

加快寻优的医学图像互信息配准算法的研究^{*}

黄镜荣, 李熙莹

(中山大学物理科学与工程技术学院//光电材料与技术国家重点实验室, 广东 广州 510275)

摘要: 为了实现多模态医学图像的配准融合, 提出一种加快寻优的医学图像互信息配准算法实现 CT 和 MR 图像的配准。该算法首先使用形态学方法提取图像的边界, 再用力矩主轴法算出浮动图像进行刚性变换的初步平移量和旋转量, 然后以此作为互信息法的初始参数进行寻优, 找出最佳变换, 实现 CT 和 MR 医学图像的自动刚性配准。该方法计算简单、运算量少。利用该配准算法实现融合的结果图像经过临床医生检验, 认为达到临床诊断的要求, 能辅助临床医生对疾病做出正确的诊断。

关键词: 力矩主轴; 互信息; 刚性配准; 形态学。

中图分类号: R443 文献标识码: A 文章编号: 0529-6579 (2005) S2-0174-04

多模态医学图像的配准是融合的基础, 只有将不同模态的医学图像进行准确的配准, 图像信息的融合才有意义。医学图像配准具有重要的临床应用价值, 可用于手术计划的制定、放射治疗计划的制定、病理变化的跟踪和治疗效果的评价等各个方面。如在计算机辅助手术中, 外科医生根据配准的 CT MR 图像精确定位病灶和周围相关的解剖结构信息, 设计周密的手术计划。在放射治疗中, 应用 CT 和 MR 图像配准和融合来制定放疗计划和进行评估, 用 CT 图像精确计算放射剂量, 用 MR 图像描述肿瘤, 用 PET 和 SPECT 图像计划或立体定向活检或手术。

医学图像配准是指对于一幅医学图像寻求一种 (或一系列) 空间变换, 使它与另一幅医学图像上的对应点达到空间上的一致。配准的方法多种多样, 有基于特征的配准方法, 如 Pelizzari 和 Chen 提出的“头帽法”^[1], 该方法与其他基于组织分割的算法一样, 配准精度受限于组织分割的精度, 对于边界模糊的图像, 不适于使用该方法; 矩和主轴法^[2], 该方法对数据缺失较敏感, 配准结果不太精确, 但算法自动、快速、易实现, 所以主要被用作预配准, 以减少后续精确配准时优化算法的搜索区间和计算时间, 如葛云等提出的 Legendre 正交矩^[3]等方法。还有基于灰度的方法, 用得较多有互信息 (MI) 法和相关法, 这些方法配准的精度较高, 如能解决几何变换的优化过程中容易陷入局部最优的问题, 将是比较理想的配准方法。

本文提出一种加快寻优的医学图像互信息配准算法。算法首先对待配准的图像用数学形态学的方法进行预处理, 提取出图像的边界, 在此基础上用主轴力矩法算出浮动图像刚性变换的平移量与旋转量等刚性变换量, 作为 Powell 多参数优化算法的初始参数进行寻优, 找到最佳变换使得两幅图像之间的互信息最大, 得到基于互信息的最优配准参数, 用于实现多模态图像的配准。该自动配准算法计算简单, 运算量少, 配准速度快, 精确度较高, 而且克服了容易陷入局部最优的问题。

1 图像配准过程介绍

本文采用的算法流程图如图 1 所示。

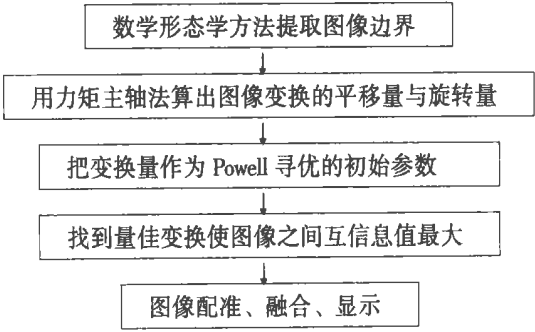


图 1 算法流程图

Fig 1 Flow chart of registration method

1.1 用形态学方法提取浮动与参考图像的边界
用数学形态学对图像进行预处理, 是得到图像的质心和主轴的关键。

提取图像边界要用到膨胀和腐蚀^[4]这两种最基

^{*} 收稿日期: 2005-09-13

基金项目: 广东省科技计划资助项目 (2003B30602), 中山大学青年教师科研启动基金资助项目

作者简介: 黄镜荣 (1978 年生), 男, 硕士研究生; 通讯联系人: 李熙莹, E-mail: stslxy@zsu.edu.cn

本的运算。形态运算的基本思想是用具有一定形态的结构元素 g 去量度和提取图像中的对应形状，形态运算是 g 对图像 f 进行操作。膨胀运算的数学定义为： $f \oplus g = \{z | (g)_z \cap f \neq \Phi\}$ 。其对偶运算是膨胀，腐蚀运算的数学定义为： $f \ominus g = \{z | (g)_z \subseteq f\}$ 。腐蚀是在结构元素的约束下，消除物体的部分边界点的一种过程。

本文的目的是要提取图像的边界，用 $\beta(f)$ 来表示图像的边界，它可以通过适当的结构元素 g 对 f 腐蚀，而后再用 f 减去腐蚀结果得到。即： $\beta(f) = f - (f \ominus g)$ 。

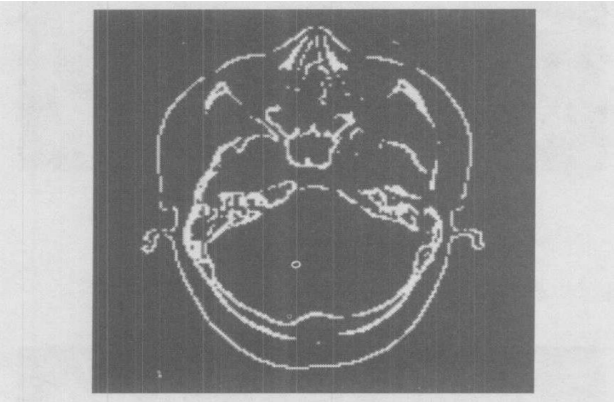


图 2 CT 图像的边界
Fig 2 Boundary of CT image

数学形态学的方法对于提取轮廓不完整的图像具有明显的优势。图 2 是经过数学形态学提取出来的 CT 图像的边界，得到这样的边界图后，即可使用力矩主轴的公式计算图像的质心坐标与主轴。这样计算的速度和精度都大大提高。

1.2 用力矩主轴法算出图像刚性变换初步的平移量与旋转量

图像边界提取出来后，用 (x_i, y_i, z_i) 表示图 2 上的点，用 N 表示轮廓点的个数。则浮动图像整个边界的质心坐标 (x_g, y_g, z_g) 可用公式 (1) 算出：

$$x_g = \frac{\sum_i x_i}{N}, y_g = \frac{\sum_i y_i}{N}, z_g = \frac{\sum_i z_i}{N} \tag{1}$$

由质心坐标值可以得到图 2 的惯量矩阵，主轴是惯量矩阵的特征向量^[9]。由此结论，我们可得惯量矩阵的标准化特征向量 E 等于旋转矩阵 $R(\alpha, \beta, \gamma$ 为图像分别绕 x, y, z 轴的旋转角度)。

$$E = R = R_\gamma R_\beta R_\alpha = \begin{bmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 0 \\ -\sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \tag{2}$$

求得： $\beta = \arcsin(e_{31})$ ， $\gamma = \arcsin(-e_{21}/\cos \beta)$ ， $\alpha = \arcsin(-e_{32}/\cos \beta)$

其中 e_{31} 、 e_{21} 、 e_{32} 为特征向量 E 的元素。

同样地可以得到参考图像的质心坐标值和主轴角度值。分别将浮动图像与参考图像的质心坐标值与主轴角度值相减，即可得到浮动图像刚性变换的平移量和旋转量。

1.3 加快寻优的医学图像互信息配准算法

由力矩主轴法得到的刚性变换平移量与旋转量误差较大。为了达到更为精确的配准效果，本文将力矩主轴法所得的数值作为 Powell 多参数优化算法的初始参数进行寻优，加快寻优过程，使得两幅图像之间的互信息值达到最大，此时得到的平移量和旋转量就可以作为两幅图像之间的最佳配准参数了。这样能得到较为理想的配准效果。

在多模医学图像配准问题中，虽然两幅图像来源于不同的成像设备，但是他们基于共同的人体解剖信息，所以当两幅图像的空间位置完全一致时，其中一幅图像表达的关于另一幅图像的信息，也就是对应像素灰度的互信息为最大。

对于离散的医学图像和，联合概率分布可以用归一化的联合直方图表示：

$$p_{fr}(i, j) = \frac{h(i, j)}{\sum_{i, j} h(i, j)} \tag{3}$$

边缘概率 $p_f(a)$ 分布表示为：

$$p_f(i) = \sum_j p_{fr}(i, j) \tag{4}$$

边缘概率 $p_r(b)$ 分布表示为：

$$p_r(j) = \sum_i p_{fr}(i, j) \tag{5}$$

$$I(f, r) = \sum_{i, j} p_{fr}(i, j) \log \frac{p_{fr}(i, j)}{p_f(i) \cdot p_r(j)} \tag{6}$$

公式 (2) 即为浮动与参考图像之间的互信息值。当此值取最大的时候，浮动与参考图像即达到最好的配准效果。

以下为采用 Powell 多参数优化算法寻找最大 $I(f, r)$ 值的过程：

- (1) 将用力矩主轴法得到的数值作为 Powell 多参数优化算法初始化配准参数；
- (2) 利用配准参数对浮动图像 f 进行线性插值，对于在迭代过程中映射到参考图像之外的浮动图像上的像素点被赋零值；
- (3) 对于参考图像 r ，计算它和浮动图像 f 的

最优化配准参数,使得两者之间的互信息值最大;
(4) 迭代地执行步骤 (2) 和 (3),直到满足 10^{-5} 的收敛准则要求。

采用 Powell 多参数优化算法无需计算梯度,可以加快搜索最大互信息的速度。在每一维内使用 Brent 算法迭代地搜索和估计配准参数,从而使互信息不断增加。令优化过程的搜索顺序为 $(t_x, t_y, \Phi_z, \Phi_x, \Phi_y, t_z)$ 。这种搜索顺序效率最高,精度最高。

2 结果与讨论

2.1 图像配准融合的效果

由于医学图像成像机理的不同,得到的各种图像各有特色。CT 图像在骨骼的显示上优于其他任何设备的效果,MR 图像具有软组织对比度高和信噪比高的优点。如图所示,图 3、4、5 的中图都可以很清楚地看到脑部的骨骼轮廓,如眼眶、内耳孔、鼻腔等清晰可见;而左图也可以很清楚地看到脑部的软组织部分。其中眼球、皮层、听神经、脑室等生理解剖结构特征清晰可见。

图 3、4、5 的右图是本文算法得到的效果图,采用加权平均的方法进行融合,可以验证配准的效果。

图 3 右图中圆圈 1 部分是颞肌上面的骨头,效果图显示位置吻合得很好;圆圈 2 部分能利用原 CT 图像得到的内耳孔和 MR 图像得到的听神经很好地定位,将两种图像有用的信息融合在一起。鼻腔部分的各个组织也吻合得很好。

图 4 中左图圆圈所指的阴影地方是一个体积约为 $47\text{ mm} \times 57\text{ mm} \times 50\text{ mm}$ 的肿瘤,在右图的配准融合图像中利用头骨的位置可以将肿瘤定位,同时可以诊断出肿瘤是否对头骨造成破坏,令头骨产生移位,临床医生可根据此种情况对病人的肿瘤做出进一步诊断。

图 5 中图小圆圈所在的地方是病人手术后头骨上留下的缺口,左图 MR 图像上相应的地方也出现灰度较高的软组织,经过配准融合之后两者很好地吻合在一起,说明配准的效果比较精确。同时肿瘤也可以得到很好的定位。

本文提出的加快寻优的医学图像互信息算法能大大减少配准的时间,如图 3 所示,如果寻优过程使用的初始参数都为 0,则迭代的次数为 337 次,而使用本文的算法,迭代次数降为 184 次,寻优时间减少 40%,而且得到更为精确的结果。如图 5 所示,如果寻优过程使用的初始参数都为 0,会陷入局部极值的情况,不能得出结果,使用本文的算

法,迭代次数只为 196 次,配准结果也很理想。

2.2 评价

由于待配准的多模态图像基本上都是在不同时间或不同条件下获取的,所以至今多模态图像配准的评估尚无“金标准”,公认的一种有效的评估方法是医疗专家用目测方法检验。本实验请有丰富临床经验的影像科专家进行目测评价该算法的配准效果和临床适用性,专家们一致认为本次实验使用的力矩主轴法与互信息法相结合的医学图像自动配准方法效果比较理想,符合医学影像诊断的图像要求。

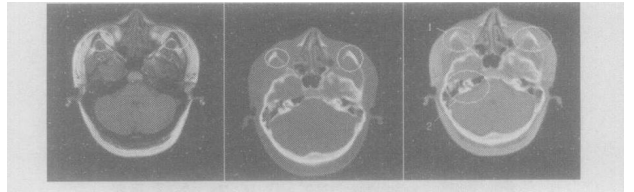


图 3 左图是 MR 图像;中图是 CT 图像;
右图是配准之后的融合图像

Fig 3 Left: MR image; middle: CT image;
right: fusion image after registration

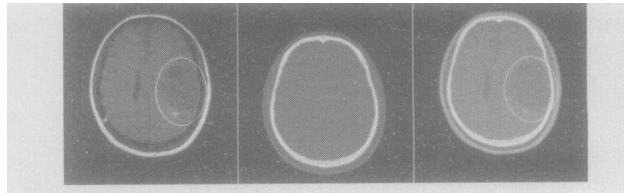


图 4 左图是 MR 图像;中图是 CT 图像;
右图是配准之后的融合图像

Fig 4 Left: MR image; middle: CT image;
right: fusion image after registration

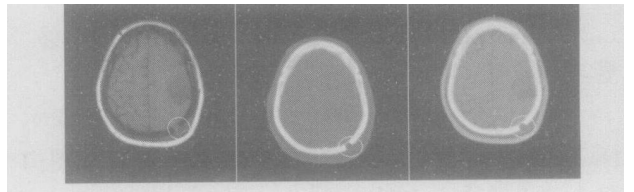


图 5 左图是 MR 图像;中图是 CT 图像;
右图是配准之后的融合图像

Fig 5 Left: MR image; middle: CT image;
right: fusion image after registration

3 结 论

本文提出的加快寻优的医学图像互信息配准算法,具有自动配准、计算简单、运算量少、配准速度快、精度高的特点。用力矩主轴法算得的数值作为互信息法初始参数进行寻优,能大大减少配准的时间,同时可以减少 Powell 算法陷入局部极值的可能。

本文算法配准过程中, 需要人工介入寻找 CT 和 MR 图像对应层面, 给配准过程带来了主观性, 有待改进。本文算法的处理对象是头部等刚性部位, 对于身体其他非刚性部位如胸部、腹部等, 配准效果和精度都有待提高, 需要寻找更为有效的方法。

参考文献:

- [1] 田捷, 包尚联, 周明全. 医学影像处理与分析[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [2] 吴锋, 钱宗才, 杭洽时. 基于轮廓的力矩主轴法在医学图像配准中的应用[J]. 第四军医大学学报, 2001, 22(6): 567—569.
- [3] 葛云, 舒华忠, 罗立民. 基于 Legendre 正交矩的配准方法及其在二值图像配准中的应用[J]. 电子学报, 2001, 29(1): 54—56.
- [4] RAFAEL C G, RICHARD E W. 数字图像处理[M]. 阮秋琦, 阮宇智, 等译. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [5] LOUIS K A, ATAM P D, JOSEPH P B. Three-dimensional anatomical model-based segmentation of MR brain images through principal axes registration[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1995, 42(11): 1069—1077.
- [6] ALPERT N M, BRADSHAW D, KENNEDY D. The principal axes transformation: A method for image registration [J]. J Nucl Med, 1990, 31: 1712—1717.
- [7] PETRA A, VAN D E, EVERT—JAN D, VIERGEVER M A. Medical image matching—A review with classification[J]. IEEE Eng Med Biol, 1993, 1: 26—31.
- [8] MARK B S, QUJI G, ZHI—PEN L. A Bound on Mutual Information for Image Registration[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(8): 843—847.
- [9] WILLIAM H P, SAUL A T. C 数值算法[M]. 2 版. 傅祖芸, 赵梅娜等译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [10] 罗述谦, 周果宏. 医学图像处理与分析[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [11] 张二虎, 卞正中, 俞江. 基于互信息的视网膜眼底图像配准方法[J]. 西安理工大学学报, 2002, 18(1).
- [12] 周永新, 罗述谦. 基于形状特征点最大互信息的医学图像配准[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(7): 654—658.
- [13] 叶德荣, 李坤成, 李永忠. 基于图像分割的 MRI、CT 脑图像自动配准的探讨[J]. 医疗设备信息, 2000(3): 10—12.
- [14] 杨虎, 马斌荣, 任海萍, 沈晋慧. 利用数学形态学工具配准人脑 MR—PET 图像[J]. 中国生物医学工程学报, 2002, 21(5): 430—438.
- [15] DEREKL G H, PHILIPP G B, MARK H, DAVID J H. Medical image Registration[J]. Physics in Medicine and Biology, 2001, 46: 1—45.

Study of Medical Image Mutual Information Registration Method Speedups the Optimized Process

HUANG Jing rong, LI Xi ying

(Sun Yat-Sen University, State Key Laboratory of Optoelectronic Materials and Technologies, Guangzhou 510275, China)

Abstract: A new medical image mutual information registration method, which can speedup the optimized process is proposed for CT and MR medical image auto rigid Registration. This algorithm uses mathematic morphology method to extract the boundary of registration images at first, and then calculates the floating image's centroid coordinates and the angles of rotation through principal axes algorithm. At last, the method uses these coordinates and angles as the initial parameters of the optimized process, then finds the best transformation values. This algorithm computes simply and with little time. The clinicians demonstrate that the registered and fusion images of CT and MR images reach the need of clinical diagnosis, and can help diagnose more correctly.

Key words: principal axes; mutual information; rigid registration; mathematic morphology