

改进的人工鱼群算法和 Powell 法结合的 医学图像配准

赵海峰, 姚丽莎, 罗斌

(安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室, 230039, 合肥)

摘要: 针对目前基于互信息图像配准的局部极值问题, 提出了一种改进的人工鱼群算法和 Powell 算法结合的多分辨率医学图像配准算法. 该算法采用新的相似性测度方法即归一化模糊加权互信息和归一化局部能量加权匹配度, 利用多分辨率策略采用 HPV 插值, 并采用改进的人工鱼群算法结合 Powell 算法完成医学图像的配准. 采用改进的人工鱼群算法在图像的最低分辨率上进行全局优化, 以全局最优值为初始值, 结合 Powell 算法完成图像配准. 这不仅基本解决了互信息函数和 Powell 算法的局部极值问题, 还减少了数据的处理量, 加快了配准速度. 实验结果表明, 文中算法与其他经典的配准算法相比, 提高了配准的精确度和性能.

关键词: 图像配准; 改进的人工鱼群算法; Powell 法; 多分辨率

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)04-0046-07

Registration of Multi-Resolution Medical Images Using a Modified Artificial Fish-Swarm Algorithm Combined with Powell's Method

ZHAO Haifeng, YAO Lisha, LUO Bin

(Key Lab of Intelligent Computing and Signal Processing of Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract: A registration algorithm of multi-resolution medical images is proposed by using a modified artificial fish-swarm algorithm combined with Powell's method to address the local maxima of mutual information-based image registration. Fuzzy weighted normalized mutual information and normalized partial energy-weighted matching are proposed as new similarity measures, multi-resolution strategy and HPV interpolation are used, and global optimization is performed with the proposed registration algorithm. Experimental results and comparisons with some existing registration methods in multi-mode medical image registration show that the proposed algorithm improves registration accuracy and performance.

Keywords: image registration; modified artificial fish-swarm algorithm; Powell's method; multi-resolution

医学成像技术^[1-2]已经成为现代医疗技术中不可或缺的一部分. 目前, 常见的医学成像手段如 X 光透视、CT、MRI 和超声波等属于解剖成像, PET、SPECT、功能性磁共振成像(MRI)等技术属于功能成像. 对于不同的医学成像设备, 由于成像机理的不同, 获取的图像也具有不同的特点, 对病灶具有不同

的表现能力, 医生需要整合不同图像来做统一的判断. 这就需要进行多模态医学图像的融合, 而图像配准^[3]是图像融合的前提, 图像配准的效果将直接影响图像融合的质量.

多模态医学图像配准就是将不同医学成像设备获取的图像, 如 MRI 和 CT 图像通过一种空间变换

收稿日期: 2010-09-14. 作者简介: 姚丽莎(1986—), 女, 硕士生; 赵海峰(联系人), 男, 副教授. 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60772122); 安徽省教育厅自然科学基金项目(KJ2008A145).

网络出版时间: 2011-02-21

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20110221.1605.004.html>

使其在对应位置上保持一致。近几年来,基于互信息的图像配准方法成为研究的热点,它具有精度高、鲁棒性强的特点,但是基于互信息^[4-5]的相似性测度带来的局部极值,易使图像配准在优化过程中陷入局部最优。针对互信息带来的局部极值问题,本文改进了互信息函数,并提出了归一化模糊加权互信息函数。此外,还采用一种新的相似性度量方法,即将归一化局部能量加权匹配度应用于优化过程。Powell 算法^[6-7]是一种局部搜索能力极强、精度较高、运用较广的优化算法,但却对参数的初始值有很大的依赖性,在图像配准的优化过程中易陷入局部最优,使得优化结果在很大程度上依赖于初始值,会得到错误的配准参数,从而影响配准效果。为了解决这一问题,本文结合改进的人工鱼群算法^[8](AFSA)克服了 Powell 算法的缺点。此外,PV 插值^[9]也会使互信息函数陷入局部极值,因而采用 HPV 插值来提高配准精度。

1 医学图像配准方法

医学图像配准是一个求解最优空间变换参数的过程,也是一个多参数的优化过程。图像配准的方法有很多种,分为基于灰度的图像配准方法和基于特征的图像配准方法。基于灰度的图像配准方法是直接利用图像的灰度信息来进行图像配准,它通过建立两幅图像对应位置的灰度信息的相似性度量,采用某种优化搜索方法,寻求相似性度量函数的全局最优解来实现图像配准。基于特征的图像配准方法是先对待配准图像进行特征提取,再根据提取的特征来完成图像配准。

1.1 相似性度量

相似性度量函数是图像配准过程中优化的依据和度量准则。针对互信息函数的局部极值问题,本文采用以下两种相似性度量函数,即归一化模糊加权互信息和归一化局部能量加权匹配度。

1.1.1 归一化模糊加权互信息 互信息(MI)是信息论的基本理论,是 1948 年 Shannon 在关于信息论的理论中提出的重要理论。互信息将两幅待配准的图像看成两个随机变量来统计变量之间的相关性。当两幅图像的位置达到一致时,两幅图像的互信息函数值最大,图像 A 和图像 B 的互信息可表示为

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

$$\left. \begin{aligned} H(A) &= - \sum_a p_A(a) \log p_A(a) \\ H(B) &= - \sum_b p_B(b) \log p_B(b) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

$$H(A, B) = - \sum_{a,b} p_{AB}(a, b) \log \frac{p_{AB}(a, b)}{p_A(a) p_B(b)} \quad (3)$$

式中: $H(A)$ 、 $H(B)$ 是图像 A、B 的熵; $H(A, B)$ 是图像 A、B 的联合熵; $p_A(a)$ 、 $p_B(b)$ 是图像 A、B 的概率密度; $p_{AB}(a, b)$ 是图像 A、B 的联合概率密度。

为了解决互信息对图像重叠区域变化敏感的问题,以及互信息带来的局部极值问题,改进了互信息函数,可更准确地反映两幅图像间的相关性。考虑到图像本身的模糊性和不确定性,根据模糊理论结合信息论中加权熵的理论,并将其融入互信息,得到了归一化模糊加权互信息的相似性度量方法。根据模糊理论,一幅具有 L 个像素级的图像,可以取每个像素级为一个模糊子集。每个像素级的模糊隶属度反映了图像的灰度统计特征,模糊隶属度是对图像信息的模糊度量。采用三角函数计算隶属度函数,利用图像中像素级对应的隶属度作为对应的模糊权值,用来度量一个模糊集合所具有的模糊性。图像 A、B 中各个像素级对应的隶属度为

$$\mu_A(a_i) = \{\sin[\pi[1 - (a_{\max} - a_i)/K]/2] + 1\}/2 \quad (4)$$

$$\mu_B(b_i) = \{\sin[\pi[1 - (b_{\max} - b_i)/K]/2] + 1\}/2 \quad (5)$$

$$\left. \begin{aligned} 0.5(a_{\max} - a_{\min}) &< K < a_{\max} \\ 0.5(b_{\max} - b_{\min}) &< K < b_{\max} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中: a_i 、 b_i 为图像 A、B 中各像素级的值,取值范围是 $[0, 255]$ 。

利用计算所得的每个像素级的模糊隶属度作为图像中各个像素级的加权熵的权值。图像 A、B 的模糊加权熵 $H_m(A)$ 、 $H_m(B)$ 以及它们的联合模糊加权熵 $H_m(A, B)$ 可表示为

$$H_m(A) = - \sum_{i=0}^{255} \frac{\mu_A(a_i) p_A(a_i)}{p_A} \log \frac{\mu_A(a_i) p_A(a_i)}{p_A} \quad (7)$$

$$H_m(B) = - \sum_{i=0}^{255} \frac{\mu_B(b_i) p_B(b_i)}{p_B} \log \frac{\mu_B(b_i) p_B(b_i)}{p_B} \quad (8)$$

$$H_m(A, B) = - \sum_{i=0}^{255} \frac{\mu_{AB}(a_i, b_i) p_{AB}(a_i, b_i)}{p_{AB}} \cdot \log \frac{\mu_{AB}(a_i, b_i) p_{AB}(a_i, b_i) p_A p_B}{p_{AB} \mu_A(a_i) p_A(a_i) \mu_B(b_i) p_B(b_i)} \quad (9)$$

$$\left. \begin{aligned} p_A &= \sum_{i=0}^{255} \mu_A(a_i) p_A(a_i) \\ p_B &= \sum_{i=0}^{255} \mu_B(b_i) p_B(b_i) \\ p_{AB} &= \sum_{i=0}^{255} \mu_{AB}(a_i, b_i) p_{AB}(a_i, b_i) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中： $p_A(a_i)$ 、 $p_B(b_i)$ 分别为图像 A、B 中像素级 a_i 、 b_i 对应的概率密度； $p_{AB}(a_i, b_i)$ 是图像 A、B 中像素级 a_i 、 b_i 对应的联合概率密度； p_A 、 p_B 为图像 A 和 B 各个像素级总的发生概率； p_{AB} 为图像 A、B 各个像素级总的联合发生概率。从熵的性质可知，当各个模糊子集即各个像素级的概率相等时，熵取得最大值。

为了使得相似性度量函数能够更好地反映图像配准函数的变化，利用互信息的归一化形式提出了归一化模糊加权互信息 F ，其形式为

$$F(A, B) = \frac{H_m(A) + H_m(B)}{H_m(A, B)} \quad (11)$$

在图像配准参数的优化过程中，归一化模糊加权互信息值越大，两幅图像的空间位置越接近。

1.1.2 归一化局部能量加权匹配度 为了更快、更简便地衡量两幅图像的相关性，使用局部能量作为衡量两幅图像相关性的标准。局部能量是反映图像细节特征的物理量，当两幅图像窗口中的局部能量比较接近时，说明这两幅图像所含有的细节信息量相当，相似程度高。根据图像局部能量的这一特点，以一个局部窗口作为参考对象，计算窗口中的局部能量特征。由于像素的相邻点之间具有相关性，所以衡量一个局部窗口的局部图像比衡量单个像素的特征更有意义。两幅待配准图像 A、B 中处理窗口的归一化局部能量加权值 N_A 、 N_B

$$N_A = \frac{E_A}{E_A + E_B}; \quad N_B = \frac{E_B}{E_A + E_B} \quad (12)$$

$$E_A = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} W(n, m) [f_A(i, j)]^2 \quad (13)$$

$$E_B = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} W(n, m) [f_B(i, j)]^2 \quad (14)$$

式中： $f_A(i, j)$ 、 $f_B(i, j)$ 分别为图像 A、B 中点 (i, j) 对应的像素值； W 为 $M \times N$ 的加权模板。

对于两幅图像来说，它们的归一化局部能量加权值相差越小，其相似度就越高。根据这一特点，利用所得的处理窗口的归一化局部能量加权值，即可得到两幅图像对应窗口中像素的匹配度。通过各个子窗口中的匹配度累加平均，可求得两幅图像的总匹配度函数

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N M_i \quad (15)$$

式中： N 表示图像的大小； M_i 表示以第 i 个像素为中心的子窗口中对应的两幅图像的归一化局部能量加权匹配度。 M_i 是根据所求得归一化局部能量加权值 N_A 、 N_B 得到的，其形式为

$$M_i = \frac{2 \times N_A \times N_B}{N_A^2 + N_B^2} \quad (16)$$

从式(15)可知， $M_i \in [0, 1]$ 。当 $N_A = N_B$ 时，两幅图像的相似度最大， M_i 取最大值 1。

在图像配准过程中，通过寻求 σ 的最大值来完成各个参数的优化。

1.2 HPV 插值

通常情况下，待配准的图像经过空间变换后，其像素点不一定落在网格点上，需要通过插值来计算非网格点的灰度值。常用的插值方法有三线性插值法、最邻近插值法和部分体积分布插值法。不同的插值方法对相似性度量函数的平滑性和精确度有不同的影响。三线性插值法较为简单，但是得到的相似性度量函数的平滑性不是很好；最邻近插值法比较简单，且速度较快，计算量较小，但是当邻近点的像素差别很大时会产生很大的误差；部分体积分布插值法不需要计算被插点的灰度值，可直接更新联合直方图。这 3 种插值方法都会使得互信息函数带来不同类型的局部极值^[10]。

为了解决相似性度量函数的局部极值问题，采用一种新的基于 PV 插值^[11]的算法(HPV 插值)去估算待配准的两幅图像的联合直方图。如图 1 所示，浮动图像中的点 p_k 经过变换映射到参考图像中的点 q_k 并不是整数网格点， q_{km} ($m=0, 1, 2, \dots, 15$) 为点 q_k 在参考图像中沿 x 和 y 方向的 16 个最近邻整数网格点，它们都对应一个权重系数

$$w_{km} = f(d_{kmx})f(d_{kmy}) \quad (17)$$

式中： d_{kmx} 、 d_{kmy} 分别是 q_k 与 q_{km} 的距离沿 x 轴和 y 轴的投影。

采用本文的核函数是基于 Hanning 窗的 Sinc

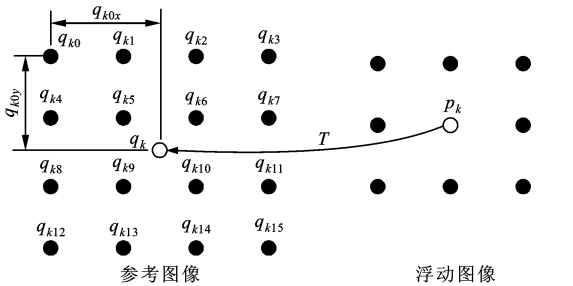


图 1 HPV 插值示意图

函数的近似函数^[9]

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1 + \cos(2\pi x/4)}{4} & 0 \leq x < 2 \\ 0 & x \geq 2 \end{cases} \quad (18)$$

这样, HPV 插值就可根据下式更新联合直方图

$$h(F(p_k), R(q_{km})) = h(F(p_k), R(q_{km})) + w_{km} \quad m = 0, 1, 2, \dots, 15 \quad (19)$$

在 HPV 插值的核函数式(17)中, 当 $x=2$ 时, $f(x)=0$. 这样, HPV 插值就只更新了直方图中的 9 个位置, 其比例是 1.78, 而传统的 PV 插值的更新比例是 4. 由于 HPV 插值使得直方图的更新比例下降, 从而抑制了局部极值的产生.

2 优化策略

图像配准的过程实际上就是一个多参数的优化过程. 在图像配准中, 常用的优化算法有遗传算法、粒子群算法 (PSO)^[12-14]、模拟退火算法 (SAA)、Powell 算法、下降单纯形法等, 其中应用最广泛的是 Powell 算法.

2.1 Powell 算法

Powell 算法是一种局部优化算法, 它的局部搜索能力很强, 但却容易产生局部极值, 而且对参数的初始值依赖性很大, 初始值在很大程度上影响着配准效果. Powell 算法是无需计算导数的共轭方向法, 在每一维中使用 Brent 算法迭代搜索, 局部收敛速度较快. Powell 算法要找到一组方向集, 而方向集的各个向量是相互共轭的, 使得经过若干次一维搜索产生的各个方向也是共轭的, 在共轭的方向上进行搜索获得极值点. 为了克服 Powell 算法的缺点, 首先使用改进的人工鱼群算法进行全局优化来实现粗配准, 然后结合 Powell 算法进行精配准. 这不仅解决了 Powell 算法的局部极值问题, 还解决了 Powell 算法的初始值依赖问题.

2.2 改进的人工鱼群算法

人工鱼群算法是一种模拟鱼群行为的全局优化新策略, 是基于动物行为主义人工智能的典型应用. 它主要模拟鱼的觅食、聚群和追尾行为, 通过鱼的个体行为实现局部寻优, 最终得到全局最优解. 这种算法全局收敛性好、鲁棒性强, 能够克服局部极值.

鱼在一片水域中往往能够自行或尾随鱼群找到食物多的地方, 因此鱼总出现在食物多的地方. 根据鱼的这个特点, 通过人工鱼群算法模拟鱼的行为, 寻求食物密度大的地方以搜索全局最优值.

假设在一个搜索空间中, 各个人工鱼个体的状态可用向量 $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 来表示, 其中 $x_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 表示欲寻优的变量; 目标函数 Y 表示人工鱼当前所在位置食物的浓度, 记为 $Y=f(x)$.

在算法迭代过程中, 最优解的搜索主要通过模拟鱼的觅食、聚群、追尾等行为来实现全局寻优, 其行为描述如下.

(1) 觅食行为: 鱼在水域中自由游动, 总是向食物多的方向游动. 设人工鱼的当前状态是 x_i , 在其视野范围内随机寻找一个状态 x_j , 分别计算它们的目标函数, 如果 $Y_j > Y_i$, 则人工鱼向 x_j 的方向移动. 否则, 继续在视野范围内寻找满足条件的状态, 尝试 n 次后, 如果仍然找不到满足条件的状态, 则随机移动一步

$$\left. \begin{aligned} x_{i+1} &= x_i + \text{rand}(S) \frac{x_j - x_i}{\|x_j - x_i\|}, & Y_j > Y_i \\ x_{i+1} &= x_i + \text{rand}(S), & Y_j \leq Y_i \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

式中: $\text{rand}(\cdot)$ 为取随机数.

(2) 聚群行为: 鱼总是向邻近伙伴的中心移动, 而又不能过分拥挤. x_i 搜索视野范围内的伙伴数目为 n_i , 中心位置为 x_c , 其中 $x_c = \sum_j^{n_i} x_j / n_i$. 如果此时伙伴中心有较多的食物且并不太拥挤, 即 $Y_i < Y_c$ 且 $n_i/n < \delta (0 < \delta < 1)$, δ 是人工鱼群的拥挤度因子, 则人工鱼向中心位置移动一步, 否则继续觅食.

(3) 追尾行为: 鱼向其视野范围内食物最多的方向移动. x_i 搜索视野范围内最优值的状态为 $x_{\max}$, 此时 $Y_{\max} > Y_i$, 并且 $x_{\max}$ 周围不太拥挤, 即 $n_i/n < \delta$ 时, x_i 向 $x_{\max}$ 方向移动一步, 否则继续觅食.

由此看来: 视野越大越有利于全局收敛, 而在步长固定的时候, 步长越大前期收敛越快, 但是后期会出现振荡的现象, 不利于快速收敛; 拥挤因子越大越有利于全局收敛, 但是搜索的精度较差^[15]. 因此, 考虑使步长和视野范围可变来改进人工鱼群的收敛性能和精确度. 人工鱼的视野和步长在迭代过程中不断变化, 改进后的形式为

$$\begin{aligned} V &= V_0 + aV \\ S &= S_0 + aS \\ a &= \exp(-\lambda(t/T_{\max})^k) \end{aligned} \quad (21)$$

式中: V 表示人工鱼的视觉范围; S 表示人工鱼的移动步长; V_0 是人工鱼视觉范围的初始值; S_0 是人工鱼移动步长的初始值; $T_{\max}$ 是最大迭代次数; t 是当

前迭代次数; a 是更新因子; λ,k 为正整数.

3 本文算法

在图像配准中,将待配准的参考图像记为 R ,浮动图像记为 F ,图像配准就是要寻求一种最优空间变换参数,使得图像 F 经过变换后与参考图像 R 在位置上保持一致.在图像配准参数寻优过程中,最重要的是相似性度量函数和优化策略.目前,常用的相似性度量函数是互信息函数,最常用的优化策略是 Powell 算法,而 Powell 算法常常使得基于互信息的图像配准在寻优过程中陷入局部极值的困境,不利于图像配准.本文采用改进的人工鱼群算法和 Powell 算法结合的多分辨率图像配准算法,具体配准步骤如下.

- 步骤 1 对参考图像 R 和浮动图像 F 进行小波分解,得到小波变换后的图像金字塔;
- 步骤 2 在最顶层采用改进的人工鱼群算法全局搜索,依据归一化局部能量加权匹配度,得到全局最优解,以实现图像粗配准;
- 步骤 3 将粗配准求得的参数作为初始值,在下一层利用 Powell 算法进一步搜索,依据归一化模糊加权互信息函数继续进行参数寻优;
- 步骤 4 利用上一层求得的参数,继续按照步骤 3 确定最优参数,直至最底层,实现图像精配准;
- 步骤 5 根据最终的搜索结果,将浮动图像 F 进行相应的空间变换,使其与参考图像 R 位置一致,完成图像配准.

图像配准过程如图 2 所示.

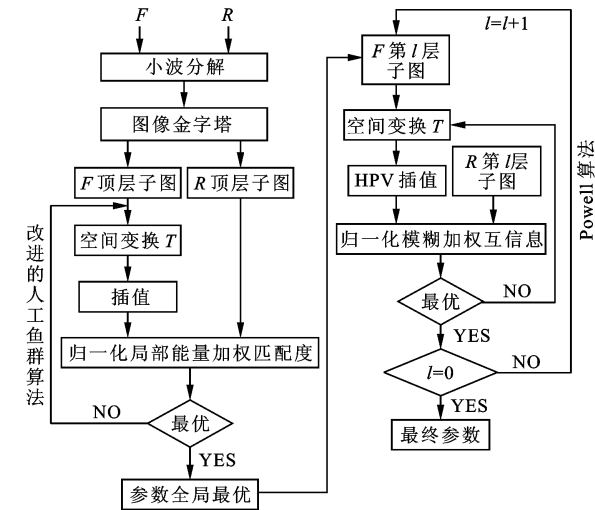


图 2 本文图像配准算法流程图

4 实验结果与分析

首先选取同一解剖结构的 MRI 和 CT 图像以实现多模图像的配准,如图 3a、3b 所示. CT、MRI 图像的大小均为 256×256 . 实验时将图 3a 的 MRI 图像作为参考图像,图 3b 的 CT 图像作为浮动图像. 实验采用经典的 Powell 算法依据互信息函数进行多分辨率图像配准,图像插值采用常用的 PV 插值,配准的结果如图 3c 所示. 在同样的实验条件下,采用本文算法和目前比较先进的混合优化算法^[16]完成图像配准,配准的结果如图 3d、3e 所示.

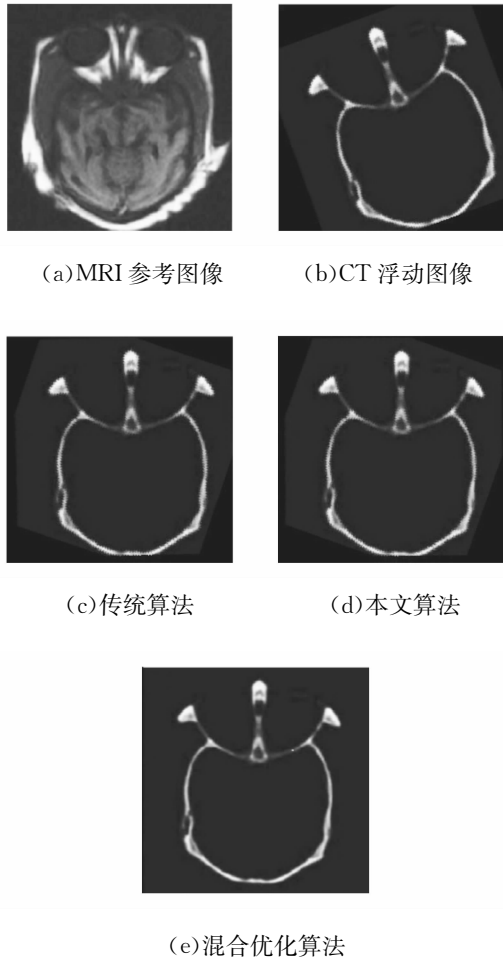


图 3 MRI 和 CT 图像配准结果

为了更准确地比较 3 种算法,实验选取 10 对不同的多模医学图像分别用经典算法、本文算法和混合优化算法进行图像配准.以 Δx 、 Δy 、 $\Delta \theta$ 、 R 及算法执行时间 T 为依据来比较经典的多分辨率图像配准算法(Powell 算法+互信息+PV 插值)、混合优化算法与本文算法的性能. Δx 、 Δy 、 $\Delta \theta$ 分别表示水平位移量、垂直位移量和旋转角度误差, R 表示配准结果与真实结果的均方根

$$R = (1/n \sum_x (T_r(x) - T_q(x))^2)^{1/2} \tag{22}$$

式中: n 表示图像大小; $T_r(x)$ 表示配准结果; $T_q(x)$ 表示真实结果.

为了更准确地观察 3 种算法的配准精度,通过图 4~6 分别表示水平位移量、垂直位移量和旋转角度误差,进而描述 10 对不同待配准 MRI 和 CT 医学图像的配准结果.

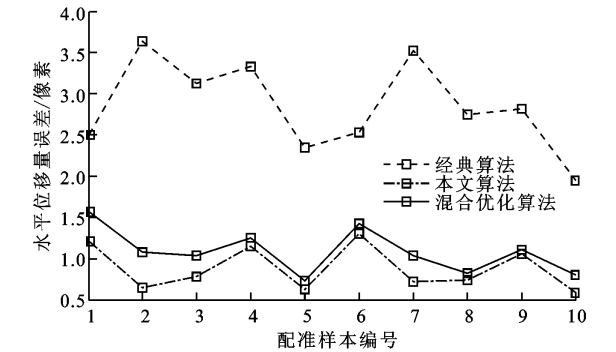


图 4 3 种算法的水平位移量误差比较

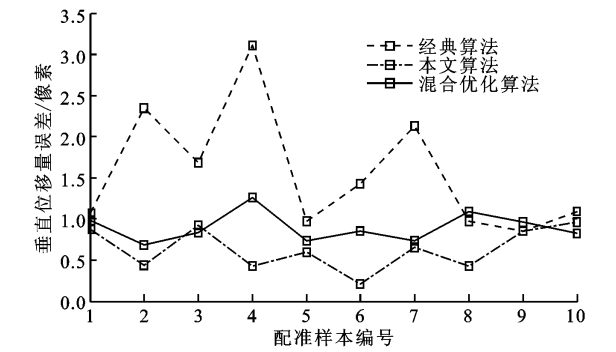


图 5 3 种算法的垂直位移量误差比较

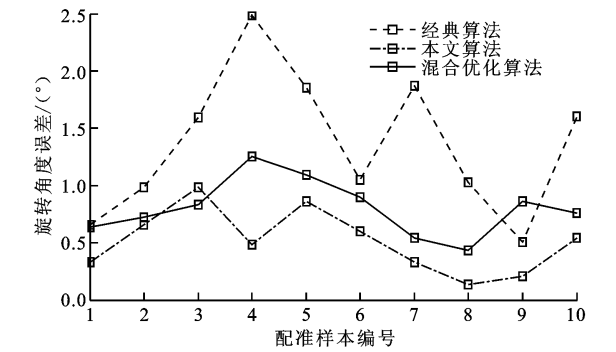


图 6 3 种算法的旋转角度误差比较

从图 4~6 可以看出,本文算法的水平位移量、垂直位移量以及旋转角度误差普遍低于经典算法和目前比较先进的混合优化算法.对以上 10 对待配准图像的配准结果进行统计,结果如表 1 所示.

表 1 不同配准算法的配准结果

算法	$\Delta \bar{x}$	$\Delta \bar{y}$	$\Delta \bar{\theta}$	R	$\overline{T/s}$
传统	2.848 357	1.567 434	1.365 834	46.081 908	20.561
本文	0.881 433	0.639 324	0.404 757	38.868 955	8.725
混合优化	1.084 721	0.897 214	0.651 432	39.552 077	13.894

注: $\Delta \bar{x}$ 、 $\Delta \bar{y}$ 、 $\Delta \bar{\theta}$ 表示 10 对待配准图像的水平位移量、垂直位移量和旋转角度误差的平均值; $\overline{T}$ 表示算法平均执行时间.

从表 1 的实验结果可以看出,本文算法在水平位移量、垂直位移量、旋转角度误差、 R 及算法平均执行时间上均优于经典算法和混合优化算法.

5 结 论

为了解决互信息函数和 Powell 算法产生的局部极值问题,提高配准的精确度,本文提出了改进的人工鱼群算法和 Powell 算法结合的多分辨率图像配准算法.该算法采用归一化模糊加权互信息和归一化局部能量加权匹配度,利用多分辨率策略,采用 HPV 插值,首先采用改进的人工鱼群算法在图像的最低分辨率上进行全局优化,以全局最优值为初始值,然后结合 Powell 算法完成图像配准.这不仅基本解决了互信息函数和 Powell 算法的局部极值问题,还减少了数据的处理量,加快了配准速度,提高了配准精确度和性能.

参考文献:

[1] 罗述谦,周果宏.医学图像处理与分析[M]. 北京: 科学出版社,2003.

[2] 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.

[3] INGLADA J,MURON V,PICHARD D, et al. Analysis of artifacts in subpixel remote sensing image registration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2007,45(1):254-264.

[4] SHU Lixia,TAN Tieniu. SAR and SPOT image registration based on mutual information with contrast measure[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2007:429-432.

[5] PENG H, LONG F, DING C. Feature selection based on mutual information; criteria of max-dependency, max-relevance, and min redundancy[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27:1226-1238.

- [6] 李乔亮,汪国有,刘建国,等. 基于样条金字塔和互信息的快速图像配准[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(5): 1949-1950, 1960.
LI Qiaoliang, WANG Guoyou, LIU Jianguo, et al. Fast image registration based on spline pyramid and mutual information[J]. Application Research of Computers, 2009, 26(5): 1949-1950, 1960.
- [7] PLUIM J P W, MAINTZ J B A, VIERGEVER M A. Mutual information based registration of medical images; a survey[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(8): 986-1004.
- [8] 刘凌子,周永权. 一种基于人工鱼群和文化算法的新型混合全局优化算法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(12): 4446-4448.
LIU Lingzi, ZHOU Yongquan. Hybrid global optimization algorithm based on artificial fish swarm and cultural algorithm[J]. Application Research of Computers, 2009, 26(12): 4446-4448.
- [9] 曹洁,戴峻峰. 基于互信息和改进 PV 插值算法的医学图像配准[J]. 科学技术与工程, 2007, 7(23): 6066-6069.
CAO Jie, DAI Junfeng. Medical image registration based on mutual information and expanded PV interpolation[J]. Science Technology and Engineering, 2007, 7(23): 6066-6069.
- [10] JOSIEN P W, PLUIM J B, ANTOINE M, et al. Interpolation artifacts in mutual information-based image registration[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 77: 211-232.
- [11] 陆雪松. 聚焦超声治疗系统中的图像非刚性配准算法研究及应用[D]. 上海: 上海交通大学生命科学技术学院, 2008.
- [12] KENNEDY J, MENDES R. Neighborhood topologies in fully-in-formed and best-of-neighborhood particle swarms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics; Part C Applications and Reviews, 2006, 36(4): 515-519.
- [13] KARAKUZU C. Fuzzy controller training using particle swarm optimization for nonlinear system control [J]. ISA Transaction, 2008, 47(2): 229-239.
- [14] 温浩,郭崇慧. 利用粒子群优化的人脸特征提取识别算法[J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(4): 48-52.
WEN Hao, GUO Chonghui. Face recognition with features extraction based on particle swarm optimization [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(4): 48-52.
- [15] XIAO Jianmei, ZHENG Xiaoming, WANG Xihuai, et al. A modified artificial fish-swarm algorithm [C] //

Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 3456-3460.

- [16] 沈小卫,何明一. 一种基于混合优化算法的医学图像配准方法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(8): 3159-3161.
SHEN Xiaowei, HE Mingyi. Medical image registration based on hybrid optimization algorithm [J]. Application Research of Computers, 2010, 27(8): 3159-3161.

[本刊相关文献链接]

- 一种非线性系统参数辨识的耦合算法研究. 西安交通大学学报, 2011, 45(2): 49-53.
- 应用粒子群优化一条件随机域的文本生物实体识别. 西安交通大学学报, 2010, 44(12): 38-42.
- 基于约束总体最小二乘算法的接地网故障诊断新模型. 西安交通大学学报, 2010, 44(10): 110-115.
- 电子设备电磁敏感性仿真分析及优化设计方法. 西安交通大学学报, 2010, 44(8): 5-9.
- 柔性测量臂运动学建模及参数标定方法. 西安交通大学学报, 2010, 44(8): 122-126.
- 采用矩谱分析和支持向量机的地磁导航基准图构建方法. 西安交通大学学报, 2010, 44(6): 47-51.
- 采用遗传算法的自适应随机共振系统弱信号检测方法研究. 西安交通大学学报, 2010, 44(3): 32-36.
- 全局智能优化集成算法研究. 西安交通大学学报, 2009, 43(12): 60-64.
- 采用小世界免疫克隆算子的频率域图像配准. 西安交通大学学报, 2009, 43(6): 38-42.
- 三维参数联合估计的免疫记忆量子克隆算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(4): 75-79.
- 系统辨识的粒子群优化方法. 西安交通大学学报, 2009, 43(2): 116-120.
- 基于小世界原理的模型降阶优化研究. 西安交通大学学报, 2009, 43(1): 108-113.
- 一种基于种群熵的混沌小世界优化算法. 西安交通大学学报, 2008, 42(9): 1137-1141.
- 基于拉格朗日对偶的一类全局优化算法. 西安交通大学学报, 2008, 42(8): 1031-1034.
- 一种电子设备电磁敏感性的仿真建模与优化设计方法. 西安交通大学学报, 2008, 42(6): 688-692.
- 基于模板匹配的图像配准算法. 西安交通大学学报, 2007, 41(3): 307-311.
- 改进粒子群算法及其在超导电缆参数优化中的应用. 西安交通大学学报, 2007, 41(2): 219-222.

(编辑 武红江)