

# 改进的模糊 C-均值算法在医学图像分割中的应用

程显毅, 巩向普

(南通大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南通 226019)

**摘要:**针对随机选取聚类中心易使得迭代过程陷入局部最优解的缺点,提出了一种混合优化蚁群和动态模糊 C-均值的图像分割方法,该方法利用蚁群算法较强处理局部极值的能力,并能动态确定聚类中心和数目.针对传统的分阶段结合遗传算法和蚁群算法的策略存在收敛速度慢,聚类精度差的问题,提出在整个优化过程综合遗传算法和蚁群算法,并在蚁群算法中引入拥挤度函数,利用遗传算法的快速性、全局收敛性提高了蚁群算法的收敛速度,同时利用蚁群算法的并行性和正反馈性提高了聚类的精确度.最后将该算法应用到医学图像分割,对比实验表明,混合算法具有很强的模糊边缘和微细边缘分割能力.

**关键词:**蚁群算法;医学图像分割;模糊 C-均值聚类;遗传算法

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2010)01-0080-05

## An improved fuzzy C-means algorithm for segmentation of medical images

CHENG Xian-yi, GONG Xiang-pu

(School of Computer Science and Technology, Nantong University, Nantong 226019, China)

**Abstract:** Stochastic selection of a clustering center would cause the iterative process to become trapped in a local extremum. To overcome this image segmentation problem, a hybrid method was proposed. It combined an ant colony algorithm with dynamic fuzzy clustering analysis. Thus the superior ability of the ant colony algorithm became available for dealing with local extrema. The resulting algorithm dynamically determined the number of clusters as well as clustering centers. Within the optimization procedure, we introduced a crowd degree function to improve the convergence rate. In addition, the parallelism and positive feedback effect of ant colony algorithm were employed to increase clustering precision. The proposed algorithm was used in the segmentation of medical images. A series of comparative experiments showed that the algorithm has improved ability to detect fuzzy or thin edges.

**Keywords:** ant colony algorithm; medical image segmentation; fuzzy C-means clustering; genetic algorithm

医学图像是反映人体生物组织的复杂图像,图像信息量大、处理困难.医学图像分割是医学图像研究的一个关键环节,对临床医学的应用和发展有着巨大的实用价值.由于医学图像本身分辨率、对比度较低,以及固有噪声的影响,使用传统的图像分割方法(如蚁群算法<sup>[1]</sup>、遗传算法<sup>[2]</sup>、粒子群算法<sup>[3]</sup>、模糊 C-均值算法<sup>[4]</sup>、Snake<sup>[5]</sup>等),很难达到要求.如何

在计算机辅助下,精确地、自适应地分割提取影像中包含的信息来满足医学图像处理的要求,是图像分析专家需要解决的关键问题<sup>[6-8]</sup>.

本文结合混合遗传算法、蚁群算法和模糊 C-均值算法的优点,在蚁群算法中加入了拥挤度函数,来增加蚁群算法遍历寻优的能力.一方面,利用蚁群算法较强处理局部极值的能力,可以动态确定聚类中心和数目,有效地克服 FCM 算法对初始化的敏感;另一方面,将传统的分阶段结合遗传算法和蚁群算法的策略修改为在整个优化过程混合遗传算法和蚁群算法.

实验表明该混合算法可以准确地进行医学图像分割.

## 1 蚁群算法与图像分割

蚁群算法(ACA)是模拟蚁群行为的一种仿生算法.蚂蚁在行走过的路上释放一种特殊的分泌物,称之为信息素(pheromone),蚂蚁就是通过这种激素进行信息交流,它们趋向于走激素积累较多的路径.找到最短路径的蚂蚁总是最先返回巢穴,从而在路上留下较多的激素.因最短路上积累了较多的激素,选择该路径的蚂蚁就会越来越多,后来者选择该路径的概率就越大.这样,蚂蚁群体行为表现出了一种信息正反馈现象.蚂蚁个体之间就是通过这种信息交流寻求通向食物源的最短路径<sup>[9]</sup>.

图1给出了用蚁群算法分割图像的基本流程<sup>[1]</sup>.

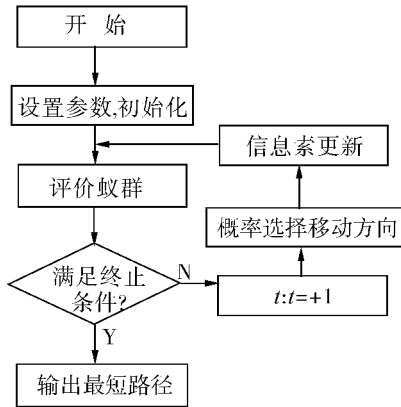


图1 蚁群算法的基本流程图

Fig.1 Basic flow chart of ant colony algorithm

给定原始图像  $X_{m \times n}$ , 将每个像素  $X_i$  看作是一只蚂蚁, 每只蚂蚁是以像素灰度和梯度为特征的二维向量:

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}), i = 1, 2, \dots, N, N = n \times m.$$

图像分割就是具有不同特征的蚂蚁搜索食物源的过程. 算法先进行初始化, 将各个路径的信息素置为0, 即  $\tau_{ij}(0) = 0$ , 聚类半径为  $r$ , 统计误差为  $\varepsilon$  等. 计算各路径上的信息素浓度  $\tau_{ij}(t)$ :

$$\tau_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & d_{ij} < r; \\ 0, & d_{ij} > r. \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $d_{ij}$  为像素  $X_i$  到代表点  $X_j$  之间的加权欧氏距离. 计算像素  $X_i$  到  $X_j$  的转移概率:

$$p_{ij}(t) = \tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t) / \sum_{s \in S} \tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t),$$

$$S = \{X_s \mid d_{is} \leq r, s = 1, 2, \dots, j, j+1, \dots, N\}. \quad (2)$$

式中:  $\eta_{ij}$  为启发信息,  $\alpha, \beta$  为常数, 分别体现信息素浓度与启发信息相对重要性. 每只蚂蚁经过  $n$  个时刻完成一次循环后, 对信息素浓度进行更新, 即

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k. \quad (3)$$

式中:  $\rho(0 < \rho < 1)$  表示原信息素浓度保留程度;  $\Delta \tau_{ij}^k$  表示蚂蚁  $k$  在本次循环中在路径  $ij$  上留下的信息素浓度. 当蚂蚁  $k$  在本次循环中经过  $ij$ , 则  $\Delta \tau_{ij}^k = Q/L_k$ , 其中:  $Q$  为常系数;  $L_k$  表示蚂蚁  $k$  在本次循环中选择的路径长度. 如果蚂蚁  $k$  在本次循环中未经过  $ij$  则  $\Delta \tau_{ij}^k = 0$ .

## 2 改进的蚁群-遗传混合算法

传统的遗传算法-蚁群算法的混合算法的基本思路是: 算法前过程采用遗传算法, 充分利用遗传算法的快速性、随机性、全局收敛性, 其结果是产生有关问题的初始信息素分布; 然后采用蚁群算法, 在有一定初始信息素分布的情况下, 充分利用蚁群算法的并行性、正反馈性、求精解效率高等特点. 但是这种方法并没有把这2个算法真正融合在一起, 使其贯穿整个的搜索过程<sup>[10]</sup>. 本文的改进是让使遗传算法和蚁群算法混合作用于整个分割过程(如图2所示).

### 2.1 改变“信息素”更新策略

“信息素”更新机制的选择直接影响算法性能. 本文的策略是: 在每次搜索迭代过程中, 局部地更新信息素, 同时采取局部更新与全局更新相结合, 增加了了解的多样性, 避免了早熟收敛.

### 2.2 在蚁群算法中引入拥挤度函数

拥挤度函数为

$$q_{ij}(t) = 2\tau_{ij}(t) / \sum_{i \neq j} \tau_{ij}(t). \quad (4)$$

式中:  $\tau_{ij}(t)$  表示  $t$  时刻样本  $k$  到  $i$  类路径上的信息素浓度. 如果  $q_{ij} < \delta(t)$ , 则表示路径不太拥挤, 蚂蚁选择该路径从位置  $i$  转移到位置  $j$ ; 否则, 表示该路径过于拥挤, 蚂蚁则在可行邻域内重新随机选择一条路径进行转移. 其中,  $\delta(t)$  表示  $t$  时刻的拥挤度阈值, 并按  $\delta(t) = 1 - e^{-c}$  进行更新,  $c$  为阈值变化系数.

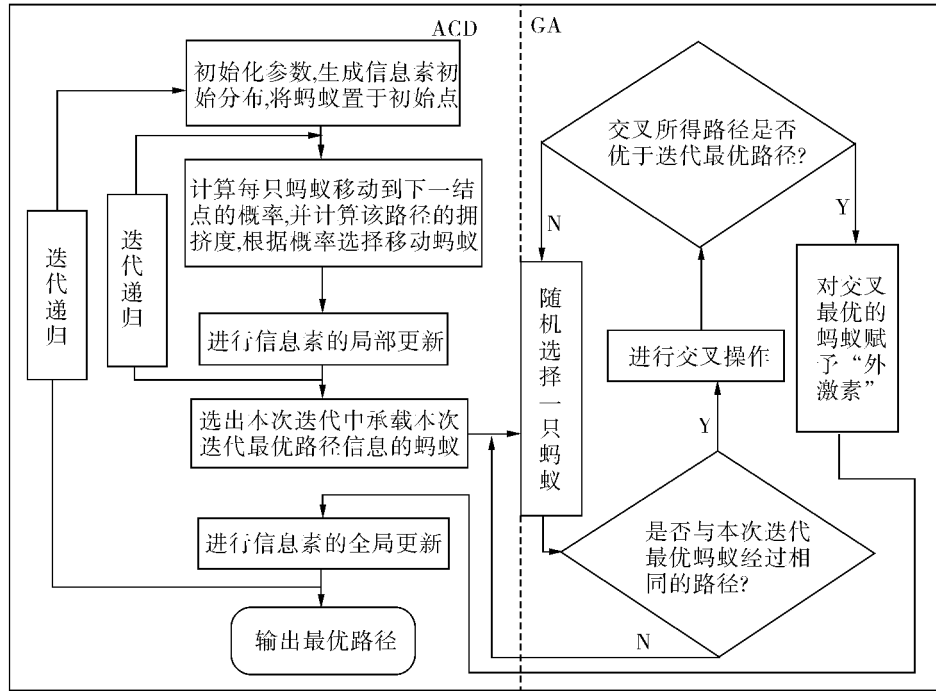


图2 改进遗传算法与蚁群算法结合流程图

Fig.2 Improved genetic algorithm and ant colony algorithm union flow chart

### 3 改进的蚁群-遗传混合算法的模糊C-均值聚类

#### 3.1 基本思想

将待聚类数据视为具有不同属性的蚂蚁,每只蚂蚁具有  $N$  维特征矢量,聚类中心作为蚂蚁需要寻找的“食物源”,蚂蚁在搜索时,不同的蚂蚁选择某个数据元素是相互独立的。

#### 3.2 算法步骤

##### 1) 计算蚂蚁信息素。

假定每个数据特征矢量为

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_k, k = 1, 2, \dots, n\},$$

$$\mathbf{X}_k = \{x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}\}.$$

它有  $n$  个输入样本,每个样本有  $m$  个特征。迭代次数为  $N$ ,聚类半径为  $r$ ,统计误差为  $\varepsilon_0$ ,各信息素  $\tau_{ki}(0) = 0$ ,初始中心为  $V$ ;计算第  $k$  个样本和第  $i$  类的距离  $d_{ki} = \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|$ 。则蚂蚁在路径上的信息素由式(5)给出。

$$\tau_{ki} = \begin{cases} 1, & d_{ki} \leq r; \\ 0, & d_{ki} > r. \end{cases} \quad (5)$$

2) 计算  $t$  时刻时蚂蚁  $k$  由  $x_k$  选择到  $v_i$  的概率  $p_{ki}(t)$ 。

$$p_{ki}(t) = \frac{\tau_{ki}^\alpha(t) \eta_{ki}^\beta(t)}{\sum_{s \in S} \tau_{ks}^\alpha(t) \eta_{ks}^\beta(t)},$$

$$S = \{\mathbf{X}_s \mid d_{ks} \leq r, s = 1, 2, \dots, i, i+1, \dots, N\}.$$

(6)

式中:  $S$  是蚂蚁  $k$  下一步可以选择的样本点的下标的集合。

##### 3) 计算该路径的拥挤度 $q_{ks}(t)$ 。

$$q_{ks}(t) = 2\tau_{ki}(t) / \sum_{i \neq k} \tau_{ki}(t).$$

在算法初期,拥挤度阈值选择接近于 0 的较小值,这样大多数蚂蚁都可以自主随机选择移动路线。如果某条路径信息素浓度很高,但该路径蚂蚁也很多,则下一只蚂蚁可能不会选择该路径,而是进行随机选择。这可避免蚂蚁过早地集中在某局部极小的位置,增加了算法遍历寻优的能力,防止蚂蚁因过早集结在某条信息素浓度较高的路径上而造成算法早熟现象的出现,在一定程度上克服了局部极小解的问题<sup>[10]</sup>。

##### 4) 信息素局部更新。

$$\tau_{ki}(t+1) = \rho \tau_{ki}(t) + \Delta \tau_{ki}(t, t+1).$$

##### 5) 交叉操作。

交叉操作是在迭代最优蚂蚁与随机选择的其他蚂蚁之间进行,也可以按概率群完成一次循环后,随

机选择的 2 只蚂蚁之间进行. 还可以按概率  $p_c$  (交叉概率) 从整个蚁群随机地抽选一定数量的蚂蚁与迭代最优蚂蚁之间进行交叉.

6) 信息素全局更新.

随着蚂蚁的移动,各路径上信息量发生变化,经过一次循环,各路径上信息量根据式(7)进行调整:

$$\tau_{ki}(t) = \rho\tau_{ki}(t) (t - \Delta t) + \Delta\tau_{ki},$$
$$\Delta\tau_{ki} = Q/d_{ki}.$$

(7)

式中: $Q$  是一常量,表示蚂蚁完成一次路径搜索所释放的信息素总量. 然后计算新的聚类中心和样本点到该新的聚类中心的距离.

7) 路径决策.

如果  $p_{ki}(t) \geq p_0$ , 则  $x_k$  归并到  $v_i$  邻域, 且令

$$m_i = \{X_j | d_{ji} \leq r, j = 1, 2, \dots, I\},$$

其中,  $m_i$  表示所有归并到  $v_i$  邻域的数据集合; 否则, 计算下一个样本间加权欧氏距离.

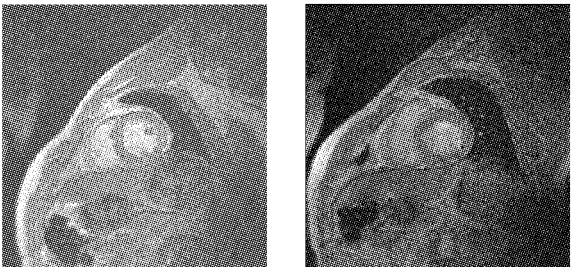
$$m_i = \frac{1}{I} \sum_{j=1}^I X_j, X_j \in m_i.$$

8) 终止条件.

计算  $D_i = \sum_{j=1}^I [\sum_{k=1}^m (x_{jk} - v_{ik})^2]^{1/2}$ 、第  $i$  个聚类的偏离误差及总体误差与总体误差  $\varepsilon = \sum_{i=1}^c D_i$ , 再判断  $\varepsilon \leq \varepsilon_0$  是否成立. 若成立, 则输出聚类个数  $c$ ; 若不成立, 则继续迭代.

4 实验结果与分析

为了验证该混合算法的有效性和实用性, 以处于扩张期和收缩期的左心室图像为例, 分别用传统的 FCM 聚类算法和提出的混合算法对图像进行分割研究. 图 3 为左心室原始图像.



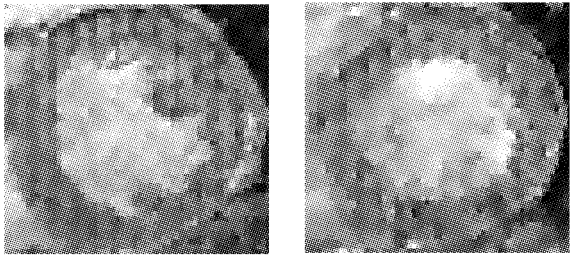
(a) 收缩期的左心室 (b) 舒张期的左心室

图 3 左心室图原始图像

Fig. 3 Left ventricle origin image

图 4 为采用传统的 FCM 聚类算法的分割结果, 可以看出在分割区域边界比较模糊, 这是 FCM 聚类算法的局部收敛不足引起的.

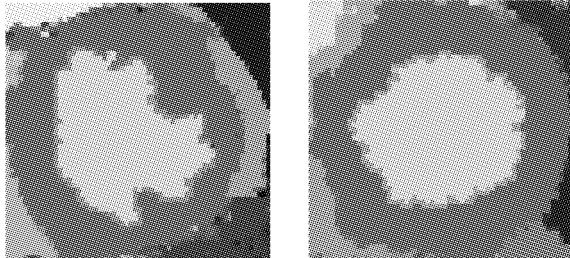
图 5 为利用本文的混合算法得到的图像分割结果, 可以看出利用新的混合算法得到的分割图像轮廓比较清晰, 分割结果也很明显.



(a) 收缩期的左心室 (b) 舒张期的左心室

图 4 FCM 对左心室的分割结果

Fig. 4 Segment results of left ventricle image using FCM



(a) 收缩期的左心室 (b) 舒张期的左心室

图 5 本文方法对左心室的分割结果

Fig. 5 Segment results of left ventricle image using our method

为了更直观地定量反应分割性能, 对分割图像的敏感性、专一性和总体性能<sup>[11]</sup> 指标进行了统计, 表 1 为统计结果.

表 1 医学图像分割性能对比

Table 1 Performances of medical image segmented %

指 标	FCM 方法	本文方法
敏感性	96.8	96.9
专一性	94.5	97.7
总体性能	97.4	97.7

5 结束语

从实际应用的角度来讲, 医学图像分割结果的好坏直接影响对病人的诊断和治疗. 传统的 FMC 方法存在聚类中心确定太随机, 容易陷入局部极值的缺点, 使得分割图像的边界模糊. 本文对 FCM 做了 2 点改进: 一是将传统的遗传算法与蚁群算法分步混合修改为在聚类的全过程混合; 二是在蚁群算法中加入了拥挤度函数, 实验表明改进的 FCM 方法对医学图像分割得到了理想的效果. 本文的分割图像都是基于二维的, 对三维体数据图像直接进行分割

以及医学图像的三维运动重建是一项很有意义的工作,未来的研究将致力于此方面的工作。

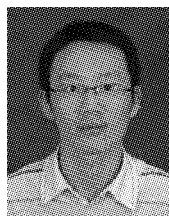
## 参考文献:

- [1] 黄国瑞,王绪法,高宪斌. 基于方向信息素扩散的蚁群优化算法[J]. 电子学报, 2006, 15(3): 447-450.  
HUANG Guorui, WANG Xufa, GAO Xianbin. Ant colony optimization algorithm based on directional pheromone diffusion[J]. Chinese Journal of Electronics, 2006, 15(3): 447-450.
- [2] 陈小波,程显毅. 一种基于 MAS 的自适应图像分割方法[J]. 智能系统学报, 2007, 2(4): 80-85.  
CHEN Xiaobo, CHENG Xianyi. An adaptive image segmentation technique based on multi-Agent system[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2007, 2(4): 80-85.
- [3] 李旭苏,焦淑红,王立瑾. 基于 PSO 和加权 FCM 的图像分割算法[J]. 应用科技, 2008, 35(4): 26-29.  
LI Xusu, JIAO Shuhong, WANG Liying. PSO and weighted FCM based image segmentation algorithm[J]. Applied Science and Technology, 2008, 35(4): 26-29.
- [4] 杨立才,赵莉娜,吴晓晴. 基于蚁群算法的模糊 C-均值聚类医学图像分割[J]. 山东大学学报:工学版, 2007, 37(3): 51-54.  
YANG Licai, ZHAO Lina, WU Xiaoqing. Medical image segmentation of fuzzy C-means clustering based on the ant colony algorithm[J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2007, 37(3): 51-54.
- [5] 王科俊,郭庆昌. 基于粒子群优化算法和改进的 Snake 模型的图像分割算法[J]. 智能系统学报, 2007, 2(1): 53-58.  
WANG Kejun, GUO Qingchang. Image segmentation algorithm based on the PSO and improved Snake model[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2007, 2(1): 53-58.
- [6] CHENG Xianyi, HAN Lanjun, MA Shouming. Design and realization of medical image nonrigid matching algorithm [C]//Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. Jinan, China, 2006: 497-501.
- [7] 程显毅,陈小波. 基于多 Agent 的模式识别框架[J]. 智能系统学报, 2006, 1(2): 89-93.  
CHENG Xianyi, CHEN Xiaobo. Frame of pattern recognition based on multi-Agent[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2006, 1(2): 89-93.
- [8] 程显毅,梁 军,马首明. 基于 MAS 的医学图像进化分割算法的研究[J]. 南京大学学报:自然科学, 2008, 44(5): 503-511.  
CHENG Xianyi, LIANG Jun, MA Shouming. Evolutional algorithm of medical image segmentation based on a multi-Agent system[J]. Journal of Nanjing University: Natural Sciences, 2008, 44(5): 503-511.
- [9] 吴启迪,汪 镭. 智能蚁群算法及应用[M]. 上海:上海科技教育出版社, 2004: 78-92.
- [10] 修春波,张雨虹. 基于蚁群与鱼群的混合优化算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(14): 206-207.  
XIU Chunbo, ZHANG Yuhong. Hybrid optimization algorithm based on ant colony and fish school[J]. Computer Engineering, 2008, 34(14): 206-207.
- [11] 白 杨,孙 跃,王 君,等. 基于动态自适应蚁群算法的 MRI 图像分割[J]. 计算机科学, 2008, 35(12): 226-230.  
BAI Yang, SUN Yue, WANG Jun, et al. Segmentation of MRI based on dynamic and adaptive ant colony algorithm [J]. Computer Science, 2008, 35(12): 226-230.

## 作者简介:



程显毅,男,1956 年生,教授、博士生导师,主要研究方向为人工智能、多 Agent 系统、模式识别. 发表学术论文 80 余篇,出版专著 4 部.



巩向普,男,1982 年生,硕士研究生,主要研究方向为模式识别.