

基于轮廓特征点最大互信息的多模态医学图像配准

火元莲¹, 齐永锋², 宋海声¹

(1. 西北师范大学物理与电子工程学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 西北师范大学数学与信息科学学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要:提出了一种基于轮廓特征点最大互信息的多模态医学图像配准方法, 并将粒子群优化算法 (PSO) 和 Powell 算法相结合以一种组合的全局优化算法 (PPSO) 来求取最优配准变换参数。实验结果表明, 该方法具有配准精度高、速度快、鲁棒性强等特点, 是一种有效地全自动配准方法。

关键词:图像配准; 互信息; PSO 算法; Powell 算法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Multimodality Medical Image Registration Based on Mutual Information of Feature Points

HUO Yuan-lian¹, QI Yong-feng², SONG Hai-sheng¹

(1. Physics and Electronic Engineering College of Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China;
2. Mathematics and Information Science College of Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: A new method of multimodality medical image registration based on mutual information of feature points was given. Combines PSO algorithm and Powell algorithm, then we adopt the new combined optimization algorithm as our optimization algorithm to search the best registration parameters. Theories and experiments indicated that this method have the advantages of high precision and good robust.

Key words: image registration; mutual information; PSO; Powell search algorithm

1 引言

多模医学图像配准是医学图像配准的重点研究课题, 是指待配准的两幅图像来源于不同的成像设备。在临床上, 使用多种成像技术并适当地将其加以融合, 可为临床诊断和手术治疗提供更加全面准确的信息。配准的结果使两幅图像的对应特征点在空间上达到一致。

目前, 典型的图像配准算法按是否提取图像特征为依据将其分为基于特征的配准^[1-3]和基于灰度的配准^[4-6]。前者需要在配准之前对图像进行预处理, 提取共同的特征作为配准的依据; 后者不需要对图像进行预处理, 只对图像的灰度进行操作, 缺点是计算量过大。本文将基于特征的配准和基于灰度的配准方法结合在一起, 提出了基于轮廓特征点最大互信息的配准方法。首先提取出图像的主轮廓特征点集, 然后以特征点对之间的最大互信息作为配准

的目标函数来完成图像的配准。

2 配准的过程

2.1 轮廓特征点的提取

本文选取了基于数学形态学^[7]的方法提取出图像的主轮廓。数学形态学表示以形态为基础对图像进行分析的数学工具。它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以达到对图像分析和识别的目的。形态运算是 g 对图像 f 进行操作。数学形态学有膨胀、腐蚀、开启和闭合四种基本运算。

本文的目的是要提取图像的边界, 用 f 来表示图像的边界, 它可以通过适当的结构元素 g 对图

基金项目: 甘肃省自然科学基金项目 (ZS031 - A25 - 006 - Z) (2005 年) 资助。

作者简介: 火元莲 (1973 -), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向为数字信息处理及图像处理。E-mail: huoyuanlian@163.com

收稿日期: 2007-06-21; 修订日期: 2007-08-15

像 f 进行腐蚀,而后用 f 减去腐蚀结果得到,即:

$$(f) = f - (f \ominus g) \tag{1}$$

2.2 目标函数的确定

2.2.1 互信息法的理论基础^[8-10]

互信息是信息论中的一个基本概念,通常用于描述两个随机变量间的统计相关性,或者是一个变量包含另一个变量的信息量的多少的度量。互信息可用熵来描述。边缘概率密度函数和联合概率密度函数分别为 $p(a)$, $p(b)$ 和 $p(a, b)$ 的随机变量 A 与 B 的个体熵和联合熵分别定义为:

$$H(A) = - \sum_a p(a) \log p(a) \tag{2}$$

$$H(B) = - \sum_b p(b) \log p(b) \tag{3}$$

$$H(A, B) = - \sum_{a,b} p(a, b) \log p(a, b) \tag{4}$$

互信息定义为:

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \tag{5}$$

对待配准的两幅图像,可用图像的灰度直方图(统计每个灰度值的像素数目)来计算图像灰度的概率分布。设 $h(a, b)$ 为图像 A, B 的二维联合直方图,则:

$$p(a, b) = \frac{h(a, b)}{\sum_{a,b} h(a, b)} \tag{6}$$

$$p(a) = \sum_b p(a, b), p(b) = \sum_a p(a, b)$$

2.2.2 基于轮廓特征点的互信息的定义

假定从两幅图像中分别提取出形状特征点的集合 $X = \{X_i, i = 1, 2, \dots, N_1\}$ 和 $Y = \{Y_j, j = 1, 2, \dots, N_2\}$, X_i 和 Y_j 表示形状特征点在二维平面中的坐标, X 和 Y 代表了图像中对应解剖组织的形状分布信息在某种空间变换参数下,点集 X 和 Y 的互信息为:

$$I(\cdot) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} P_{ij} \log \frac{P_{ij}}{\sum_{k=1}^{N_1} P_{kj} \sum_{l=1}^{N_2} P_{il}} \tag{7}$$

其中, P_{ij} 代表特征点 X_i 和 Y_j 的联合概率,即同时从 X 中选取 X_i 和从 Y 中选取 Y_j 的概率。我们所要做的工作就是找到一个最优的配准参数 θ^* ,使得

$$\theta^* = \arg \max I(\cdot) \tag{8}$$

采用轮廓特征点的互信息作为配准目标函数,具备如下特有的优点:首先,互信息反映的是两个系统间的统计相关性,或者说,代表了系统 X 中包含的系统 Y 的信息。在医学图像配准问题中,由于待配准的两幅图像基于共同的解剖信息,因此当两幅图像达到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,也就是对应轮廓特征点的位置互信息应为最大。其次,对于轮廓特征点集 X (或 Y) 中特征点的数目多少以及排列先后次序,没有严格要求。即 X 和 Y 中点的数目可以不相等,并且点的编号次序是随机的。再次,具备一定的抗

噪声能力。

2.3 空间变换模型^[7]

脑图像可视为刚体,其变换可分解为旋转和平移变换,变换模型为 $P(x) = Rx + T$, $x = (x, y, z)$ 是像素的空间位置; R 是 3×3 的旋转矩阵, T 是 3×1 的平移向量。矩阵 R 满足约束条件: $R^T R = I$, $\det I = 1$, R^T 是矩阵 R 的转置, I 是单位矩阵。假设图像绕 x, y, z 轴的旋转角度分别为 α, β, γ , 沿 x, y, z 轴的平移量分别为 T_x, T_y, T_z 。则:

$$R = R_x R_y R_z = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha & 0 \\ -\sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos \beta & \sin \beta & 0 \\ -\sin \beta & \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 0 \\ -\sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{9}$$

$$T = [T_x \ T_y \ T_z]^T \tag{10}$$

二维情况下,只有图像平面内的两个平移量 T_x, T_y 和一个绕原点的旋转角度 α 共 3 个参数,我们的目标就是寻求最佳的 3 个变换参数 T_x, T_y 和 α ,使两幅图像的互信息 $I(\cdot)$ 达到最大。

2.4 求解最佳变换参数的优化算法

医学图像的配准过程本质上是一个多参数最优化问题,即寻找使互信息达到最大时的几个空间变换参数值。因此,配准问题实质是配准函数优化问题。必须通过最优化算法求出配准代价函数的极值,从而得到最优配准变换参数。本文将 PSO 算法^[11-14]与 Powell 算法有机地结合起来,即在 PSO 算法每步迭代后对当前的全局最优解增加一步 Powell 局部寻优算法,进而保证了解的精确性的同时提高了求解的速度。

2.4.1 PSO 算法原理

PSO 算法是一种基于群智能方法的演化计算技术,主要用来求全局最优解。它最初于 1995 年由 Kennedy 和 Eberhart 从模拟鸟类的飞行行为而发展起来的。其基本思想是,每个优化问题的潜在解都被看作是搜索空间中的一只鸟,称之为“粒子”(Particle),所有的粒子都由一个被优化的目标函数决定其适应度,每个粒子还有一个速度决定它们飞翔的方向和距离,然后粒子们就追随当前的最优粒子在解空间中进行飞行搜索。

粒子群优化算法首先初始化一群随机粒子(随机解),然后通过进化(迭代)找到最优解。每个粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己:一个极值是粒子本身找到的最优位置,这个位置被称作个体极值 pBest;另一个极值是整个粒子群目前找到的最优位置,通常被称作全局极值 gBest。有时,也可以用部分粒子找到的最优位置,即局部极值来更新粒子的

位置。

2.4.2 PPSO算法流程

采用 PPSO算法完成图像配准的具体步骤描述如下:

Step1. 利用数学形态学方法获取两幅图像轮廓特征点集 X 和 Y , X 为浮动图像点集, Y 为参考图像点集;

Step2. 初始化, 由旋转角度 ϕ , X 方向平移分量 T_x 和 Y 方向平移分量 T_y 构成解空间, 适当地选取粒子个数 n , 最大迭代步数 S , 随机分配 n 个粒子在解空间中的位置;

Step3. 进行一步迭代, 计算每个粒子的速度和位置;

Step4. 对取得的全局最优解采用 Powell算法进行局部寻优, 若全局最优解小于最小允许误差, 或者迭代步数超过 S 则结束迭代, 此时对应的解即是最终要求的解 (旋转角度、 X 方向平移分量、 Y 方向平移分量), 否则转 Step3.

3 实验结果

为了检验该方法的正确性, 我们先以两幅 CT 图像为例, 一幅以另一幅为参考, 有一定的旋转角度和平移量偏差。实验数据结果如表 1 所示。

表 1 两幅 CT 图像仿真实验结果

	T_x /像素	T_y /像素	$\phi/(^\circ)$
变换值	12	6	-10
搜索值	11.68	6.18	-10.47
搜索误差	0.32	-0.18	0.47

由表 1 易知, 该方法是一种行之有效的配准方法。接下来, 我们再来配准两幅 CT 和 MRI 图像。固定 MRI 图像, 对 CT 图像进行变换, 使之与 MRI 图像配准, 如图 1 所示。

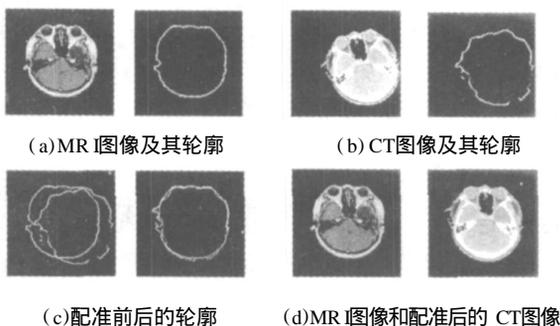


图 1 CT 图像与 MRI 图像的配准

由此可以看到, 基于轮廓特征点最大互信息的图像配准方法可以达到很好的配准效果, 配准精度很高, 能保证误差在一个像素以内。

4 结束语

本文提出了一种基于图像轮廓特征点最大互信息的配准方法, 并在最优化过程中将粒子群优化算

法和 Powell 算法相结合, 实验表明, 该算法具有配准精度高、速度快、鲁棒性强等特点, 是一种有效的全自动配准方法。

参考文献:

- [1] Zitona Barbara, Flusser Jan. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977 - 1000.
- [2] 赵芹, 周涛, 等. 基于特征点的图像配准技术探讨[J]. 红外技术, 2006, 6: 327 - 330.
- [3] Dai X L, Khorram S A. Feature-based image registration algorithm using improved chain-code representation combined with invariant moments[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(5): 2351 - 2362.
- [4] Wachowiak M P, Smolikovar, Durassi G D, et al. Generalized mutual information similarity metrics for multimodal biomedical image registration[C]//Engineering in Medicine and Biology: 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society, Houston, Texas, USA: The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc., 2002, 2: 1005 - 1006.
- [5] Plum J P W. Information and gradient information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(8): 809 - 814.
- [6] 徐东, 李升辉. 互信息医学图像配准研究与局部极值的克服[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(3): 217 - 219.
- [7] 李弼程, 彭天强, 等. 智能图像处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004, 7.
- [8] 姜晓彤, 罗立民, 等. 一种改进的基于互信息和梯度特征的图像配准方法的研究[J]. 仪器仪表学报, 2006, 9: 1141 - 1146.
- [9] 周永新, 罗述廉. 基于形状特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报, 2002, 14(7): 47 - 51.
- [10] Maes F, Collignon A, Vandemeulen D, et al. Multi-modality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1997, 16(2): 187 - 198.
- [11] Kennedy J, Eberhart P. Particle swarm optimization[C]//In: Proceedings of IEEE International conference on Neural Networks, Perth, 1995: 1942 - 1948.
- [12] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//In: Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, 1995: 39 - 43.
- [13] Lu Zhensu, Hou Zhirong, Du Juan. Particle Swarm Optimization with Adaptive Mutation Front Electr[J]. Electron Eng China, 2006: 99 - 104.
- [14] 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 416 - 420.