

# 基于遗传模糊聚类的医学超声图像分割方法

毕 峰<sup>1,2</sup>

BI Feng<sup>1,2</sup>

1.辽东学院 信息技术学院,辽宁 丹东 118000

2.大连理工大学 电信学院,辽宁 大连 116024

1.School of Information Engineering, Eastern Liaoning University, Dandong, Liaoning 118000, China

2.School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China

E-mail: davis\_bf@126.com

**BI Feng. Medical ultrasound image segmentation method based on genetic algorithm and fuzzy clustering. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(33): 227-231.**

**Abstract:** Medical ultrasound imaging is widely used in medical diagnosis and treatment due to its characteristic of real-time, noninvasiveness and cheapness. However, the segmentation from medical ultrasound image is a difficult problem because of its intrinsic speckle noises and the tissue-related textures. Compared to other image segmentation methods, the Fuzzy C-means clustering algorithm (FCM) can fulfill the medical ultrasound image segmentation better, but it can easily be trapped in local optima due to its stochastic initialization of the clustering center. In this paper, a method of fuzzy clustering based on Genetic Algorithm (GA) is proposed and its robustness is more better because GA can obtain the global initialization of the clustering center. Experimental results show that the method can perform the segmentation from medical ultrasound images better.

**Key words:** medical ultrasound image; image segmentation; fuzzy clustering; genetic algorithm

**摘 要:** 医学超声成像技术以其实时性、无损性与廉价性等优点被广泛应用于医疗诊断,但由于其固有的斑点噪声和与组织相关的纹理特性使得医学超声图像的分割一直是一个难题。模糊 C 均值聚类算法 (FCM) 具有较强的抗噪声能力,能够较好地完成医学超声图像的分割任务,但其局限性在于对聚类中心的初值较敏感,当随机选取初始聚类中心时,很有可能使分割过程陷入局部极小,影响分割结果。利用遗传算法 (GA) 能够寻找全局最优解的特点,提出一种基于遗传算法寻找初始聚类中心的模糊聚类方法,应用于医学超声图像分割并取得了良好效果。

**关键词:** 医学超声图像; 图像分割; 模糊聚类; 遗传算法

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.33.069 **文章编号:** 1002-8331(2008)33-0227-05 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.41

随着医学影像技术的飞速发展和广泛应用,超声成像、计算机 X 射线断层造影技术、磁共振成像、核医学成像(如 PET、SPECT 等)逐渐成为现代四大医学影像技术。其中超声成像由于其独具的实时性、无损性、廉价性、可重复性好、灵敏度高等优势而广泛应用于临床诊断和治疗中,它在人体内部组织器官的定量分析、实时监控和治疗规划等方面都具有极大的潜力。

在利用医学超声图像对内部组织器官进行定量分析、实时监控和治疗规划时,一个关键的环节就是图像分割。通过图像分割,从医学超声图像中分离出感兴趣的解剖结构或定位出病源的位置和形状,它常决定着后续分析的准确性。然而,由于医学超声图像固有的纹理特性和斑点噪声 (speckle), 对其进行分割具有相当的难度。因而至今仍是悬而未决的世界性难题<sup>[1]</sup>。多数分割方法对图像质量有较高的要求,因此对超声图像很难得到理想的效果。目前,广泛应用于临床的还多停留于医生手工分割和阈值分割法<sup>[2]</sup>。近年来,研究人员不断致力于将新理论与

新方法引入到医学超声图像分割领域中,如模糊理论、神经网络与小波变换等,尤其是其中的活动轮廓模型法发展较快,目前已被较多地应用于 CT、MRI 等医学图像的分割<sup>[3]</sup>。但由于超声图像固有的纹理与噪声特点,各种新方法都有一定的局限性<sup>[4]</sup>。

在众多方法中,模糊 C 均值 (FCM) 聚类方法能够很好地解决灰度图像分割过程中存在的模糊和不确定性等问题,受噪声干扰较小,应用于医学超声图像常常可以取得较好地分割效果。但是,FCM 方法的缺陷主要在于对初始聚类中心的位置比较敏感,如果初始聚类中心选择不当,常常使聚类过程收敛到局部极小,有时甚至使整个聚类过程不收敛。因此,在 FCM 方法中如何选取聚类中心的初始值非常重要,而通常的 FCM 方法一般是随机产生初始聚类中心,所以常常会影响聚类的结果,造成图像分割质量的下降。遗传算法 (GA) 是一种基于生物进化思想而发展起来的通用的问题求解方法,它的一个突出优点是受其搜索空间限制性条件(如可微、连续等)的约束,而

**基金项目:** 辽东学院科研基金资助项目 (No.2007-Z01)。

**作者简介:** 毕峰 (1973-), 男 (汉族), 讲师, 博士研究生, 主要研究方向: 信号与信息处理、图像处理。

**收稿日期:** 2007-12-10 **修回日期:** 2008-05-21

且可以同时搜索解空间内的多个区域,从而得到全局最优解。

所以,提出一种遗传模糊聚类算法用于医学超声图像的分割,首先使用遗传算法寻找初始聚类中心,它与FCM方法随机产生的初始聚类中心相比,能够更好地反映图像中各个类别(通常以不同的灰度值划分)的分布,然后再用模糊聚类的方法对图像进行聚类,最终达到分割图像的目的。实验结果表明,该方法有效地避免了FCM容易陷入局部极小的问题,提高了分割结果的稳健性。

## 1 模糊C均值聚类与遗传算法基本原理

### 1.1 模糊C均值(FCM)聚类

模糊C均值聚类算法首先由Dunn提出,经Bezdek<sup>[5]</sup>推广后,获得了较为广泛的应用。FCM算法用于灰度图像分割是一种模糊聚类之后再定标的过程,非常适合灰度图像中存在着的模糊和不确定性的特点。该算法是一种迭代最优化方法,所用目标函数是以图像中各像素与每个聚类中心(共计 $c$ 个)之间的加权相似度测度为基础构成的,其形式如下:

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (1)$$

式中 $u_{ik}$ 为第 $k$ 个像素相对于第 $i$ 个聚类中心的隶属度; $n$ 为像素个数; $d_{ik}$ 为任何一种形式的范数。 $U$ 是图像的模糊 $c$ 划分; $V$ 是 $c$ 个聚类中心组成的集合。FCM通过选择 $U$ 与 $V$ ,使 $J_m(U, V)$ 达到最小,具体步骤如下:

(1)固定聚类数 $c, 2 \leq c \leq n$ ,此处 $n$ 为数据数目;选用任何一种形式的范数。

(2)进行初始模糊 $C$ 划分,得到 $U^{(0)}$ 。

(3)计算聚类中心 $\{V_i^{(b)}\}$ , $b$ 为迭代次数, $b=0, 1, 2, \dots, i=0, 1, 2, \dots, c$ ,此处计算公式为

$$V_i^{(b)} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m X_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (2)$$

式中 $X_k$ 为第 $k$ 个数据的输入向量。

(4)对 $U^{(b)}$ 进行修正,计算中 $U^{(b+1)}$ 的隶属度如下:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (3)$$

(5)比较 $U^{(b)}$ 和 $U^{(b+1)}$ ,若 $\|U^{(b)} - U^{(b+1)}\| < \varepsilon$ ,停止迭代;否则 $b=b+1$ 并返回步骤(3)继续迭代。

其中 $m$ 为权指数,随着 $m$ 增大,聚类的模糊性也增强,在图像分割中一般取 $m=2$ 即可; $\varepsilon$ 为收敛门限。

在使用该算法时一个突出的问题就是:待分类的中心位置、范围和特性事先未必知道,所以初始划分比较困难。

### 1.2 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm,简称GA)是由美国学者J.Holland于20世纪60、70年代提出的。它基于达尔文适者生存、优胜劣汰的进化原则,对包含可能解的群体反复使用遗传学的基本操作,不断生成新的群体,使种群不断进化,同时以全局并行搜索技术来搜索优化群体中的最优个体,以求得满足要求的最优解。与其它搜索算法,如随机查找、梯度下降、模拟退火等方法相比较,遗传算法的主要特点为:它不是直接作用在

解空间上,而是作用在解的某种编码上;它从一个群体解即多个解而不是从一个解开始搜索,这是它能以较大的概率找到全局最优解的主要原因之一;它对搜索空间无任何特殊要求(如连通性、凸性等),只利用适应度信息,而传统搜索算法一般要使用导数等其它辅助信息;它使用随机转移规则而不是确定性的转移规则。

遗传算法的主要优点是简单、稳健性好。由于它能够实现全局并行搜索,搜索空间大,并且在搜索过程中不断向可能包含最优解的方向调整搜索空间,因此易于寻找到最优解或准最优解。和其它方法相比,需要解决的问题越复杂,目标越不明确,遗传算法的优越性越大,近年来,它在组合优化求解、机器学习、人工生命等领域已显示了它的广泛应用前景和巨大潜力,因而已成为国内外十分热门的研究课题。

遗传算法是基于自然选择和遗传机制的搜索算法,其基本步骤如下:

(1)确定编码方式

遗传算法求解问题不是直接作用在问题的解空间上,而是基于解的某种编码表示,因此,编码方式的选择往往会对算法的性能和效率等产生很大的影响。

(2)确定适应度函数

适应度是对解的质量的一种度量,它通常依赖于所需解决的具体问题。一般以目标函数或费用函数的形式来表示,解的适应度是遗传算法进行选择操作的主要依据。

(3)确定选择策略

优胜劣汰的选择机制使得适应度值大的解有较高的存活概率,这是遗传算法与一般搜索算法的主要区别之一,不同的选择策略对算法的性能会产生较大的影响。

(4)控制参数的选取

遗传算法中的控制参数主要包括群体的大小、算法执行的最大代数、执行不同遗传操作的概率以及其它一些辅助性控制参数。

(5)设计遗传算子

遗传算法中的遗传算子,主要包括繁殖、交叉和变异等操作。

(6)确定算法的终止准则

由于遗传算法没有利用目标函数的梯度等信息,所以在进化过程中,无法确定个体在解空间的位置,从而无法用传统的方法来判定算法收敛与否以终止计算。常用的办法是预先规定一个最大的进化代数或算法在连续多少代以后解的适应值没有什么明显的改进时,即终止。

(7)运行调试

根据上述设计,编程进行问题求解,并根据运行结果进行算法结构和参数的适当调整,以期达到最佳效果。

## 2 基于遗传算法的模糊聚类方法

从前文可知,使用FCM时的一个关键环节是如何选取初始聚类中心,由于FCM采用随机选取的方法来确定聚类中心初始值,所以常常使随后的聚类过程陷入局部极小,聚类结果缺乏稳健性。而遗传算法的优势主要在于对问题的求解空间没有过多的要求,同时能够在多个区域并行寻优,通常能够找到全局最优解。所以结合遗传算法与模糊聚类方法各自的优势,设计出一种用于分割医学超声图像的遗传模糊聚类算法,能够提高聚类结果的稳健性,更好地完成分割任务。具体设计过程如下。

(1)根据具体问题确定待分类的数目  $c$ 。在医学超声图像分割问题中一般取  $c=2$ 。

(2)编码方式设计

聚类中心是遗传算法要优化的对象,所以把  $c$  个聚类中心组成一个实数码串(这里采用实数编码方法),即  $V=v_1, v_2, \dots, v_c$ , 其中  $v_i$  表示第  $i$  类的聚类中心值。

(3)适应度函数的确定

式(1)中  $J_m(U, V)$  是模糊聚类的目标函数,它是检验和评价图像聚类效果的一种度量,其值越小则代表聚类效果越好。而在遗传算法中,根据适者生存的机制,适应度函数应越大越好,所以考虑使用式(1)的倒数作为本聚类算法的适应度函数,又考虑到  $J_m(U, V)$  有可能为 0 的情况,所以最终采用如下形式作为适应度函数:

$$fitness_m(U, V) = \frac{1}{1 + J_m(U, V)} \quad (4)$$

(4)遗传策略的选择

采用 Z.Michalewicz 提出的非线性排序选择策略,即先将群体成员按适应值从大到小排序,并按下式分配选择概率

$$p_i = \begin{cases} q(1-q)^{i-1}, & i=1, 2, \dots, N-1 \\ (1-q)^{N-1}, & i=N \end{cases} \quad (5)$$

其中  $q$  是一个常数,取  $q=0.7$ 。然后再以概率  $p_i$  使用轮盘赌选择方式<sup>[6]</sup>。

(5)遗传算子设计

由于各聚类中心的范围不同,所以遗传操作是以各类为单位独立进行的,其交叉和变异方法采用单点式的实数交叉和变异。具体方法是在实数码串  $V$  的各类所属的一段码串中,分别产生一个交叉点,共有  $c$  个,然后依据这些交叉点,各个体在各类所属的码串段内分别进行交叉操作,以产生新的个体;同理,变异操作也是在各类所属的码串段内进行。

(6)控制参数的确定

遗传算法的控制参数主要包括群体大小  $N$ 、交叉概率  $p_c$  和  $p_m$  变异概率。群体数目大小主要根据经验选取,本文算法选择  $N=60$ ;交叉概率和变异概率采用自适应选取方法,其基本思想是:交叉概率  $p_c$  和变异概率  $p_m$  随适应度值自动改变,即当群体各个体适应度值趋于一致或局部最优时,使  $p_c$  和  $p_m$  增加,而当群体适应度值比较分散时,使  $p_c$  和  $p_m$  减小,其中  $p_c$  和  $p_m$  表达式如下:

$$\begin{aligned} p_c &= \frac{k_1 * (f_{\max} - f')}{f_{\max} - \bar{f}}, f' \geq \bar{f} \\ p_c &= k_3, f' < \bar{f} \\ p_m &= \frac{k_2 * (f_{\max} - f')}{f_{\max} - \bar{f}}, f' \geq \bar{f} \\ p_m &= k_4, f' < \bar{f} \end{aligned} \quad (6)$$

式中  $f_{\max}$  为当前群体中最大适应度值,  $f'$  为待交叉个体对中适应度较大的值或待变异的个体适应度值,  $\bar{f}$  为当前群体的平均适应度值,  $k_1, k_3, k_2$  和  $k_4$  为常数,文中取  $k_1=k_3=1, k_2=k_4=0.5$ 。自适应调整交叉概率  $p_c$  和变异概率  $p_m$  的优点在于可以避免算法过早收敛到局部极值或进入停滞状态。

(7)停机准则的确定

本文算法根据最大迭代次数或当前群体的平均适应度值与上一代群体的平均适应度值的变化率来确定是否中止计算,

其中最大迭代次数设为 100 次,平均适应度的变化率设为 0.1%。即当迭代次数大于 100 或者平均适应度的变化率小于 0.1% 时则中止计算。

根据上面设计的遗传算法,可以先得到待分割图像的全局聚类中心,然后再由模糊聚类的方法最终完成对图像的聚类,达到分割图像的目的。所以,本文的遗传模糊聚类算法步骤可以归纳如下:

(1)首先对待分割图像进行预处理,为更好的聚类打下基础。

(2)使用前面设计的遗传算法寻找待分割图像的初始聚类中心,具体过程为:

①首先在原图像灰度级别内随机产生  $N$  组实数,每组  $c$  个实数(代表  $c$  个聚类中心),这  $c$  个实数构成的码串即为个体  $V$ ,这样就形成了规模为  $N$  的一个初始群体  $V_{11}, \dots, V_{1N}$ ;

②由式(4)计算群体中各个体的适应度值,计算结果为  $f(V_{11}), \dots, f(V_{1N})$ ;

③根据前面提出的非线性排序选择策略,选择用于繁殖的群体  $V'_{11}, \dots, V'_{1N}$ ;

④对于群体  $V'_{11}, \dots, V'_{1N}$ ,按式(6)求出的交叉概率和变异概率进行单点式交叉和变异,产生新群体  $V_{21}, \dots, V_{2N}$ ;

⑤计算新群体中各个体的适应度值,并检验是否满足停机准则,若满足,则停止运算,转向步骤⑥,否则,转向步骤③;

⑥将最后一代的群体中适应度值最大的个体作为遗传算法所求得的结果,将这个个体中的  $c$  个数值经解码后作为进一步模糊聚类的初始聚类中心  $V_{ori}$ 。

(3)以  $V_{ori}$  为初始值,利用式(3)与式(2)进行模糊聚类,收敛后根据图像中各点的隶属度函数值分割图像。

从以上步骤可以看出,该方法结合了遗传算法与 FCM 的优点,即首先使用遗传算法从解空间进行搜索,得到全局初始聚类中心,在此基础上再利用模糊聚类方法对聚类中心进行微调,从而确保得到最佳聚类中心,最大程度地改善图像分割效果。

### 3 对图像的分割实验与评价

#### 3.1 与传统方法的比较与评价

为检验本文算法的分割性能,首先与 Otsu 方法<sup>[7]</sup>和阈值迭代法进行了比较,这里分别使用较通用的 Lena 图像与实际乳腺肿瘤超声图像作为待分割图像,结果如图 1 与图 2 所示。Otsu 方法是一种公认较好的灰度图像分割方法<sup>[8]</sup>;迭代阈值法在进行二值化图像分割时的效果也相当理想。本文分别从主观性评价与客观性评价两个方面对图像的二值分割结果进行了直观的和定量的比较。



图 1 对 Lena 图像的分割结果

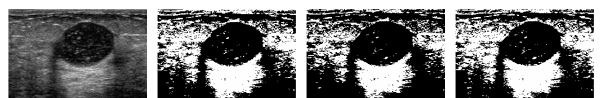


图 2 对乳腺肿瘤图像的分割结果

主观性评价标准主要是指分割后图像的视觉效果,从图 1 可以看出,对一般图像的分割三种算法均取得很好的效果,只能看出一点细微的差别,本文算法并没有明显的优势;从图 2 看出,阈值分割法对于医学超声图像的分割效果相对不如 Otsu 方法,而 Otsu 方法则逊于本文算法,主要差别在于肿瘤的外部轮廓是否更好地与背景分开;内部是否被较好的填充,可以看出用本文算法分割的图像下部黑色阴影更细些,便于进一步处理。

客观性评价就是使用与图像某种性质有关的参数对分割后的图像进行定量的分析,从而达到相对比较图像分割结果的目的。灰度图像的客观评价参数最主要的有两个,即区域一致性(NU)和区域对比度(GC)<sup>[9]</sup>,一个好的分割结果应该使分割后的图像具有较大数值的 NU 与 GC,表 1 给出了对 Lena 图像与乳腺肿瘤图像使用 3 种不同分割方法得到的 NU 与 GC 值。依照文献[9]中对于 NU 的表达,本文计算时取其中的归一化因子为图像灰度值的方差。

从表 1 可以看出,对于一般图像 Lena,三种方法的分割结果类似;对于乳腺肿瘤超声图像则本文算法优于 Otsu 方法和阈值迭代法,这主要是因为医学超声图像斑点噪声和纹理特征较强,此时基于模糊聚类的方法优于传统基于概率统计的分割方法。最终,主观性评价与客观性评价取得了基本一致的结果。

表 1 本文方法与传统分割方法相比较的客观评价

图像	分割方法	区域一致性(NU)	区域对比度(GC)
Lena	Otsu 方法	0.915 35	0.351 32
	阈值迭代法	0.915 40	0.347 23
	本文算法	0.915 41	0.349 49
Breast cyst	Otsu 方法	0.621 78	0.457 94
	阈值迭代法	0.617 94	0.445 63
	本文算法	0.631 03	0.462 13

### 3.2 与活动轮廓模型法的比较与评价

活动轮廓在几何上可以被看作是图像所处的二维空间中一条表征某些显著特征的动态曲线,该动态曲线与一个能量函数相联系并且在所要寻找的物体边界处能量函数取得最小值,从而达到分割图像的目的,这种方法就叫活动轮廓模型法<sup>[10]</sup>。

活动轮廓模型法从提出到今天一直在不断地发展与完善,尤其是其中一种基于几何活动轮廓模型的水平集(Level Set)方法,以曲线进化理论为基础,具有拓扑可变形能力,已经广泛应用于医学图像的分割,特别对 CT 与 MRI 等医学图像取得了较好的分割结果。但该方法的一个不足之处在于受图像中噪声影响较大,近年来也有许多学者通过各种改进,把该方法应用于超声图像的分割,通常在分割前要先对超声图像进行低通滤波等预处理,以去除图像中固有的斑点噪声,但同时也有可能损失了部分图像细节。另外,超声图像中的噪声也使该方法中的一些关键参数不易给出,使算法过多地依赖于具体图像,自适应性及稳健性较差。

提出的遗传模糊聚类算法由于以模糊理论为基础进行聚类,再加上遗传算法的全局寻优能力做保障,所以能够对一个复杂的非凸优化问题保持较好的求解性能,更加适用于噪声较强的医学超声图像分割。以下主要针对抗噪声干扰能力与计算时间两方面,把本文算法与最近提出的 LBF(Local Binary Fitting)方法<sup>[11]</sup>加以比较。

传统的水平集方法受噪声干扰严重,对于斑点噪声较强的

超声图像几乎不能正确分割;LBF 方法正是针对具有较强不均匀灰度分布的图像提出的,该方法首先对待分割图像进行低通滤波,然后在传统水平集方法的基础上充分利用了图像的局部信息,使算法具有较强的抗干扰能力。本文算法与 LBF 的比较结果见图 3 与图 4。

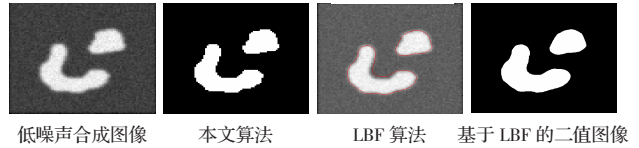


图 3 对低噪声合成图像的分割结果

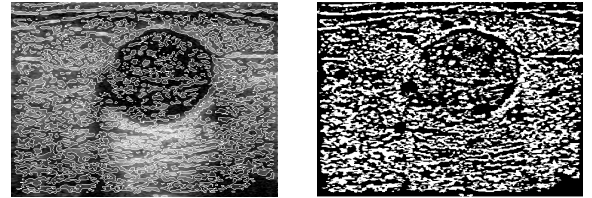


图 4 LBF 算法对超声乳腺肿瘤图像的分割结果

由图 3 可以看出,2 种方法对于噪声较小的合成图像均能给出较理想的分割结果,但 LBF 方法对于图像下部凹进的部分分割误差略大,把部分背景划分到了感兴趣的目标中,这也是水平集方法一直未能很好解决的一个问题。图 4 为 LBF 算法经过适当调整参数与初始值后,经过 2 000 次迭代得到的对实际乳腺肿瘤超声图像的分割结果;乳腺肿瘤原图像与本文算法对它的分割结果已在图 2 中给出。由图 4 可以看出,由于超声图像斑点噪声严重,灰度分布极不均匀,使以曲线进化为理论基础的活动轮廓模型法没有得到满意的分割结果。继续增加迭代次数到 6 000 次,基本上与迭代 2 000 次时的分割结果相同,可见该算法在 2 000 次时已经基本收敛。由于原图像灰度值变化剧烈,所以曲线无法通过进化与合并来分割出感兴趣的目标,而是依灰度值的变化形成了许多孔洞,不利于进一步处理。本文算法与 LBF 算法相比较的客观评价结果与两种算法各自运行时间的比较见表 2。这两种算法均在 Pentium4 3.00 GHz 处理器,1 GB RAM 的 PC 机上实现,操作系统为 Windows XP,软件环境为 Matlab 7.1。从表 2 看出,本文算法对超声图像的分割结果明显优于 LBF 算法,运算时间也少很多。这主要是因为 LBF 算法受噪声影响严重,也因此耗费了大量运行时间;而本文算法基于对图像灰度的模糊聚类,所以受噪声干扰较小。

表 2 本文方法与 LBF 方法相比较的客观评价

图像	分割方法	区域一致性(NU)	区域对比度(GC)	用时/s
合成图像	LBF 方法	0.862 49	0.537 42	48.89
	本文算法	0.913 66	0.552 94	23.86
	LBF(2 000 次)	0.187 68	0.259 64	503.90
Breast cyst	LBF(6 000 次)	0.160 05	0.240 57	1 257.30
	本文算法	0.631 03	0.462 13	35.44

## 4 结论

本文把遗传算法与模糊聚类相结合,提出一种遗传模糊聚类算法用于医学超声图像分割。首先利用遗传算法在全局解空间寻找聚类中心初始值,然后进行模糊聚类,充分利用了遗传

算法的全局寻优能力与模糊聚类算法的抗干扰能力,使本文算法基本上不受聚类中心初始值选取的影响,也不依赖于具体图像,具有较好的抗噪声性与稳健性。

针对医学超声图像,分别与比较优秀的传统方法和现代方法进行了比较实验。实验结果表明,对于一般图像的分割效果与传统的 Otsu 方法相近,而对于噪声和纹理特性显著的医学超声图像,分割结果优于传统方法,而 Otsu 方法当图像直方图不能呈现明显双峰时,性能进一步退化;活动轮廓模型法有很多优秀的特性,已经广泛应用于医学图像的分割,但它受噪声影响较严重,本文通过与该类方法中抗干扰能力较强的 LBF 算法相比较,进一步说明了遗传聚类算法的抗噪声能力;与传统 FCM 相比,通过使用遗传算法寻找全局初始聚类中心,能够有效地避免聚类过程陷入局部极小,使本文算法具有更好的稳健性。

### 参考文献:

- [1] 严加勇,庄天戈.医学超声图像分割技术的研究及其发展趋势[J].北京生物医学工程,2003,22(1):67-71.
- [2] Chen CM,Lu HHS,Lin YC.An early vision-based snake model for ultrasound image segmentation[J].Ultrasound Med Biol,2000,26(2): 273-285.
- [3] 楚存坤,李月卿,王昌元.医学图像的分割技术及其新进展[J].泰山医学院学报,2007,28(4):315-317.
- [4] 毕英伟,邱天爽,李小兵,等.医学超声图像分析的研究进展[J].国外医学生物医学工程分册,2005,28(1):14-19.
- [5] Bezdek J C.A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms[J].IEEE Trans On PAMI,1980,2(1).
- [6] Goldberg D E.Genetic algorithms in search,optimization and machine learning[M].Reading,MA:Addison Wesley,1989.
- [7] Otsu N.A threshold selection method from gray level histograms[J].IEEE Trans.on Systems,an&Cybernetics,1979,SMC29:62-66.
- [8] Sahoo P K,Soltani S.A survey of thresholding techniques[J].Computer Vision,Graphics,&Image Processing,1988,41:233-260.
- [9] Zhang Y J.A survey on evaluation methods for image segmentation[J].Pattern Recognition,1996,29(8):1335-1346.
- [10] 彭韵.基于活动轮廓模型的超声医学图像分割[D].四川大学,2006.
- [11] Li Chunming,Kao Chiu-Yen,Gore J C,et al.Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]/IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'07),June 2007: 1-7.
- [12] Ronen M,Rosenberg R,Shraiman B I,et al.Assigning numbers to the arrows:parameterizing a gene regulation network by using accurate expression kinetics[C]/Proc Natl Acad Sci,USA,1999: 10555-10560.
- [13] Trelea I C.The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection[J].Information Processing Letters,2003,85(6):317-325.
- [14] Perrin B E,Ralaivola L,Mazurie A,et al.Gene networks inference using dynamic Bayesian networks[J].Bioinformatics,2003,19(Suppl 2):138-148.
- [11] Yoshida H,Kawata K,Fukuyama Y,et al.A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment[J].IEEE Transactions on Power Systems, 2000,15(4):1232-1239.
- [12] Yue D,Han Q L,Lam J.Network-based robust  $H_{\infty}$  control of systems with uncertainty[J].Automatica,2005,41(6):999-1007.
- [4] Yang F W,Wang Z D,Hung Y S,et al. $H_{\infty}$  control for networked systems with random communication delays[J].IEEE Transactions on Automatic Control,2006,51(3):511-518.
- [5] Yu M,Wang L,Xie G,et al.Stabilization of networked control systems with data packet dropout via switched system approach[C]/IEEE Int Symp Computer Aided Control Systems Design,Taipei,Taiwan,2004:362-367.
- [6] Bao Y,Dai Q Q,Cui Y L,et al.Fault detection based on robust states observer on networked control systems[C]/Proceedings of the 5th International Conference on Control and Automation.Piscataway,NJ,USA:IEEE,2005:1237-1241.
- [7] Zhu Zhangqing,Zhou Xianzhong.Robust fault detection on networked control systems with uncertain long time-delay[C]/Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation,June 21-23,2006,Dalian,China,2006.
- [8] Zhang P,Ding S X,Frank P M,et al.Fault detection of networked control systems with missing measurements[C]/2004 5th Asian Control Conference,2004.
- [9] Zhivoglyadov P V,Middleton R H.Networked control design for linear systems[J].Automatica,2003,39(4):743-750.
- [10] 于之训,蒋平,陈辉堂,等.具有传输延时的网络控制系统中状态观测器设计[J].信息与控制,2000,29(2):125-130.
- [11] Hassibi A,Boyd S P,How J P.Control of asynchronous dynamical systems with rate constraints on events[C]/Proc IEEE Conf Decision and Control,Phoenix,AZ,1999:1345-1351.
- [12] Zhang Mingjun,Tarn Tzyh-Jong.A switching control strategy for nonlinear dynamic systems[C]/Proceeding of the 2003 IEEE International Conference on Robotics & Automation,Taipei,Taiwan, 2003.

(上接 214 页)

(上接 223 页)