

基于混合粒子群优化算法的医学图像配准

火元莲¹, 齐永锋², 吕振肃³, 马胜前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;
3.兰州大学信息科学与工程学院, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 提出了一种基于粒子群算法 PSO 和 Powell 的混合优化算法, 将 PSO 算法的全局搜索能力与 Powell 算法的局部寻优能力有机地结合起来。即在 PSO 算法每步迭代后对当前的局部最优解增加一步 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。将其应用于配准过程中对目标函数的最优化, 取得了比较好的效果。

关键词: 图像配准; 互信息; PSO 算法; Powell 算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2007)09-0545-03

A Medical Image Registration Method Based on Mixed PSO Algorithm

HUO Yuan-lian¹ QI Yong-feng² LV Zhen-su³ MA Sheng-qian¹

(1. Physics and Electronic Engineering College of Northwest Normal University, Lanzhou Gansu 730070, China;
2. Mathematics and Information Science College of Northwest Normal University, Lanzhou Gansu 730070, China;
3. School of Information Science and Engineering of Lanzhou University, Lanzhou Gansu 730000, China)

Abstract: A novel algorithm that combines the global search ability of PSO algorithm and the local best result of Powell search algorithm is proposed where, after each time iterated algorithm of PSO, a Powell algorithm is used to get the best result of the current local result. thus, a more precise result can be get. And the application of this algorithm in goal function of image registration process can makes better result.

Key words: image registration; mutual information; PSO(Particle swarm optimization); Powell search algorithm

引言

医学图像的配准技术是 90 年代才发展起来的医学图像处理的一个重要分支, 并日益受到了医学界和工程界的重视。通过对各类图像配准方法的研究可以看到, 图像配准方法是强依赖于图像本身的, 也就是说, 往往不同的图像配准方法都是针对不同类型的图像的配准问题的。到目前为止, 尚不存在任何一种图像配准方法能适用于各种图像配准问题, 毕竟面对的不同类型的图像也千差万别。因此图像配准方法研究的一个重要目标就是提高其对于图像配准算法的有效性、准确性和鲁棒性。

在基于互信息的医学图像配准中目前使用较多的优化算法主要有^[1-4]: Powell 法、单纯形法、遗传算法、模拟退火法、粒子群法等。这些优化算法各有优点, 但也都存在不足之处。例如 Powell 法和遗传算法

都是无需求导数的直接优化法, 但遗传算法的速度较慢, 而 Powell 算法的优化速度虽快, 但容易陷入局部最优。在实际应用中, 经常将多种优化算法混合使用, 即开始时使用粗略的快速算法, 然后使用精确的慢速算法。

本文通过结合粒子群全局优化算法和 Powell 局部优化算法的特点, 提出了一种混合最优化算法, 将其应用于配准过程中对目标函数的最优化, 取得了比较好的效果。

1 配准的过程

如果两幅图像几何上对齐的话, 它们对应像素对的互信息量达到最大。本文以互信息作为配准的目标函数, 以最优化算法求出使两幅图像的互信息达到最大时的变换参数, 并利用此变换参数对待配准图像进行变换, 从而实现两幅图像的配准。

收稿日期: 2007-05-30; 修订日期: 2007-08-07.

作者简介: 火元莲(1973—)女, 甘肃兰州人, 硕士, 讲师, 主要研究方向为数字信号处理、图像处理。

基金项目: 甘肃省科技攻关项目(2GS047-A52-002-07)

1.1 互信息

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^[5]。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:

$$H(A) = -\sum_a p(a) \log p(a) \quad (1)$$

$$H(B) = -\sum_b p(b) \log p(b) \quad (2)$$

$$H(A, B) = -\sum_{a,b} p(a, b) \log p(a, b) \quad (3)$$

互信息定义为:

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (4)$$

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:

$$p(a, b) = \frac{h(a, b)}{\sum_{a,b} h(a, b)}, \quad p(a) = \sum_B p(a, b),$$

$$p(b) = \sum_A p(a, b) \quad (5)$$

1.2 空间变换模型

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: $R^T R = I$, $\det R = 1$, 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:

$$R = R_\gamma R_\beta R_\alpha =$$

$$\begin{bmatrix} \cos\gamma & \sin\gamma & 0 \\ -\sin\gamma & \cos\gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & -\sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\beta & 0 & \cos\beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & \sin\alpha \\ 0 & -\sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$T = [T_x \ T_y \ T_z]^T \quad (7)$$

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 ϕ 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 ϕ , 使两幅图像的互信息达到最大。

1.3 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。

1.3.1 Powell 算法^[6]

Powell 法又叫方向加速法,本质上属于一种不需计算导数的共轭方向法。基本含义是:对于 n 维极值问题,首先沿着 n 个坐标方向求极小,经过 n 次之后得到 n 个共轭方向,然后沿 n 个共轭方向求极小,经过多次迭代后便可求得最小值。对于给定的目标函数 $f(x)$,通过任意选定的初始点出发,利用共轭方向的概念和性质逐次构造共轭方向,并以此作为搜索方向而形成的一种算法。该算法具有较快的收敛速度,但容易陷入局部最优。

2.3.2 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^[7]和 Eberhart^[8]从模拟鸟类的飞行的行为而发展起来的。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。

由于粒子群优化算法的最优解搜索主要依赖于其“记忆”能力和粒子间的信息共享机制。其记忆能力体现在用 pBest 和 gBest 分别保存历史上粒子自身找到的最优解和整个粒子群找到的最优解。粒子间的信息共享则体现在每个粒子下一时刻的飞行位置都受 gBest 的影响。所以,采用粒子群优化算法一般情况下均能找到能让我们满意的结果。

2.3.3 Powell 和 PSO 的混合算法

基于上述讨论,本文提出一种 Powell 和 PSO 的混合算法(简称为 PPSO 算法),将 PSO 算法的全局搜索能力与 Powell 算法的局部寻优能力有机地结合起来。即在 PSO 算法每步迭代后对当前的局部最优解增加一步 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。

采用 PPSO 算法完成图像配准的具体步骤描述如下:

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

2) 进行一步迭代, 计算每个粒子的速度和位置;

3) 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2);

4) 利用三线性部分体积插值法求出图像空间变换后每像素的灰度值, 得到配准后的图像。

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。经过多次实验验证了配准的误差均在一个像素以内。之后固定 MRI 图像, 对 CT 图像进行变换, 使之与 MRI 图像配准, 检验结果如图 1 所示。

由此可以看到, 基于混合粒子群优化算法的图像配准可以达到很好的配准效果。

4 结束语

建立新的理论框架, 提高算法的自动化程度、鲁

棒性和运算速度等是图像配准技术的发展方向。为此需要尽可能结合与挖掘现有方法中的优点, 同时针对一些难点, 开发研究新算法。本文提出的基于混合粒子群优化算法的图像配准, 就是一个较好的例子。

参考文献:

- [1] He Ren-jie, Narayana Ponnada A. Global optimization of mutual information: application to three [hyphen] dimensional retrospective registration of magnetic resonance images[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2002, 26(4): 277~292.
- [2] Du Juan, Tang Songyuan, Jiang Tianzi, Lu Zhensu. Intensity-based robust similarity for multimodal image registration[J]. *International Journal of Computer Mathematics*, 2006, 83(1): 49~57.
- [3] 刘卫光, 郭师红, 周利华. 红外与可见光图像实时配准融合系统[J]. *红外技术*, 2004, 26(5): 66~71.
- [4] 赵芹, 周涛, 舒勤. 基于特征点的图像配准技术探讨[J]. *红外技术*, 2006, 28(6): 327~330.
- [5] 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).
- [6] 何光渝. 常用数值算法丛书——Java 常用数值算法集[M]. 北京: 科学出版社. 2002, 11.
- [7] Kennedy J, Eberhart P. Particle swarm optimization[A]. *IEEE International conference on Neural Networks*[C]. Perth, 1995: 1942~1948.
- [8] Shi Y, Eberhart R C. A modified swarm optimizer[A]. *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*[C]. Anchorage, AKUSA: IEEE, 1998: 69~73.

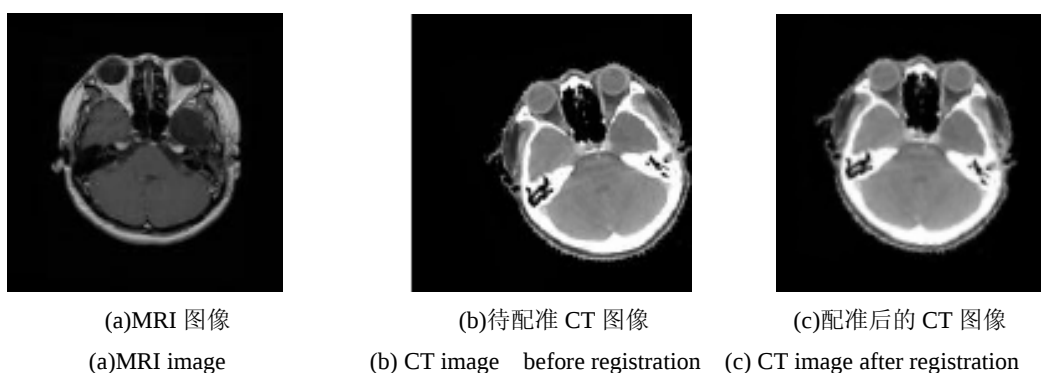


图 1 配准前后的 MRI 和 CT 图像

Fig.1 MRI and CT images before and after registration