病变部位间的位置关系,因此,需进一步根据病变区域的灰度范围与正常组织的灰度范围的不一致,采用灰度阈值分割技术来将病变部位识别出来,以便在另一幅图象上融合显示.然而,在数字化的图象数据中,由于含有各种噪声,且各种数据(背景数据和感兴趣区域数据)常混在一起,因此选择合适的阈值较为重要,本文是利用直方图来确定阈值,同时对阈值处理后的每幅图象均进行中值滤波,以消除边缘附近的噪声;再用边缘追踪技术提取出病变的边缘.图 2(c)融合显示了 MR-3 病灶部位的 CT 图象.

其两幅图象外轮廓最佳配准也是至关重要的.

本文采用的搜索两图象轮廓线的方法是,首先在图象上勾画出一个多边形作为搜索的初始轮廓

线,然后在多边形上等间隔地采集出一定数量的点,并通过几何变换计算出多边形每条边的垂直线,以便使得多边形上的每一个点沿着各自的垂直线方向向外扩展来搜索图象的真正的轮廓线^[10].

(2)比较 MR 图象中同一层面的 T1 和 T2 图象,并显示其匹配融合结果;

虽然人们已注意到无论怎样精确地选择图象,仍无法使得 CT 和 MR 图象保证在同一个解剖层面上,所以本文又用同一层面的 T1 和 T2 图象,来作为用 Legendre 矩匹配融合结果的应用实例:

图 3(a) 图为 MR-T1 原始图象,图 3(b) 为 MR-T2 原始图象,且已分别勾画了轮廓线;图 4 为配准后的 T1 图象上融合显示 T2 病变信息.

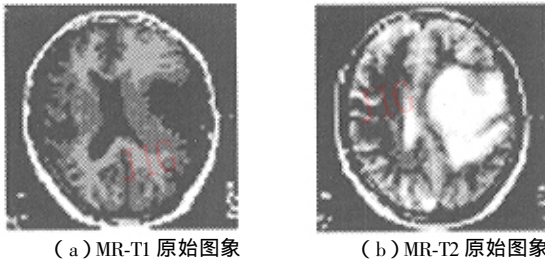


图 3



图 4 融合显示了 T2 病变信息配准后的 T1 图象

3 Legendre 矩与几何矩比较

仍然选择上述病人做为研究样本,分别用 Legendre 矩和几何矩来对此两幅图象进行线性配准融合.

大家知道,在对多边形图象进行线性配准时,由于其比例系数和位移的计算是相同的,故在此不作讨论,而其差别体现在旋转角度上.本文选取 CT 图象(图 1(a))为模板图象,事先将模板图象与测试图象 MR(图 1(b)图 1(c))旋转一个已知角度,然后用两种矩(Legendre 矩和几何矩)分别进行旋转角

度测试.测试结果表明,对于 Legendre 矩,从表 1 中可以看出,随着阶数的提高,虽然匹配系数 $M(\alpha)$ 整体有所增加,但对同一阶数而言,模板图象与相对应的测试图象(MR-2)最佳匹配时, $M(\alpha)$ 达到最小值,因而其旋转角度匹配的准确性较高.

表 1 Legendre 矩-旋转角度测试结果

阶数	K = 12		K = 15		
	角度	$M(\alpha) \rightarrow \min$	角度	$M(\alpha) \rightarrow \min$	
CT	MR-1	182	0.180 4	177	0.216 2
	MR-2	178	0.111 9	178	0.223 5
	MR-3	178	0.035 8	178	0.071 7
	MR-4	179	0.121 9	177	0.128 7

而对于几何矩,则从表 2 可见,随着阶数的提高,匹配系数 $M(\alpha)$ 显得有点杂乱无章,对同一阶数而言,模糊图象与所对应的测试图象(MR-3)进行最佳匹配时, $M(\alpha)$ 并不达到最小值,所以其旋转角度匹配的准确性也就不高,其主要原因是由于几何矩的冗余性和抗干扰的能力较差.

表 2 几何矩-旋转角度测试结果

阶数	K = 8		K = 12		
	角度	$M(\alpha) \rightarrow \min$	角度	$M(\alpha) \rightarrow \min$	
CT	MR-1	177	0.002 1	176	0.003 1
	MR-2	173	0.002 6	174	0.024 2
	MR-3	175	0.101 6	176	0.055 6
	MR-4	183	0.122 8	186	0.021 3

4 结 论

目前,对平面图象序列进行配准、融合有如下多种算法:(1)纯粹数学统计方法,即利用图象的相关系数或利用线性回归、样条插值等多项式变换进行配准、融合的方法;这类方法计算量相当大,并且易受噪声的影响;(2)利用外部的识别标记或利用图象的解剖特征等进行配准、融合的方法,这类方法配准效果比较理想,但对外部标记要求较高,且对病人带来痛苦;(3)利用图象本身点和线的信息,如像素点间距离平均值的最小化等进行配准、融合的方法,这类方法同样计算量大,且误差灵敏.

本文以 CT、MR 医学图象融合为背景,提出了一个基于 Legendre 正交矩的融合方法,即利用二维数据图象的 Legendre 正交矩,对 CT 及 MR 两种模态的医学图象进行配准、融合,得到了理想的结果,并且

由于采用了 Legendre 矩的快速算法,大幅度减少了计算时间,已达到临床上的实时要求.如果直接应用 Legendre 矩(式 5)来配准上述选取的两幅 CT 和 MR 图象,则一次配准大约需要 10min;但采用了 Legendre 矩的快速算法(式 15 和式 16),则对同样两幅 CT 和 MR 图象只需 4s 时间就完成配准,因而该方法在医学影象诊断、放疗计划系统等方面具有重要的实用价值.

参 考 文 献

- 1 Birnbaum A, Noz ME, Chapnick J *et al.* Hepatic hemangomas: diagnosis with fusion of MR, CT and Tc-99m-labeled red blood cell SPECT images. *Radiology*, 1992, 181(2):469474.
- 2 汤海婴, 庄天戈. 交互式 2D/3D 图象处理、配准可视化集成环境. *中国医疗器械杂志*, 1998, 22(6):314318.
- 3 Wahl RL, Quint LE, Cieslak RD *et al.* Anato-metabolic tumor imaging: Fusion of FDG PET with CT or MR to localize foci of increased activity. *J. Nucl. Med.*, 1993, 34(7):11901197.
- 4 Wahl RL, Quint LE, Greenough RL *et al.* Staging of mediastinal nonsmall cell lung cancer with FDG PET, CT, and fusion images: Preliminary prospective evaluation. *Radiology*. 1994, 191(2):371-377.
- 5 Levin DN, Pelizzari CA, Chen GTY *et al.* Retrospective geometric correlation of MR, CT, and PET images. *Radiology*, 1988, 169(3):817823.
- 6 Alpert NM, Bradshaw JF, Kenedy D *et al.* The principal axes transformation: A method for image registration. *JNM*, 1990, 31(10):7171722.
- 7 Bookstein F L. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1989, 11:567585.
- 8 Charles R. Meyer, Gregg S *et al.* Simultaneous usage of homologous points, Lines, and Planes for Optimal, 3-D, Linear Registration of Multimodality Imaging Data, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1995, 14(1):111.

- 9 Shu H Z, Luo L M, Yu W X *et al.* A new fast method for computing legendre moments. *Pattern Recognition*, 2000, 33(10):341-348.
- 10 陈明, 陈武凡. 基于轮廓的多设备医学图象的刚性配准. *中国图象图形学报*, 1998, 3(10):854857.

汪家旺 1959 年生, 1993 年获西安医科大学医学影象专业硕士学位, 现在东南大学生物科学与医学工程系攻读医学图象处理专业博士学位. 发表论文 10 余篇.

舒华忠 现为东南大学生物医学工程系教授, 1992 年获法国雷恩大学数学专业博士学位, 1995 年至 1997 年在东南大学生物和医学图象实验室从事博士后研究工作. 研究领域主要包括放射治疗计划优化、医学图象处理和模式识别等.

罗立民 1956 年生, 1986 年获法国雷恩大学信息处理专业博士学位. 现为东南大学博士生导师、国际核心期刊 *IEEE 生物医学工程杂志(EMB)* 编委. 长期从事医学图象处理和生物医学工程研究. 发表论文 70 余篇, 主持科研开发 20 多项.

葛云 1970 年生, 现为东南大学生物科学与医学工程系博士生.

翁学军 1969 年生, 现为东南大学生物科学与医学工程系图象处理专业博士生, 研究方向为三维实形放疗.