

基于改进头脑风暴优化算法的医学图像配准方法

曹国刚, 朱信玉, 陈颖, 曹聪, 孔德卿

(上海应用技术大学计算机科学与信息工程学院, 上海, 201418)

摘要: 针对精准医疗中图像配准方法收敛速度慢、精度不够高的问题, 提出一种基于改进头脑风暴优化(Improved brain storm optimization, IBSO)算法的医学图像配准方法。配准过程分为3个阶段: 首先, 将待配准图像进行多分辨率分解; 然后, 使用IBSO算法对低分辨率图像进行全局粗配准; 最后, 利用单纯形搜索法对高分辨图像精配准。相比粒子群和单纯形结合算法、差分进化和Powell结合算法, 以及头脑风暴和Powell结合算法, 在单模态实验中, 所提算法平均耗时较以上3种算法分别降低了32.89%、13.91%和13.66%, 且最大误差、平均误差最小; 在多模态实验中, 互信息、归一化互信息、交叉累计剩余熵与归一化互相关指数均优于上述3种配准算法。实验结果表明, 所提算法可以有效地提升医学图像配准的精度与速度。

关键词: 医学图像配准; 单纯形搜索法; 互信息; 头脑风暴优化算法; 多分辨率

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Medical Image Registration Based on Improved Brain Storm Optimization Algorithm

CAO Guogang, ZHU Xinyu, CHEN Ying, CAO Cong, KONG Deqing

(School of Computer Science & Information Engineering, Shanghai Institute of Technology, Shanghai, 201418, China)

Abstract: Aiming at the problem of slow convergence and low accuracy of image registration method in precision medicine, a registration method based on improved brain storm optimization (IBSO) algorithm is proposed. The new registration includes three steps. Firstly, the unregistered images are decomposed into multi-resolution images. Then, the IBSO algorithm is used for global coarse registration of low-resolution images. Finally, the Simplex is utilized to fine registration of high-resolution images. Compared with methods of particle swarm optimization combined with Simplex, differential evolution algorithm combined with Powell, and brain storm optimization combined with Powell, the average running time of the proposed algorithm reduces by 32.89%, 13.91% and 13.66% respectively in the mono-modality registration experiment, in which the maximum error and the average error are minimum too. It also outperforms the above three registration algorithms in multi-modality registration experiments, in which the measures of mutual information (MI), normalized mutual information (NMI), cross cumulative residual entropy (CCRE) and normalization cross-correlation (NCC) are best in all. Experiments show that the proposed algorithm effectively improves the accuracy and speed of medical image registration.

Key words: medical image registration; Simplex method; mutual information (MI); brain storm optimization (BSO) algorithm; multi-resolution

引言

由于单一模态的医学图像难以提供充足的病灶信息,通常将多模态的医学图像进行融合,从而辅助医生诊断。在进行图像融合前,需要对患者的医学图像进行配准,即在参考图像与浮动图像之间通过寻优算法找到最优的空间变换参数,使两幅图像在误差最小的情况下对齐,其本质是参数优化问题^[1-3]。

经典医学图像配准框架主要包括测度函数、优化算法、空间变换、插值4个方面。其中,相似性测度是图像配准结果的衡量指标,测度函数值用来表示两幅图像的对齐程度^[4]。常见的测度函数包括互信息(Mutual informational, MI)、条件方差和(Sum of conditional variance, SCV)^[5]、归一化互信息(Normalized MI, NMI)^[6]、交叉累计剩余熵(Cross cumulative residual entropy, CCRE)^[7-8]、归一化互相关(Normalization cross-correlation, NCC)^[9]等。寻优算法在图像配准的过程中对配准精度与速度起到决定性作用。当前优化算法主要分为局部优化算法与全局优化算法两种,常用的局部优化算法包括梯度下降法、Powell算法、单纯形搜索法,全局优化算法包括遗传算法、差分进化算法^[10-11]、粒子群算法^[12-13]等。测度函数普遍存在多极值问题,因而仅使用局部搜索算法难以逃离局部最优,虽然全局搜索算法可以跳出局部最优,但此类算法存在计算量大、收敛速度慢等问题。在医学图像配准领域,采用多分辨率策略可以充分结合局部优化算法和全局优化算法的优点,有效地缩短运算时间,同时保证较高的配准精度。如文献^[14]将粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)与单纯形搜索法(Simplex)相结合使用多分辨率策略对医学图像配准,其精度优于Powell、Simplex、PSO三种算法。文献^[15]将自适应差分算法与Powell相结合应用于医学图像配准,配准精度达到了亚像素级。文献^[16]将头脑风暴优化算法与Powell相结合,与遗传算法、粒子群算法、蚁群算法与Powell结合算法进行比较,配准结果均方根误差与配准时间均得到了一定程度的降低。

为了进一步提高配准算法的精度与收敛速度,本文基于多分辨率策略开展了以下3方面的工作:(1)改进了头脑风暴优化算法,提出一种改进头脑风暴优化(Improved brain storm optimization, IBSO)算法;(2)提出一种基于多分辨率策略的医学图像配准算法,该算法在低分辨率层使用IBSO粗配准,高分辨率使用单纯形搜索法精配准;(3)对提出的配准算法分别完成了MRI-MRI单模态与CT-MRI多模态实验。

1 医学图像配准方法

1.1 相似性测度

MI源自于信息论,用于表示浮动图像 F 包含参考图像 R 的信息量。因互信息作为测度函数无需特征提取且配准精度高,因而本文在单模态配准实验中采用其作为测度函数评价配准效果。 R 与 F 的互信息定义为

$$MI(R, F) = H(R) + H(F) - H(R, F) \quad (1)$$

式中: $H(R)$ 、 $H(F)$ 分别表示参考图像 R 、浮动图像 F 包含的信息量,如式(2)和(3)所示; $H(R, F)$ 为 R 和 F 的联合熵,其定义如式(4)所示。

$$H(R) = -\sum p_R(r) \log_2 p_R(r) \quad (2)$$

$$H(F) = -\sum p_F(f) \log_2 p_F(f) \quad (3)$$

$$H(R, F) = -\sum p_{RF}(r, f) \log_2 p_{RF}(r, f) \quad (4)$$

多模态图像配准时,采用互信息作为测度函数容易受到参考图像 R 与浮动图像 F 重叠程度的影响,导致测度函数曲线不光滑。Studholme等^[6]提出NMI可以解决上述问题,因而在多模图像配准中使用广泛,其定义为

$$\text{NMI}(R, F) = \frac{H(R) + H(F)}{H(R, F)} \quad (5)$$

NCC是另一种常用的测度函数,其取值范围为 $[0, 1]$,NCC系数越趋近于1代表配准精度越高,其定义为

$$\text{NCC}(R, F) = \frac{\sum_{m,n} (R_{mn} - \bar{R})(F_{mn} - \bar{F})}{\sqrt{\sum_{m,n} (R_{mn} - \bar{R})^2} \sqrt{\sum_{m,n} (F_{mn} - \bar{F})^2}} \quad (6)$$

Wang等^[8]基于累计剩余熵理论提出一种CCRE测度,其通过实验证明了CCRE具有较高的鲁棒性,CCRE定义为

$$\text{CCRE}(R, F) = \epsilon(R) - E[\epsilon(R|F)] \quad (7)$$

式中: $\epsilon(R)$ 为累计剩余熵函数,表达式为

$$\epsilon(R) = - \sum_u (P(R > u) \log_2 (P(R > u))) \quad (8)$$

式中: $P(R > u)$ 代表图像 R 的像素点比灰度值 u 高的概率。

1.2 多分辨率策略

局部搜索算法容易陷入局部最优,而全局优化算法运算时间长。为了平衡配准的效率与精度,在医学图像配准领域常常对待配准图像进行两层小波分解^[17],由原图像及小波分解后的图像构成图像金字塔,其模型如图1所示。

小波变换将时域信号变换成频域信号,小波分解后图像的低频成分保留原始图像的基本信息,高分辨率图像保留图像的细节部分以及夹杂了高频噪声。因此在低分辨率的图像上使用全局寻优算法进行粗配准,得到寻优参数作为局部寻优算法的初始点,再对高分辨率图像进行精配准是医学图像配准领域一种常用的配准策略。

1.3 头脑风暴优化算法

基于人类头脑风暴过程建模,Shi于2011年提出了头脑风暴优化算法(Brain storm optimization algorithm, BSO)^[18],并于2016年又进行了综述^[19]。BSO算法将种群中每个想法个体看作是 d 维问题的一个潜在解,种群中第 i 个想法个体可表示为

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

头脑风暴优化算法首先根据问题的规模产生想法种群并初始化,然后在每次迭代中对想法种群进行聚类、变异、产生新个体和选择操作。

(1)聚类。将想法种群聚成 m 个子群,在每个子群中根据个体的适应度值进行排序,选择最优适应度值的个体作为每个子群的聚类中心。

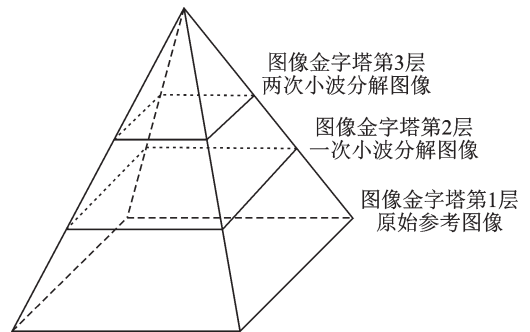


图1 图像金字塔模型

Fig.1 Model of image pyramid

(2)变异。生成随机数 p_1 ,其取值范围为 $[0, 1]$,如果 p_1 小于预设概率 p_{pre1} 则生成一个新个体取代随机选择的聚类中心。

(3)产生新个体。生成随机数 p_2 ,其取值范围为 $[0, 1]$,将其与预设概率 p_{pre2} 进行比较:

① 如果 $p_2 \leq p_{pre2}$,随机选择一个子群同时生成 $[0, 1]$ 之间随机数 p_3 ,与预设概率 p_{pre3} 比较,(a) 如果 $p_3 \leq p_{pre3}$,选择聚类中心作为线索 x_{old}^i 用于产生新个体;(b) 如果 $p_3 > p_{pre3}$,随机选择该子群中的一个想法个体作为线索 x_{old}^i 用于产生新个体。

② 如果 $p_2 > p_{pre2}$,随机选择两个子群同时生成 $[0, 1]$ 之间随机数 p_4 ,与预设概率 p_{pre4} 比较,(a) 如果 $p_4 \leq p_{pre4}$,选择两聚类中心作为线索 x_{old1}^i, x_{old2}^i 用于产生新个体;(b) 如果 $p_4 > p_{pre4}$,随机在两个子群中选择两个个体作为线索 x_{old1}^i, x_{old2}^i 用于产生新个体。

(4)选择。将产生的新个体与被选择个体进行适应度值比较,选择其中适应度值高的个体进入新一轮迭代。

(5)若达到最大迭代次数或满足最优解条件则停止迭代,输出结果,否则转步骤1,开始新一轮迭代。

为了保证新产生的想法尽可能地利用现有的想法,通常采用在线索个体中添加噪声的方式来产生新想法个体。通过已存在的想法 x_{old} 产生一个新想法 x_{new} ,可以表示为

$$x_{new}^i = x_{old}^i + \xi(t) \times \text{random}() \quad (10)$$

$$x_{old}^i = \begin{cases} x_{old}^i & \text{One cluster} \\ \omega_1 \times x_{old1}^i + \omega_2 \times x_{old2}^i & \text{Two clusters} \end{cases} \quad (11)$$

式中: x_{new}^i 和 $x_{old}^i, x_{old1}^i, x_{old2}^i$ 分别为 x_{new} 和 $x_{old}, x_{old1}, x_{old2}$ 的第 i 维值; $\text{random}()$ 是一个产生 $[0, 1]$ 之间随机数的随机函数; ω_1 和 ω_2 为用于加权两个现有个体的贡献; $\xi(t)$ 用来衡量随机值对新个体的贡献,搜索开始阶段 $\xi(t)$ 应给较大的值,在局部探索时 $\xi(t)$ 应给较小的值。

$$\xi(t) = \text{logsig}((0.5 \times T - t)/k) \times \text{random}() \quad (12)$$

$$\text{logsig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (13)$$

式中: T 为最大迭代次数; t 为当前迭代数; k 用于改变 $\text{logsig}(\cdot)$ 函数斜率,文献[14]证明参数 k 为25是个不错的选择。

1.4 单纯形搜索法

单纯形搜索法是一种高效的局部搜索算法,常用于求解无约束最优化问题。单纯形指的是 n 维空间 R^n 中具有 $n+1$ 个顶点的凸多面体。单纯形搜索法的基本步骤如下:给定 R^n 中的一个单纯形后,分别求出 $n+1$ 个顶点处的函数值,确定出其中函数最大值点及函数最小值点,然后通过反射、扩展、压缩等几种方式求出一个较好的点来替代目前函数最大值点组成新的单纯形,或者向函数最小点方向收缩构成新的单纯形。通过多次的迭代,逐渐收缩单纯形范围,逼近函数最小值点。

单纯形搜索法在局部搜索时具有搜索效率高、速度快等优势。但初始点对其十分重要,当初始点距离局部最优点较近时,算法难以逃离局部最优。为了避免单纯形搜索法的这一缺陷,本文算法将单纯形搜索法初始点设置为全局寻优算法求得的全局最优的粗略位置。

2 IBSO算法及其在医学图像配准中的应用

2.1 IBSO算法

BSO在每一次迭代中通过聚类、变异操作使种群个体向最优解收敛。在聚类过程中,每个子群中

适应度值最优的个体被选择作为聚类中心,其在算法的迭代过程中具有优势地位。BSO通过向线索个体添加噪声的方式生成新个体,而聚类中心相对普通个体具有较高的概率被选择作为线索个体。

观察算法的迭代过程可以发现:迭代后期阶段每个子群的聚类中心基本稳定,最优的聚类中心个体是当前迭代的最优解,而最差聚类中心在搜索的后期阶段基本处于停滞更新状态。

为了保证所有个体均参与当前的优化搜索过程,加快收敛速度,本文提出IBSO算法。IBSO在每次迭代聚类过程结束后,对当前最差的聚类中心进行改进。选择当前最优聚类中心 $Cen(best)$ 作为线索个体,根据式(10)生成新个体,计算新生成个体的适应度值,与当前最差聚类中心个体的适应度值进行比较,选择适应度值高的个体进入下一次迭代过程,选择条件如式(14)所示,IBSO算法流程如图2所示。

$$Cen(worst) = \begin{cases} Cen(worst) & Fit(Cen(worst)) \geq Fit(Cen(gen)) \\ Cen(gen) & Fit(Cen(worst)) < Fit(Cen(gen)) \end{cases} \quad (14)$$

式中: $Cen(worst)$ 为适应度值最差的聚类中心; $Cen(gen)$ 为将当前最优聚类中心作为线索生成的新个体; $Fit()$ 为适应度函数, $Fit(Cen(worst))$ 为原最差聚类中心适应度值, $Fit(Cen(gen))$ 为新产生个体的适应度值。

使用最优聚类中心作为线索生成的新个体是极具潜力的个体,将其替换最差聚类中心个体,一方面,可以使种群所有个体在算法的后期搜索阶段均处于活跃状态。另一方面,IBSO算法每次迭代均把最差聚类中心替换掉,可以加快种群个体向最优解的逼近速度。

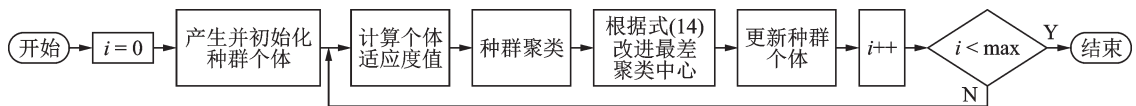


图2 IBSO算法流程图

Fig.2 Flowchart of IBSO algorithm

2.2 IBSO算法在医学图像配准中的应用

本文将IBSO算法的全局搜索能力与单纯形搜索法的局部搜索能力进行优势互补,使用两种算法协作完成医学图像配准任务。首先,将原始图像进行小波分解,分解后的图像构成图像金字塔;然后,在低分辨率层使用IBSO算法进行全局寻优;最后,将IBSO算法的寻优值进行倍率缩放后作为单纯形搜索法的搜索起点,在金字塔的第2层及第1层使用单纯形搜索法进行局部搜索。具体算法步骤如下:

步骤1 将待配准图像 R 和 F 进行两次小波分解,源图像作为图像金字塔的第1层图像,第一次小波分解图像作为金字塔第2层,对第一次小波分解的图像进行第二次小波分解作为图像金字塔的第3层。若高一层的寻优参数为 (x, y, θ) ,则 $(2x, 2y, \theta)$ 作为下一层初始参数,平移参数翻倍,旋转参数值保持不变。

步骤2 使用IBSO算法作为寻优函数对图像金字塔顶层图像配准,在单模图像配准时使用MI作为配准的测度函数,多模配准将MI、NMI、NCC、CCRE分别作为配准的测度函数进行实验。

步骤3 将IBSO寻优算法得到的参数做相应的倍率缩放后作为单纯形搜索的搜索起点,搜索图像金字塔的第2层图像。

步骤4 将步骤3中寻优结果进行相应的倍率缩放后,在图像金字塔第1层即原始图像上进行寻优。寻优结束,得到配准参数 (x, y, θ) ,使用上述配准参数对浮动图像 F 进行空间变换,融合变换后的浮动图像与参考图像(图3)。

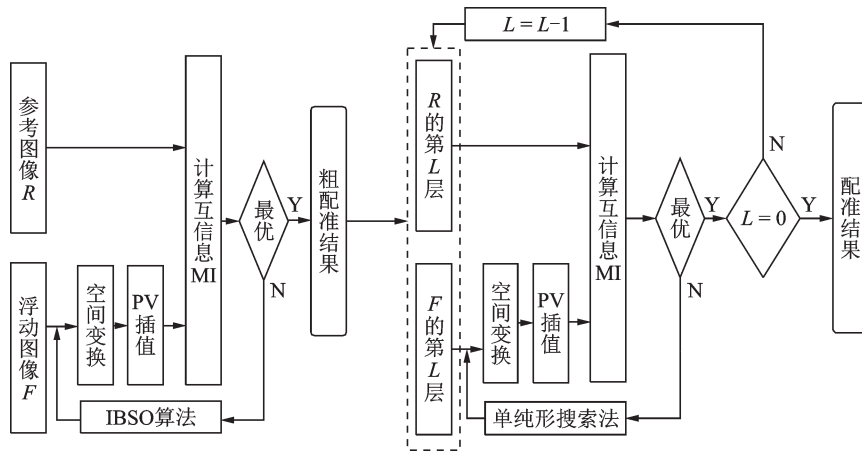


图3 IBSO算法在医学图像配准中应用流程图

Fig.3 Application of IBSO algorithm in medical image registration

3 实验与结果分析

为了验证本文所提算法的稳定性与有效性,分别对MRI-MRI单模态与CT-MRI多模态医学图像进行配准。实验环境为:Windows10操作系统,Matlab R2018a实验平台。硬件平台为: Intel(R) Core (TM) i7-9750H CPU@2.60 GHz、内存16 GB。本文方法与3种主流配准算法比较算法误差、耗时、配准精度等参数,3种算法分别为PSO与Simplex的结合^[14]、差分进化(DE)算法与Powell算法的结合^[15]、BSO算法与Powell算法的结合^[16]。以上3种算法分别记为PSO+Simplex、DE+Powell、BSO+Powell。PSO、DE、BSO与IBSO种群规模均为50,PSO、DE、BSO、IBSO、Simplex、Powell算法最大迭代次数均为200,其他参数与文献[14-16]保持一致。

3.1 单模态配准实验与结果分析

单模态医学图像配准采用BrainWeb医学图像数据集。参考图像R选取MRI-T1加权图像的第90层切片,切片厚度为1 mm,噪声水平0%,如图4(a)所示。浮动图像F是在参考图像的x轴方向平移7像素、y轴方向平移3像素,绕中心旋转5°得到。对每种优化算法重复进行100次实验,统计其平均误差、最大误差和平均耗时。

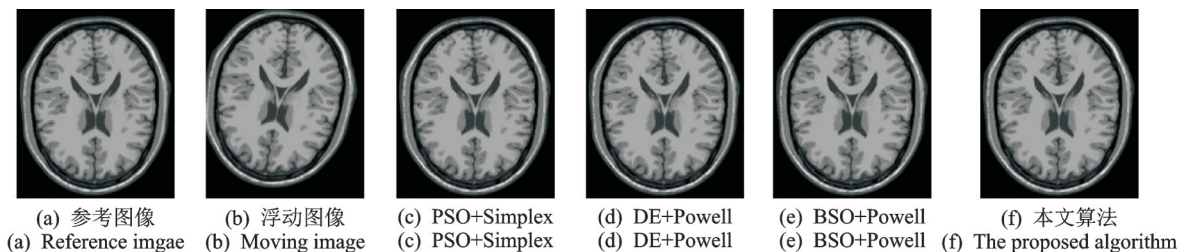


图4 单模态配准融合图像

Fig.4 Mono-modality registration fusion images

单模态配准结果如表1所示,其中 Δx 、 Δy 分别表示x、y方向的平移量误差, $\Delta\theta$ 表示旋转的角度误差。 $\max\Delta X$ 、 $\max\Delta Y$ 分别表示100次实验中x、y方向的最大平移量误差, $\max\Delta\theta$ 表示100次实验中旋转的角度最大误差。当平移量误差小于1像素,旋转角误差小于1°称本次配准达到了亚像素级^[13]。

表1 单模态图像配准实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results of mono-modality image registration

配准 算法	平均误差			最大误差			平均耗时 <i>t</i> /s
	ΔX /像素	ΔY /像素	$\Delta\theta/(^\circ)$	$\max\Delta X$ /像素	$\max\Delta Y$ /像素	$\max\Delta\theta/(^\circ)$	
PSO+Simplex	0.082 0	0.089 7	0.019 2	0.082 4	0.089 7	0.019 2	16.680 5
DE+Powell	0.099 8	0.093 3	0.016 3	0.105 6	0.102 0	0.048 2	13.004 3
BSO+Powell	0.189 3	0.240 3	0.017 6	0.325 3	0.295 9	0.111 3	12.965 6
本文算法	0.082 0	0.088 8	0.018 9	0.082 1	0.088 9	0.019 0	11.195 0

观察表1可以发现4种配准算法均可以达到亚像素级配准。综合来看,与PSO+Simplex和BSO+Powell算法相比,本文算法的平均误差、最大误差均得到了一定程度的降低,平均耗时较两种配准算法分别降低了32.89%和13.66%;与DE+Powell算法相比,本文算法角度误差略高,其余指标均得到一定程度的优化,且平均耗时降低了13.91%。

3.2 多模态配准实验与结果分析

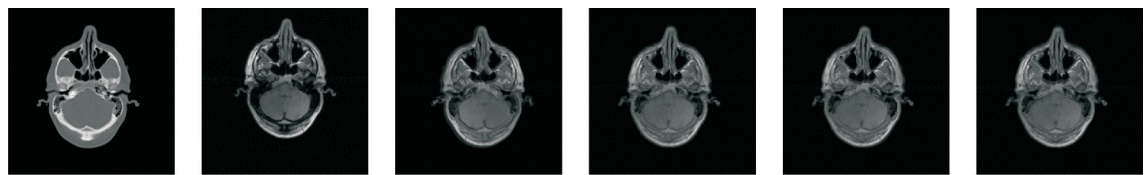
多模态图像配准采用Vanderbilt大学Retro-spective Image Registration Evaluation Project, Version 2.0数据集。配准结果采用MI、NCC、NMI、CCRE 4种相似性测度函数作为指标对配准结果进行评价,相似性指数的值越高代表参考图像与浮动图像配准效果越好。表2为4种配准算法对参考图像与浮动图像分别使用MI、NMI、NCC、CCRE作为测度函数进行100次配准实验结果的平均值。配准结果显示本文算法MI、NMI、CCRE与NCC均优于其他3种配准算法。

图5(a)为CT参考图像,图5(b)为MRI-T1浮动图像,图5(c)~(f)分别为PSO+Simplex、DE+Powell、BSO+Powell和本文算法对参考图像与浮动图像配准融合后的图像。

表2 多模态配准实验结果对比

Table 2 Comparison of experimental results of multi-modality registration

配准算法	配准结果评价指标			
	MI	NMI	CCRE	NCC
PSO+Simplex	1.564 3	1.246 6	12.567 0	0.964 6
DE+Powell	1.556 4	1.246 3	12.533 2	0.963 9
BSO+Powell	1.555 6	1.244 1	12.523 8	0.963 9
本文算法	1.578 1	1.249 9	12.575 9	0.964 7



(a) 参考图像(CT) (b) 浮动图像(MRI-T1) (c) PSO+Simplex (d) DE+Powell (e) BSO+Powell (f) 本文算法
(a) Reference image (b) Moving image (c) PSO+Simplex (d) DE+Powell (e) BSO+Powell (f) The proposed algorithm

图5 多模态配准融合图像

Fig.5 Multi-modality registration fusion images

单模态与多模态配准结果表明,本文算法较PSO+Simplex、DE+Powell、BSO+Powell配准算法在速度方面得到了一定幅度的提升,这得益于在IBSO中每次迭代过程均使用当前最优解作为线索生成新个体替代本次迭代最差聚类中心,使算法收敛速度大大提高。虽然,在每次迭代中替换最差聚类中心个体的操作可以使得算法收敛速度显著提高,但这个操作同时降低了原始BSO的种群多样性,增

大了算法早熟收敛的风险。从配准结果来看,本文算法各项指标均有不同幅度的提升,较上述3种配准算法性能优越,具有更高的临床使用价值。

4 结束语

为了克服测度函数局部极值多、配准消耗时间长等问题,本文采用多分辨率策略,将改进头脑风暴优化算法与单纯形搜索法相结合提出一种新的配准方法,并将该方法与3种主流配准算法进行了单模态与多模态配准的实验对比。实验结果表明,本文算法在有效提高医学图像配准精度的同时缩短配准所用的时间,具有更高的临床使用价值。所提算法目前在颅脑MRI-MRI、颅脑CT-MRI图像配准实验中取得了较好的配准效果。而临床诊断与治疗中CT-PET、US-MRI等多模态图像之间的配准同样具有很高的实用价值,这些多模态配准图像因其成像差异需要选定不同的测度函数评估其对齐程度。本文重点研究了配准过程中的优化算法,将其与更多相似测度结合应用于其他多模态图像配准是下阶段的主要工作。

参考文献:

- [1] VIERGEVER M A, MAINTZ J B A, KLEIN S, et al. Survey of medical image registration—Under review[J]. *Medical Image Analysis*, 2016, 33(1): 140-144.
- [2] OLIVEIRA F P M, TAVARES J M R S. Medical image registration: A review[J]. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2014, 17(2): 73-93.
- [3] SOTIRAS A, DAVATZIKOS C, PARAGIOS N. Deformable medical image registration: A survey[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(7): 1153-1190.
- [4] 魏本征,甘洁,尹义龙.基于边缘特征点互信息熵的医学图像配准方法[J].*数据采集与处理*, 2018, 33(2): 248-258.
WEI Benzhen, GAN Jie, YIN Yilong. Medical image registration based on mutual information entropy combined with edge correlation feature[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2018, 33(2): 248-258.
- [5] 相艳,桂鹏,王硕,等.一种改进的条件方差和医学图像配准[J].*生物医学工程研究*, 2018, 37(1): 71-76.
XIANG Yan, GUI Peng, WANG Shuo, et al. An improved medical image registration method based on the sum of conditional variance[J]. *Journal of Biomedical Engineering Research*, 2018, 37(1): 71-76.
- [6] STUDHOLME C, HILL D L G, HAWKES D J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment[J]. *Pattern Recognition*, 1999, 32(1): 71-86.
- [7] 相艳,贺建峰,易三莉,等.基于交叉累计剩余熵的多谱磁共振图像配准[J].*计算机应用*, 2015, 35(1): 231-234.
XIANG Yan, HE Jianfeng, YI Sanli, et al. Registration of multispectral magnetic resonance images based on cross cumulative residual entropy[J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, 35(1): 231-234.
- [8] WANG F, VEMURI B C. Non-rigid multi-modal image registration using cross-cumulative residual entropy[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(2): 201-215.
- [9] MALINSKY M, PETER R, HODNELAND E, et al. Registration of FA and T1-weighted MRI data of healthy human brain based on template matching and normalized cross-correlation[J]. *Journal of Digital Imaging*, 2013, 26(4): 774-785.
- [10] 桂鹏,邵党国,祝晓红,等.改进的差分搜索算法的医学图像配准[J].*计算机科学与探索*, 2019, 13(3): 446-456.
GUI Peng, SHAO Dangguo, ZHU Xiaohong, et al. Medical image registration via modified differential search algorithm[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2019, 13(3): 446-456.
- [11] 曹国刚,张晴,张培君,等.基于多核并行化差异进化算法的图像配准方法[J].*计算机工程与应用*, 2017, 53(20): 166-172.
CAO Guogang, ZHANG Qing, ZHANG Peijun, et al. Multicore-based parallelized differential evolution for image registration [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(20): 166-172.
- [12] 王栋栋,宋余庆,刘哲.改进粒子群算法与多分辨率结合的医学图像配准[J].*小型微型计算机系统*, 2017, 38(11): 2610-2614.
WANG Dongdong, SONG Yuqing, LIU Zhe. Medical image registration based on improved particle swarm optimization

- algorithm and multi-resolution[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2017, 38(11): 2610-2614.
- [13] 史益新, 邱天爽, 韩军, 等. 基于混合互信息和改进粒子群优化算法的医学图像配准方法[J]. *中国生物医学工程学报*, 2015, 34(1): 1-7.
SHI Yixin, QIU Tianshuang, HAN Jun, et al. Medical image registration algorithm based on mixed mutual information and improved particle swarm optimization[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2015, 34(1): 1-7.
- [14] 张倩, 杨静, 贾丁丁. 基于小波变换和混合优化算法的图像配准[J]. *计算机工程*, 2008(7): 189-193.
ZHANG Qian, YANG Jing, JIA Dingding. Image registration based on wavelet transform and hybrid optimization algorithm [J]. *Computer Engineering*, 2008(7): 189-193.
- [15] 刘哲, 宋余庆, 王栋栋. 自适应变异差分算法与Powell算法相结合的医学图像配准[J]. *计算机科学*, 2017, 44(11): 297-300.
LIU Zhe, SONG Yuqing, WANG Dongdong. Medical image registration based on self-adaptive DE algorithm and Powell algorithm[J]. *Computer Science*, 2017, 44(11): 297-300.
- [16] 梁志刚, 顾军华. 改进头脑风暴优化算法与Powell算法结合的医学图像配准[J]. *计算机应用*, 2018, 38(9): 2683-2688.
LIANG Zhigang, GU Junhua. Medical image registration by integrating modified brain storm optimization algorithm and Powell algorithm[J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(9): 2683-2688.
- [17] 吴鹏, 徐洪玲, 宋文龙. 结合小波金字塔的快速NCC图像匹配算法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2017, 38(5): 791-796.
WU Peng, XU Hongling, SONG Wenlong. A fast NCC image matching algorithm based on wavelet pyramid search strategy [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2017, 38(5): 791-796.
- [18] SHI Yuhui. An optimization algorithm based on brainstorming process[J]. *International Journal of Swarm Intelligence Research (IJSIR)*, 2011, 2(4): 35-62.
- [19] CHENG Shi, QIN Quande, CHEN Junfeng, et al. Brain storm optimization algorithm: A review[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2016, 46(4): 445-458.

作者简介:



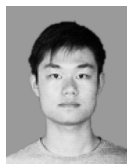
曹国刚(1977-),男,博士,高级工程师,研究方向:人工智能、医学图像处理、计算机辅助医学图像诊断与治疗等, E-mail: guogang-cao@163.com。



朱信玉(1995-),男,硕士研究生,研究方向:医学图像配准。



陈颖(1974-),女,博士,副教授,研究方向:图像处理、生物特征识别。



曹聪(1995-),男,硕士研究生,研究方向:医学图像配准。



孔德卿(1997-),女,硕士研究生,研究方向:医学图像配准。

(编辑:夏道家)