

基于萤火虫算法的互信息医学图像配准

杜晓刚¹ 党建武¹ 王阳萍¹ 刘新国² 李 莎³

(兰州交通大学电子与信息工程学院 兰州 730070)¹ (中国科学院近代物理研究所 兰州 730000)²
(兰州军区兰州总医院放疗科 兰州 730050)³

摘 要 针对互信息配准方法中目标函数因存在多极值而容易陷入局部最优的问题,提出了一种基于萤火虫算法改进优化策略的互信息医学图像配准算法。该算法使用归一化互信息作为相似性测度,用萤火虫所处位置来表示配准参数,根据每个萤火虫的位置计算互信息函数值并将其作为当前萤火虫的亮度,通过亮度和吸引度的迭代更新来寻找互信息函数取最优解时的最佳配准参数。实验结果表明,该方法克服了互信息函数容易陷入局部最优的问题,有效地提高了配准精度。

关键词 图像配准,互信息,萤火虫算法

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Mutual Information Medical Image Registration Based on Firefly Algorithm

DU Xiao-gang¹ DANG Jian-wu¹ WANG Yang-ping¹ LIU Xin-guo² LI Sha³

(School of Electronic & Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)¹

(Institute of Modern Physics, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China)²

(Department of Radiotherapy Oncology, Lanzhou General Hospital Lanzhou Command, Lanzhou 730050, China)³

Abstract To solve the problem that the object function is easy to get into local optimalization because of much local extremes in the mutual information registration method, a mutual information medical image registration algorithm based on firefly algorithm was put forward. The normalized mutual information is used as the similarity measure and registration parameters are expressed by the locations of fireflies in the algorithm, and mutual information function values are calculated according to the locations of fireflies and are set as brightness values of fireflies, and the best registration parameters are retrieved by updating the brightness and attractiveness iteratively while the mutual information function reaches the maximum value. The experimental results indicate that this algorithm can effectively overcome the problem that the mutual information function is easy to fall into local optimalization, and the precision of registration result is improved obviously.

Keywords Image registration, Mutual information, Firefly algorithm

1 引言

医学图像配准是将一幅图像的像素空间位置进行变换,使其与另一幅图像像素的空间位置对齐的过程,它是医学图像融合的前提和基础,在病情诊断、图像引导放疗及手术实施中具有重要的应用价值。

互信息配准是一种非常经典的配准算法,具有精度高、稳健性强的优点^[1,2],且不需要获取图像特征,因而被广泛地应用于医学图像配准中。当前在互信息图像配准中使用比较广泛的寻优策略有 Powell 算法、遗传算法、模拟退火算法及粒子群算法(PSO)等。Powell 算法的局部寻优能力很强,在整个寻优过程中不要求导数,且在局部寻优中能得到很高的

精度^[3],但由于 Powell 算法对初始点依赖性较强,经常会因互信息目标函数存在许多局部极值而使整个配准过程陷入局部最优,不能得到正确的配准结果;模拟退火^[4]和遗传算法^[5]具有很强的全局搜索能力,但是其计算时间较长,遗传算法容易出现早熟问题;PSO 算法全局寻优能力强,能有效克服局部极值,其主要缺点是搜索后期收敛速度慢、计算精度有待提高等^[6,7]。

萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)是由剑桥学者 Yang 提出的一种模拟自然界萤火虫行为的智能优化算法,具有参数设置简单、寻优精度高和全局寻优能力强等特点^[8]。本文采用归一化互信息作为相似性测度,在寻优过程中使用萤火虫算法对互信息函数进行全局寻优。实验证明,该方法克服

到稿日期:2012-06-11 返修日期:2012-10-11 本文受国家自然科学基金项目(60962004, 61162016),甘肃省科技支撑计划项目(1104FKCA102)资助。

杜晓刚(1985—),男,博士生,助教,主要研究方向为医学图像处理, E-mail: du423@sina.com; 党建武(1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理; 王阳萍(1973—),女,博士,副教授,主要研究方向为医学图像处理; 刘新国(1980—),男,博士,助研,主要研究方向为重离子治癌基础研究; 李 莎(1955—),女,主任医师,硕士生导师,主要研究方向为肿瘤放射治疗学。

了因互信息函数具有多目标极值而容易陷入局部最优的问题,同时也有效地提高了配准精度。

2 萤火虫算法

萤火虫算法是通过模拟自然界中萤火虫群体发光行为而构造的一种随机优化算法^[8,9]。其仿生学原理是:用自然界中的萤火虫个体模拟搜索空间中的点,将萤火虫个体相互吸引和移动的过程模拟成目标寻优的过程,用萤火虫个体所处位置的优劣来衡量求解问题的目标函数,萤火虫个体的优胜劣汰过程即为目标函数优化过程中函数可行解的迭代过程。

在 FA 算法中,亮度和吸引度是萤火虫个体的两个重要特征。其中,亮度代表了萤火虫所处位置的优劣并决定了萤火虫个体的移动方向,吸引度则直接影响了萤火虫个体的移动距离,通过亮度和吸引度的不断更新和迭代来寻找目标函数的最优解。在 FA 算法中萤火虫个体的相对荧光亮度^[8-10]为:

$$I(r) = I_0 \times e^{-\gamma \cdot r_{ij}^2} \quad (1)$$

式中, I_0 是萤火虫个体的自身荧光亮度,也是该个体的最大荧光亮度; γ 为光强吸收系数,体现了荧光随距离增加和传播媒介的吸收逐渐减弱的特性,一般情况下设置为常数; r_{ij} 为萤火虫 i 与萤火虫 j 间的距离。由于 $e^{-\gamma \cdot r_{ij}^2}$ 与 $\frac{1}{1+\gamma \cdot r^2}$ 的级数展开式在 $O(r^2)$ 时是等价的,因此当距离较短时,可以用下面的这个函数来近似:

$$I(r) = \frac{I_0}{1+\gamma \cdot r^2} \quad (2)$$

萤火虫个体的荧光亮度 I 代表了目标函数值的优劣,亮度越高,表示该萤火虫个体所处位置越好,目标函数值越优;亮度越低,则代表该萤火虫个体所处的位置越差,目标函数值越差。

萤火虫的吸引度为:

$$\beta(r) = \beta_0 \times e^{-\gamma \cdot r_{ij}^2} \quad (3)$$

式中, β_0 代表光源处($r=0$)的吸引度,也是该个体的最大吸引度; γ 、 r_{ij} 意义同上。吸引度与亮度相关,萤火虫个体的亮度越亮,其吸引力越高,越能吸引周围亮度较弱的萤火虫朝该方向移动,当发光亮度相同时,萤火虫个体进行随机移动。

在相对荧光亮度和吸引度中,通常情况下 r_{ij} 代表萤火虫 i 到萤火虫 j 的笛卡尔距离:

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (4)$$

在二维情况下则为:

$$r_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (5)$$

萤火虫个体 i 被萤火虫个体 j 吸引并向个体 j 移动的位置更新见式(6):

$$x_i = x_i + \beta \times (x_j - x_i) + \alpha \times (rand - 1/2) \quad (6)$$

式中, x_i 、 x_j 为萤火虫 i 和 j 所处的空间位置; α 为步长因子,取值为 $[0, 1]$ 上的常数; $rand$ 是随机因子,在 $[0, 1]$ 上服从均匀分布。在进行萤火虫的位置移动操作时,首先比较萤火虫 i

和萤火虫 j 的荧光亮度值,当萤火虫 i 的荧光亮度值比萤火虫 j 的荧光亮度值小时,则需要按照式(6)更新萤火虫 i 的当前位置。其中 $\beta \times (x_j - x_i)$ 与萤火虫 i 和萤火虫 j 的当前距离有关,而 $\alpha \times (rand - 1/2)$ 为随机扰动项,通过添加随机扰动项使得萤火虫的移动不仅取决于萤火虫间的距离,而且具有一定的随机性,从而扩大了目标函数的寻优范围,有效地防止了搜索过程过早收敛。

利用 FA 算法实现目标函数寻优的过程是:首先在目标函数的解空间中随机散布多个萤火虫个体,每只萤火虫个体由于其所处位置不同而发出不同强度的荧光亮度,计算荧光亮度并比较,亮度高的萤火虫个体能够吸引亮度低的萤火虫个体朝自己移动,并根据式(6)来计算更新后的位置从而实现整个优化过程的迭代。经过多次个体位置迭代后,所有萤火虫都将聚集在亮度最高的萤火虫个体的位置上,从而寻找目标函数的最优值。萤火虫算法的伪代码描述如图 1 所示^[8]。

- (1) 确定需要寻优的目标函数 $f(x)$
- (2) 随机生成萤火虫初始种群 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$
- (3) 根据 $f(x_i)$ 计算每个萤火虫的荧光亮度 I_i
- (4) 确定光吸收因子等参数
- (5) while($k < \text{MaxGeneration}$)
- (6) for $i=1$ to n //遍历所有萤火虫
- (7) for $j=1$ to i
- (8) if ($I_i < I_j$)
- (9) 按照式(6)更新萤火虫 i 向萤火虫 j 移动
- (10) end if
- (11) 按照新位置更新萤火虫的吸引度及荧光亮度
- (12) end for
- (13) end for
- (14) 对所有萤火虫亮度进行排序并找到当前最优值
- (15) end while
- (16) 输出最优值及对应参数

图 1 萤火虫算法的伪代码描述

3 基于萤火虫算法的互信息医学图像配准

医学图像配准过程本质上是寻找相似性测度函数最优解的过程,即确定一组几何变换参数,经过该几何变换后使得浮动图像和参考图像的相似性测度函数取得最大值。当相似性测度函数达到最大值时,两幅图像达到了最佳匹配效果^[11]。

3.1 互信息相似性测度

互信息是指一个变量包含另一个变量的信息量多少的度量,主要用来描述两个随机变量间的统计相关性。互信息计算是互信息图像配准的关键步骤,也是衡量图像配准结果优劣的重要指标^[7]。互信息的计算方法可以用信息熵来描述:

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (7)$$

式中, $H(A)$ 和 $H(B)$ 分别为图像 A 和 B 的熵, $H(A, B)$ 为 A 和 B 的联合熵。 $H(A)$ 、 $H(B)$ 及 $H(A, B)$ 的计算方式如下:

$$H(A) = -\sum_a p(a) \log p(a) \quad (8)$$

$$H(B) = -\sum_b p(b) \log p(b) \quad (9)$$

$$H(A, B) = -\sum_{a,b} p(a, b) \log p(a, b) \quad (10)$$

式中, $p(a)$ 、 $p(b)$ 分别是像素 a 、 b 的边缘概率密度函数, $p(a, b)$ 是其联合概率密度函数。

在医学图像配准中, 当浮动图像和参考图像的空间位置完全一致时, 互信息值 $I(A, B)$ 达到最大值。但由于互信息函数对图像的重叠区域变化相当敏感, 因此, Studholme^[12] 提出了归一化互信息来改善互信息对区域敏感性的问题。

$$I(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)} \quad (11)$$

使用归一化互信息作为相似性测度, 可以使目标函数更加平滑, 能够有效减少对图像重叠部分的敏感性, 与传统的互信息相比, 其具有更好的鲁棒性和配准精度。本文算法在进行互信息计算时采用式(11)所示的归一化互信息计算方式。

3.2 基于 FA 的互信息医学图像配准

本文算法使用归一化互信息作为相似性测度, 首先用萤火虫所处位置来表示配准参数, 当进行 2D-2D 刚性配准时, 选择水平平移量、垂直平移量、图像绕中心点的旋转量 3 个值作为几何变换参数; 在进行 2D-3D 或 3D-3D 刚性配准时, 选择沿 X 、 Y 、 Z 3 个坐标轴的平移量和绕 X 、 Y 、 Z 3 个坐标轴的旋转量 6 个值作为几何变换参数。然后根据每个萤火虫的位置计算互信息函数值并将其作为当前萤火虫的亮度, 亮度代表了萤火虫所处位置的优劣并决定了萤火虫个体的移动方向, 吸引度则直接影响了萤火虫个体的移动距离, 通过亮度和吸引度的不断迭代更新来寻找互信息函数的最大值, 并将互信息函数取最大值时的萤火虫位置作为最佳配准参数输出。基于 FA 的互信息医学图像配准算法的主要流程描述如下:

- Step 1 输入待配准的两幅医学图像, 即参考图像和浮动图像;
- Step 2 获取参考图像和浮动图像的像素数据;
- Step 3 使用萤火虫算法对配准过程进行优化, 首先设置萤火虫个数 n 、最大迭代次数、步长因子 α 、初始吸引度 β_0 及吸收因子 γ 等参数;
- Step 4 设置解空间的搜索范围, 并在解空间中使用随机函数来生成 n 个萤火虫的初始位置;
- Step 5 设置当前迭代次数 $k=0$;
- Step 6 判断当前迭代次数 k 是否小于最大迭代次数, 如果是则顺序进行 Step 7, 否则退出优化过程转至 Step 14;
- Step 7 更新步长因子 α ;
- Step 8 针对每个萤火虫的初始位置, 对浮动图像进行空间变换;
- Step 9 对参考图像和经过变换后的浮动图像计算归一化互信息函数值, 并将归一化互信息函数值作为每个萤火虫的自身亮度值;
- Step 10 对 n 个萤火虫的自身亮度值进行排序, 并将最大值(互信息最大值)作为当前全局最优值;
- Step 11 对每个萤火虫 i 与其它所有萤火虫比较萤光亮度(归一化互信息函数值), 当萤火虫 i 的亮度较暗时, 按照式(6)更新萤火虫 i 的位置, 使其朝向亮度比自身高的萤火虫移动, 通过以上两两比较, 完成本次迭代过程中的萤火虫位置更新操作;
- Step 12 检查并更新整个搜索空间的边界;

Step 13 当前迭代次数 k 自增, 跳转至 Step 6;

Step 14 输出最大互信息值及最佳配准参数。

基于 FA 的互信息医学图像配准算法的流程如图 2 所示。

由 FA 算法原理可知, 配准算法寻优过程的运行时间主要消耗在萤火虫位置更新上, 其时间复杂度主要由最大迭代次数 $I_{\max}$ 和萤火虫个数 n 两个因素决定。在一次迭代过程中, 萤火虫位置更新操作执行的频度为 $f=1+2+\dots+n=n \times (n+1)/2$, 其时间复杂度为 $O(n^2)$, 所以经过 $I_{\max}$ 次迭代之后, 本文配准算法的总时间复杂度为 $O(I_{\max} \times n^2)$, 其中 $I_{\max}$ 为最大迭代次数, n 为萤火虫个数。

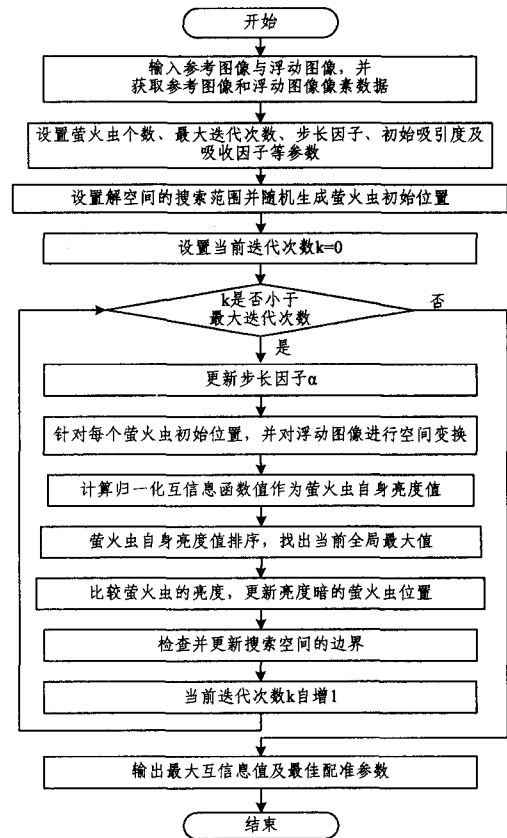


图 2 基于 FA 的互信息医学图像配准流程

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的正确性和有效性, 针对病人医学图像进行了大量的实验。在配置有 Intel Core 2 * 2.0GHz CPU、2GB DDR 内存的 PC 机上, 使用 Matlab7.0 编程实现了本文算法, 并与采用 Powell 法寻优的传统配准算法和采用 PSO 优化策略的图像配准算法进行了比较。实验中 Powell 算法进行寻优的初始解设置为 $(0, 0, 0)$; 采用 PSO 优化策略进行优化的初始解随机产生, 最大迭代次数为 1000 次; 使用 FA 进行配准时萤火虫初始位置随机产生, 最大迭代次数为 1000, 文献[8]中提到针对大多数优化问题萤火虫的种群个数 n 可取 $[15, 50]$ 之间的整数。为了在保证优化精度的同时兼顾搜索效率, 经多次实验本文设置萤火虫个数 $n=30$, 并设置步长因子 $\alpha=0.5$ 、初始吸引度 $\beta_0=0.2$ 及吸收因子 $\gamma=$

1. 图3所示是一组采用以上3种优化算法的实验示例。其中,图3(a)为一幅人体头部的CT图像作为本文配准实验的参考图像,图像大小为 512×512 ;图3(b)为一幅经过平移和旋转操作的人体头部CT图像,作为本文配准实验的浮动图像,图像大小为 512×512 ,该浮动图像相对于参考图像真实的水平平移值、垂直平移值和旋转值分别为-16,-13和10;分别采用Powell算法、PSO算法和FA算法3种优化策略对该组图像进行刚性配准,根据最优配准参数对浮动图像进行空间变换,对参考图像和变换后的浮动图像使用canny算子提取边界并进行边界拟合,拟合结果分别如图3(c)-(e)所示。

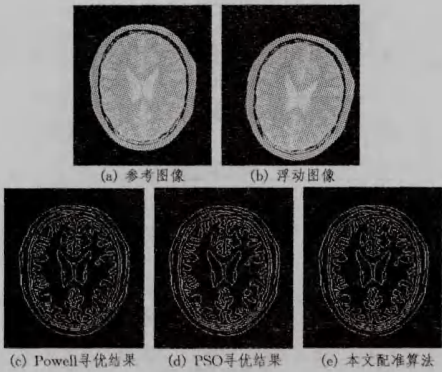


图3 3种配准算法的配准结果

分别采用Powell算法、PSO算法和FA算法对待配准图像进行10次刚性配准,并统计3种算法得到的配准结果。根据配准结果,针对X、Y和 θ 统计最大误差和平均误差,并分别按照式(12)~式(14)计算水平位移均方差 $\overline{S_x}$ 、垂直位移均方差 $\overline{S_y}$ 及旋转均方差 $\overline{S_\theta}$,其中 $\overline{X}$ 、 $\overline{Y}$ 、 $\overline{\theta}$ 分别代表配准实验中浮动图像相对于参考图像的水平平移实际值、垂直平移实际值和旋转实际值,在本次配准实验中, $\overline{X} = -16$, $\overline{Y} = -13$, $\overline{\theta} = 10$ 。统计结果如表1所列。

表1 3种配准算法的配准精度比较

优化策略	最大误差			平均误差			误差标准差		
	X	Y	θ	X	Y	θ	$\overline{S_x}$	$\overline{S_y}$	$\overline{S_\theta}$
Powell	0.8908	0.4576	1.1323	0.5014	0.3191	0.3452	0.5524	0.3504	0.4431
PSO	0.4828	0.4535	1.0162	0.2396	0.2730	0.3122	0.2789	0.3175	0.4064
FA	0.4313	0.4823	0.3676	0.1552	0.2746	0.2673	0.2105	0.3138	0.2836

$$\overline{S_x} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \overline{X})^2} \quad (12)$$

$$\overline{S_y} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \overline{Y})^2} \quad (13)$$

$$\overline{S_\theta} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\theta_i - \overline{\theta})^2} \quad (14)$$

从表1可以看出,Powell算法寻优时会因对初始点依赖而陷入局部最优,陷入局部最优时的配准结果精度很差;另外采用PSO优化算法对配准过程进行优化可以克服局部极值

问题,但在优化后期收敛速度慢,其配准精度比本文算法低。实验结果表明:本文基于FA的图像配准算法在配准精度方面优于基于Powell算法优化的传统配准算法和基于PSO优化策略的配准算法。

结束语 互信息配准方法具有精度高、鲁棒性强、不需要进行预处理等优点,但由于互信息函数存在多极值,使得优化过程容易陷入局部最优,而不能得到全局最优解。本文以归一化互信息作为相似性测度,在配准过程中采用FA算法对互信息目标函数进行寻优,从而实现医学图像配准。该方法较好地克服了互信息函数陷入局部最优的问题,有效地提高了配准结果的精度,并且FA算法具有良好的并行特征,对提高医学图像配准算法的并行性和处理速度具有重要的价值。

参考文献

- [1] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Trans. on Medical Imaging, 1997, 16(2): 187-198
- [2] Wells WM, Viola P, Atsumi H, et al. Multi-modal volume registration by maximization of mutual information[J]. Med Image Anal, 1996, 3(1): 35-51
- [3] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Mutual information based registration of medical images: A survey[J]. IEEE Trans. on Medical Imaging, 2003, 22(8): 986-1004
- [4] 刘丽, 苏敏. 基于改进模拟退火算法的医学图像配准[J]. 计算机应用与软件, 2008, 5(25): 223-224
- [5] Rouet J M, Jacq J J, Roux C. Genetic algorithms for arobust 3D MR-CT registration [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2000, 4(2): 126-136
- [6] Wachowiak M P, Smolikova R, Zheng Y. An approach to multi-modal biomedical image registration utilizing particle swarm optimization[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 289-301
- [7] 方伟, 孙俊, 丁彦蕊, 等. 医学图像配准的混合量子粒子群优化算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3): 166-169
- [8] Yang Xin-she. Firefly algorithm for multi-modal optimization [C]// Proc of the 5th International Symposium on Stochastic Algorithms: Foundations and Applications, 2009: 169-178
- [9] 刘长平, 叶春明. 一种新颖的仿生群智能优化算法: 萤火虫算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(9): 3295-3297
- [10] Yang Xin-she, Deb S. Eagle strategy using lévie walk and firefly algorithms for stochastic optimization[J]. Studies in Computational Intelligence, 2010, 284: 101-111
- [11] 李雄飞, 张存利, 李鸿鹏, 等. 医学图像配准技术进展[J]. 计算机科学, 2010, 37(7): 27-33
- [12] 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