

## 蚁群算法和 Powell 法结合的多分辨率三维图像配准

杨帆 张汗灵

(湖南大学计算机与通信学院 长沙 410082)

**摘要:** 基于互信息的配准方法具有精度高,鲁棒性强的特点,成为近年来图像配准研究的热点。但基于互信息的目标函数存在许多局部极值,为配准的优化过程带来了很大的困难。该文提出了一种蚁群算法和 Powell 法相结合的多分辨率搜索优化算法。该算法以互信息作为相似性测度,采用基于小波变换的多分辨率策略,将蚁群算法与 Powell 法结合起来对三维的 CT, MR 图像进行了配准。实验结果表明,这种方法能够有效地克服互信息函数的局部极值,大大地提高了配准精度,达到亚像素级。

**关键词:** 图像配准; 互信息; 蚁群算法; Powell 法

**中图分类号:** TN911.73

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2007)03-0622-04

## Multiresolution 3D Image Registration Using Hybrid Ant Colony Algorithm and Powell's Method

Yang Fan Zhang Han-ling

(College of Computer and Communication, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** Image registration based on mutual information is of high accuracy and robustness. Hence, it has received much attention these years. Unfortunately, the mutual information function is generally not a smooth function but one containing many local maxima, which has a large influence on optimization. This paper proposes a registration method based on wavelet representation. In this method the mutual information is used as the similarity measure and a hybrid algorithm combined by ant colony algorithm and Powell's method as the search technique. This method is applied to the 3D registration of CT and MR. Experiments shows that this registration method could efficiently restrain local maxima of mutual information function and the subvoxel accuracy can be achieved.

**Key words:** Image registration; Mutual information; Ant colony algorithm; Powell's method

### 1 引言

医生在对病人疾病进行诊断和治疗时,经常需要采用 X 射线, CT, MRI, PET, SPECT 等多种成像模式对病人进行成像,以提供病人解剖形态方面和功能代谢方面的互补信息。但不同模式下的图像会出现分辨率不同、灰度属性不同、病灶的位置不同等情况,为了能将不同模式的图像中的信息融合在一起,就必须首先进行图像的配准。多模医学图像配准就是将一幅图像中的像素空间位置进行变换,以使其与另一幅图像的像素在空间位置上对齐,从而将多种成像模式的图像数据融合起来,利用各自图像信息的特点,在一幅图像上表达来自人体多方面的信息。

基于最大互信息的配准方法由于直接使用图像像素灰度信息的统计特性即互信息作为配准的依据,不需要提取图像的解剖特征,因此它是一种精度高、稳健性强的方法<sup>[1]</sup>,在医学图像配准领域得到了普遍关注和广泛应用。在基于互

信息的医学图像配准中目前使用得最多的优化算法是 Powell 法。Powell 法不需要计算导数,在每一维中使用 Brent 算法迭代搜索,搜索速度比较快,局部寻优能力极强,在局部搜索中精度要高于其它的优化算法<sup>[2,3]</sup>;但由于互信息函数存在很多局部极值,并且 Powell 法存在初始点依赖问题,即在配准过程中很容易落入局部最优中,最终的优化结果很大程度上依赖于初始点所在的位置,这就使得 Powell 法的优化过程常常收敛到局部极值而得到错误的配准参数,给互信息函数优化带来很多不便。为了克服 Powell 法的缺点,Plattard 等人在配准优化过程中将 Powell 法和单纯形法结合起来<sup>[4]</sup>,Jenkinson 和 Smith 把多起始点策略引入到 Powell 法优化中<sup>[5]</sup>,Wachowiak 等人则提出了基于 Powell 法、禁忌搜索、粒子群优化算法等优化方法的多种混合优化策略并应用到图像配准中<sup>[6,7]</sup>。我们采用基于小波变换的多分辨率策略,将蚁群算法和 Powell 法结合起来对目标函数进行寻优,提高了配准的准确度和速度。该方法很好地解决了 Powell 法的初始点依赖问题,并且其 Powell 优化过程对参数优化顺序不敏感,不像现有的很多方法需要根据成像特点来设定 Powell 法的参

数优化顺序, 因此具有很好的实用性。实验结果表明, 本文方法能够有效地克服局部极值问题, 大大地提高了配准精度。

## 2 基于互信息的配准方法

### 2.1 基于互信息的图像配准原理

互信息是信息论中的一个基本概念, 用来描述两个随机变量间的统计相关性, 是一个变量包含另一个变量的信息量的多少的度量。它可用熵来描述:

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (1)$$

其中  $H(A)$  和  $H(B)$  分别为图像  $A$  和  $B$  的熵,  $H(A, B)$  为二者的联合熵。在多模图像配准中, 当两幅图像的空间位置完全一致时, 其中一幅图像中表达的关于另一幅图像的信息, 也就是互信息  $I(A, B)$  为最大。

由于互信息对重叠区域的变化比较敏感, Studholme<sup>[8]</sup> 和 Maes 分别提出了两种归一化互信息的表现形式:

$$I(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)} \quad (2)$$

$$ECC(A, B) = \frac{2I(A, B)}{H(A) + H(B)} \quad (3)$$

归一化互信息能更好地反映配准函数的变化。

### 2.2 配准变换模型

本文中变换模型采用的是刚体变换。对待配准的两幅图像, 首先建立统一的立体坐标系, 坐标原点定义在图像的灰度重心, 将两幅图像进行粗配准。选择一幅图像作为参考图像  $R$ , 另一幅图像作为浮动图像  $F$ , 从浮动图像的空间坐标  $P_F$  到参考图像的空间坐标  $P_R$  的刚体变换可以用下式描述:

$$\mathbf{V}_R \cdot (P_R - C_R) = \mathbf{R}_x(\phi_x) \mathbf{R}_y(\phi_y) \mathbf{R}_z(\phi_z) \mathbf{V}_F (P_F - C_F) + \mathbf{t}(t_x, t_y, t_z) \quad (4)$$

其中  $\mathbf{V}_R$  和  $\mathbf{V}_F$  为  $3 \times 3$  的对角阵, 分别表示图像  $F$  和  $R$  的像素大小;  $C_F$  和  $C_R$  分别是两幅图像的中心;  $\mathbf{R}_x(\phi_x)$ ,  $\mathbf{R}_y(\phi_y)$ ,  $\mathbf{R}_z(\phi_z)$  都是  $3 \times 3$  的旋转矩阵,  $\phi_x$ ,  $\phi_y$ ,  $\phi_z$  分别是绕  $x$  轴,  $y$  轴和  $z$  轴的旋转角度;  $\mathbf{t}$  是平移向量,  $t_x$ ,  $t_y$ ,  $t_z$  分别是在  $x$  轴,  $y$  轴和  $z$  轴上的平移距离。

基于互信息的配准过程是一个多参数的优化过程, 即搜索使两幅图像间的互信息最大的 6 个空间变换参数  $t_x$ ,  $t_y$ ,  $t_z$ ,  $\phi_x$ ,  $\phi_y$ ,  $\phi_z$ 。

### 2.3 插值与多分辨率配准

浮动图像上的点通过空间变换后得到的点的坐标不一定是整数, 需要通过插值方法来得到变换点的灰度值。常用的插值方法有最近邻法、线性插值、三次样条等, 在基于互信息的三维图像配准中经常采用三线性 PV 插值算法 (trilinear Partial Volume distribution interpolation)。PV 插值算法不会引入新的灰度值, 浮动图像中的一点  $p$  的灰度  $f(p)$  对联合直方图的贡献是由参考图像中的点  $q$  的周围最

近邻的 8 个点取与三线性插值算法相同的权重加权而得。

基于互信息的配准方法需要计算联合直方图和进行图像插值, 配准时间比较长, 尤其是数据量很大的三维图像配准。为了提高配准速度, 我们利用多分辨率的配准方法。小波变换能够产生图像数据的多分辨率表示。即使是在低分辨率时, 小波分解后的近似分量子图像也保留了原始数据的大多数重要特征。使用这种多分辨率数据, 可以一开始在低分辨率图像进行搜索, 然后上升到高分辨率图像上来进一步细化配准结果, 这样可以大大地减少搜索的数据量。对基于互信息的三维多模医学图像配准来说, 二级多分辨率策略即可满足配准精度要求<sup>[9]</sup>。

## 3 优化算法

### 3.1 蚁群算法

蚁群算法 (ant colony algorithm) 是意大利学者 Dorigo 受自然界中真实蚁群集体行为的启发而提出的一种基于种群的模拟进化算法, 属于带构造性特征的随机搜索算法<sup>[10]</sup>。蚁群算法易于与其它的优化方法结合, 具有并行性和很强的鲁棒性<sup>[11]</sup>。

假设优化的问题为

$$\max Z = f(x), \quad x \in [x_0, x_f] \quad (5)$$

其中  $f(x): R^s \rightarrow R$  为已知的多维函数,  $[x_0, x_f]$  为已知的  $s$  维解空间。设  $m$  只人工蚂蚁, 每只蚂蚁刚开始随机地位于解空间的  $(n_1 \times n_2 \times \dots \times n_s)$  个等分区域的某处, 并按下式定义的概率实现状态转移:

$$p_{ij} = \begin{cases} (\tau_j)^\alpha (\eta_{ij})^\beta, & \eta_{ij} > 0 \\ 0, & \eta_{ij} \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$i, j \in \{1, 2, \dots, (n_1 \times n_2 \times \dots \times n_s)\} \text{ 且 } i \neq j$$

其中  $p_{ij}$  表示蚂蚁从解空间区域  $i$  转移到区域  $j$  的概率,  $\tau_j$  为区域  $j$  的吸引强度, 期望值  $\eta_{ij}$  定义为  $\eta_{ij} = f_{j\max} - f_{i\max}$ , 即蚁群在区域  $j$  与区域  $i$  已经搜索到的空间位置上目标函数最大值的差值, 给定参数  $\alpha, \beta > 0$  为启发式因子, 分别表示蚂蚁在状态转移过程中区域吸引强度  $\tau_j$  和期望值  $\eta_{ij}$  对蚂蚁转移概率所起的不同作用。

区域  $j$  吸引强度的更新方程为

$$\tau_j(t+1) = \rho \tau_j(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_j^k, \quad j = 1, 2, \dots, (n_1 \times n_2 \times \dots \times n_s) \quad (7)$$

$$\Delta \tau_j^k = \begin{cases} QL_j^k, L_j^k > 0, \\ 0, L_j^k \leq 0, \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, (n_1 \times n_2 \times \dots \times n_s) \quad (8)$$

式中  $\Delta \tau_j^k$  反映本次循环中第  $k$  只蚂蚁在区域  $j$  的局部搜索中吸引强度的增加,  $L_j^k$  表示本次循环中第  $k$  只蚂蚁在区域  $j$  的局部搜索中目标函数值的变化量; 参数  $\rho \in (0, 1)$ , 体现解空间中各个等分区域中吸引强度的持久性; 参数  $Q$  是一常数, 为蚂蚁释放的信息素密度; 算法中有关的初始值取为

$\tau_j(0) = C$ ,  $\Delta\tau_j(0) = 0$ 。区域  $i$  中的蚂蚁的转移及搜索规则定义为

$$j = \begin{cases} \arg \max_{j \in \text{neighbor } i} \{p_{ij}\}, & \text{即进入区域 } j \text{ 进行随机搜索} \\ \text{否则}, & \text{在区域 } i \text{ 内进行随机搜索} \end{cases} \quad (9)$$

其中 neighbor  $i$  表示区域  $i$  的相邻区域。每只蚂蚁要么以上述规则从当前区域转移到其他相邻区域中作局部随机搜索, 要么在当前区域内进行局部随机搜索。于是多维函数  $f(\mathbf{x})$  的寻优就借助于  $m$  只蚂蚁在解空间的等分区域间的不断移动以及某些区域内的局部随机搜索来进行, 这种寻优方式相当于一群蚂蚁对定义域进行有穷尽的且在先验知识引导下的随机搜索, 最终收敛到问题的近似全局最优解。

函数优化问题的蚁群算法步骤如下:

(1)  $\text{count} \leftarrow 0$  ( $\text{count}$  为迭代次数), 设置算法参数及解空间的分区数, 将  $m$  只蚂蚁随机放置于初始区域上;

(2) 每只蚂蚁以式(6), 式(9)给出的概率规则转移或作局部搜索;

(3) 存储各区域当前已搜索到的目标函数最大值;

(4) 记录当前最好解  $x_{\max}$  及最优值  $f_{\max}$ ;

(5) 按式(7), 式(8)更新各区域的吸引强度  $\Delta\tau_j$ ,  $\text{count} \leftarrow \text{count} + 1$ ;

(6) 若  $\text{count}$  小于预定的迭代次数, 则转到(2);

(7) 输出最佳结果。

蚁群算法中的主要参数一般设置如下:  $1 \leq \alpha, \beta \leq 5$ ;  $0.5 \leq \rho \leq 1$ , 取 0.7 左右为最佳;  $1 \leq Q \leq 10000$ ,  $Q$  的取值对算法影响不大; 蚂蚁数目  $m$  和解空间的分区数有关, 分区数越大则蚂蚁数目越多。

### 3.2 蚁群算法与 Powell 法结合的配准优化算法

蚁群算法在一般情况下均能找到比较满意的结果, 但得到的解不一定是解空间的最优解, 通常是全局最优解附近的一个解。而 Powell 算法有极强的局部寻优能力, 所以在本文的配准优化过程中我们将蚁群算法的全局搜索能力和 Powell 算法的局部寻优能力有机结合起来。由于蚁群算法中目标函数的计算次数比较多, 从而优化时间比较长, 为此我们采用了基于小波变换的多分辨率策略, 优化过程分为两步, 第 1 步首先在较低分辨率的图像上采用蚁群算法进行配准, 此时图像比较小, 互信息计算速度快, 优化过程能较快完成; 第 2 步采用 Powell 法在高分辨率图像上进行寻优, 算法的初始点为上一步中蚁群算法得到的最好解。该算法的具体步骤描述如下:

(1) 首先对待配准的浮动图像和参考图像进行小波分解, 得到比较小的子图像; 对子图像进行配准, 采用蚁群算法进行寻优。优化过程中插值方法采用最近邻法, 联合灰度直方图的灰度级数设置为 64。在图像分辨率比较低时, 采用最近邻法插值速度快, 效果和 PV 插值差不多, 将图像灰度归一

化到较少的灰度级别能够提高配准精度和速度。

(2) 将步骤(1)中蚁群算法得到的配准参数作为 Powell 法寻优的起始点, 在高分辨率的图像上进行配准, 得到配准的最优解。为提高配准精度, 优化过程中插值方法采用 PV 插值, 图像灰度级数设置为 256。

由于步骤(1)中蚁群算法的配准结果为步骤(2)中的 Powell 法优化提供了一个非常有效的初始点, 使得 Powell 法的参数优化顺序对其优化结果的影响很小, 因此不需要根据成像特点来设定参数优化顺序, 同时也使得步骤(2)的优化时间要比从默认初始点或者随机初始点开始搜索的普通的 Powell 法花费的时间短很多。步骤(1)中的蚁群算法是在分辨率低的图像上进行寻优, 并且插值方法简单, 所以互信息的计算比较快, 步骤(1)的优化过程能在比较短的时间内完成, 整个算法总的运行时间与普通的 Powell 法相当。

## 4 实验结果

本文采用的图像数据来源于美国 Vanderbilt 大学“回顾性图像配准算法评估”项目, 该项目中有一套用于研究人员进行算法初步评估的病人数据 Practice 组, 并给出了该套数据 CT-MR 配准的标准结果, 我们应用这套数据及其标准结果, 对算法结果的准确性进行了评估。

Practice 组中包括一个病人的一套 CT 数据、6 套 MR 数据, 6 套 MR 数据依次为 PD、T1、T2 和分别进行了几何失真校正的 PD\_rectified, T1\_rectified, T2\_rectified 图像; CT 图像的分辨率为  $512 \times 512 \times 29$ , 像素大小为  $0.653595\text{mm} \times 0.653595\text{mm} \times 4\text{mm}$ , MR 图像的分辨率为  $256 \times 256 \times 26$ , 像素大小为  $[1.25 \sim 1.28\text{mm}] \times [1.25 \sim 1.28\text{mm}] \times [4 \sim 4.12\text{mm}]$ 。

使用本文提出的配准方法, 对 CT 和 MRI 图像做配准, 以 MR 图像为配准参考图像, CT 图像为配准浮动图像。其中, 在算法步骤(1)中先对每一层的浮动图像进行两次小波分解, 分解后每层图像的分辨率为  $128 \times 128$ ; 步骤(2)中浮动图像为原始大小, 即分辨率为  $512 \times 512$ 。同时, 采用 Powell 法按步骤(2)中同样的参数对这些图像进行配准, 初始点各参数值均默认为 0, 并将这两种方法得到的配准的误差对比显示在表 1 中。我们把配准后浮动图像的 8 个顶点  $q_{i,\text{MI}}$  和标准结果的 8 个顶点  $q_{i,\text{ref}}$  按下面的方法对配准结果的准确性进行评估:

$$\Delta = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 |q_{i,\text{ref}} - q_{i,\text{MI}}| \quad (10)$$

其中  $\Delta$  表示 8 个相应顶点的平均几何距离, 我们用其来表示图像配准的误差。

以 MR 图像中的像素对角距作为一个像素大小, 即

$$\sqrt{1.25^2 + 1.25^2 + 4.0^2} \approx 4.373\text{mm}$$

从表 1 可以看出, 采用蚁群算法与 Powell 法结合的方法, 全部的配准误差均小于单个像素大小, 我们的配准结果达到了

表 1 CT-MR 配准结果误差(mm)

	CT-PD	CT-T1	CT-T2	CT-PDr	CT-T1r	CT-T2r
蚁群算法+Powell 法	2.4090	1.1125	3.9131	3.9666	2.0930	3.0762
Powell 法	6.0994	5.9620	3.9168	4.2602	2.2292	5.3402

亚像素精度的要求。同时可以看到, 由于 Powell 法的优化结果非常依赖于初始点, 容易陷入局部极值, 所以从默认的初始点出发搜索得到的配准结果精度有高低, 那些陷入局部极值的配准结果精度就比较差; 而将蚁群算法和 Powell 法结合起来, 通过蚁群算法为 Powell 法提供一个非常有效的初始点能够很好地克服互信息函数的局部极值, 得到配准结果精度普遍优于 Powell 法。

图 1 为一个病人的多模图像及其配准结果, 图 1(a), 图 1(c)显示比例为原图像的 25%, 图 1(b), 图 1(d)显示比例为原图像的 50%。对比图 1(a), 图 1(b)可知两幅图像的原始空间位置相差很大, 从图 1(d)可以看到经过变换后两幅图像达到了很好的配准结果。

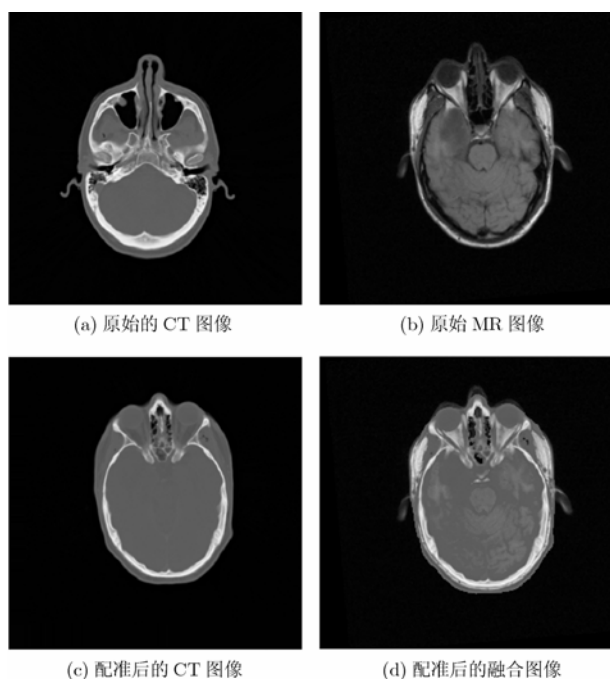


图 1 CT-MR 图像配准结果

## 5 结束语

基于互信息的配准方法具有精度高、鲁棒性强、不需要预处理等优点, 但也存在优化时间长、互信息函数存在很多局部极值等问题, 使得常用的一些优化算法(如 Powell 法)容易陷入到局部最优中, 不能得到全局最优的配准结果。本文提出了一种蚁群算法和 Powell 相结合的多分辨率搜索优化算法。该算法采用基于小波变换的多分辨率策略, 以互信息作为相似性测度, 将蚁群算法和 Powell 法结合起来对三维的 CT, MR 图像进行了配准, 获得了较好的效果, 配准结果精度达到了亚像素级水平, 并且蚁群算法具有很好的并行性, 各只蚂蚁的搜索行为可以并行进行, 适合在并行机和分布式

系统中执行, 在成像技术快速发展、图像分辨率不断提高、图像数据量越来越大的今天, 具有并行性的高性能配准方法对多模图像配准有着非常重要的意义。

## 参考文献

- [1] Maes F, Collignon A, and Vandermeulen D, *et al.* Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 1997, 16(2): 187-198.
  - [2] Maes F, Vandermeulen D, and Suetens P. Comparative evaluation of multiresolution optimization strategies for multimodality image registration by maximization of mutual information. *Medical Image Analysis*, 1999, 3(4): 373-386.
  - [3] Pluim J P W, Maintz J B A, and Viergever M A. Mutual information based registration of medical images: A survey. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2003, 22(8): 986-1004.
  - [4] Plattard D, Soret M, and Troccaz J, *et al.* Patient set-up using portal images: 2D/2D image registration using mutual information. *Computer Aided Surgery*, 2000, 5(4): 246-262.
  - [5] Jenkinson M and Smith S. A global optimization method for robust affine registration of brain images. *Medical Image Analysis*, 2001, 5(2): 143-156.
  - [6] Wachowiak M P, Smolikova R, and Zheng Y. An approach to multimodal biomedical image registration utilizing particle swarm optimization. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 289-301.
  - [7] Wachowiak M P. Similarity metrics and optimization for multimodal biomedical image registration. [Dissertation], University of Louisville, 2003.
  - [8] Studholme C, Hill D L G, and Hawkes D J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment. *Pattern Recognition*, 1999, 32(1): 71-86.
  - [9] 杨虎, 马斌荣, 任海萍等. 基于互信息的人脑图像配准研究. *中国医学物理学杂志*, 2001, 18(2): 69-73.
  - [10] Yang Hu, Ma Bin-rong, and Ren Hai-ping. Human brain image registration using mutual information. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2001, 18(2): 69-73.
  - [11] 马良. 来自昆虫世界的寻优策略——蚂蚁算法. *自然杂志*, 1999, 21(3): 161-163.
  - [12] Ma Liang. Ant algorithm—optimization strategy from the insect colony. *Chinese Journal of Nature*, 1999, 21(3): 161-163.
  - [13] Dorigo M, Maniezzo V, and Colomi A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetic-Part B*, 1996, 26(1): 29-41.
- 杨帆: 男, 1980年生, 硕士, 从事数字图像处理的研究工作。  
张汗灵: 男, 1968年生, 副教授, 博士, 主要从事图像处理与模式识别、数字信号处理的研究工作。