・方法・技术・

doi:10.3969/j.issn.1000-9760.2010.04.028

# 改进 FCM 算法在颅脑磁共振图像分割中的应用\*

王 猛 王玉锋 苏 蕊 (济宁医学院信息工程学院,山东 日照 276826)

摘 要 模糊 C 均值(FCM)聚类算法广泛应用于医学图像分割中,但该算法在分割低信噪比图像时,会产生较大的偏差。为解决这一问题,本文提出一种改进的 FCM 算法,充分考虑相邻像素之间的影响,对 FCM 的目标函数做一定的修改。实验表明,该算法与 FCM 算法相比,既能有效分割图像,又对低信噪比图像具有很好的分割效果。

关键词 医学图像分割;模糊聚类;模糊 C 均值

中图分类号:TP391 文献标志码:A 文章编号:1000-9760(2010)08-291-03

## Brain MR image segmentation based on modified Fuzzy C-means

WANG Meng ,WANG Yu-feng ,SURui (College of Information Egineering, Jining Medical University, Rizhao, 276826, China)

Abstract:Objective Fuzzy c-means is widely used in medical image segmentation, but the algorithm is less effective for image with low SNR. Methods To solve this problem, a modified fuzzy c-means algorithm is proposed in this paper, which the image's space information is fully considered. Conclusion The experiments show that, the modified algorithm is effective for the image with low SNR.

Key words: Medical image segmentation; Fuzzy clustering; Fuzzy C-Means

#### 1 引言

医学图像主要指通过计算机断层成像(Computed Tomography,CT)、核磁共振成像(Magnetic Resonance Image,MRI)、超声成像(Ultrasoud Image,USI)等医学成像技术和设备所获得的图像。随着这些新技术和设备在医院的普遍应用,医学图像在临床治疗的各个阶段都发挥着重要作用。

图像分割技术是医学图像处理的重要手段,是医学图像分析、理解、描述和三维重构等的前提,其本质是将原始医学图像中感兴趣的目标从复杂的景物中提取出来,为临床治疗提供可靠的依据。图像分割技术是目前图像处理领域中的研究热点和难点之一,常用的分割方法有阈值法、边缘检测法、区域生长法、模糊聚类法、神经网络法、遗传算法和小波变换法等。由于医学图像的不确定性或模糊性,使得图像之间混叠,造成不同个体组织之间难以找到清晰的边界,而模糊理论为处理这个问题提供了很好的方法,使得模糊聚类算法成为一种有效的图像分割方法。

现在应用最为广泛的模糊聚类技术是模糊 C 均值聚类(FCM)算法,具有算法简单、无监督、稳 健性好、对高信噪比图像具有良好的分割结果等特 点。标准的 FCM 算法由 Bezedek 等提出[1],是一 种基于灰度的聚类算法,其基本思想就是通过迭代 寻找聚类中心和隶属度函数使得目标函数达到最 小,以实现图像的优化分割,对在图像中存在的模 糊性和不确定性进行处理时体现了模糊理论的优 势。但是该算法本身也存在一些缺点,比如在聚类 过程中存在计算量大、迭代次数多、容易收敛到局 部极小值等缺点,为了解决上述问题,国内外学者 提出了多种快速 FCM 算法[2-3] (KFCM),主要是 通过降低迭代次数,缩短迭代时间来实现。另外, FCM 算法未考虑相邻像素之间的影响,未能利用 图像的空间信息,在分割叠加了噪声的低信噪比图 像时,会产生较大的偏差。针对这个问题,近年来 许多文献提出了多种利用图像空间信息来提高对 低信噪比图像分割精度的分割方法[4-6]。

本文首先介绍标准模糊 C 均值(FCM)算法, 在此基础上,针对该算法分割低信噪比图像的不 足,提出了一种改进的 FCM 算法,实验表明,该算

<sup>\*</sup> 济宁医学院青年科研基金项目资助

法在分割效果,特别是低信噪比图像的分割效果方面优于标准的 FCM 算法。

### 2 标准模糊 C 均值(FCM)聚类算法[3,7]

FCM 算法是通过对目标函数进行迭代优化,进而对数据样本集进行模糊聚类的一种方法,分类结果是用一个模糊隶属度矩阵  $U = \{u_{ik}\} \in R^m$  来表示。对于图像分割,将数据集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^m$  分为 c 类,得到 c 个类中心和模糊隶属度矩阵,其中  $u_{ik}$  表示 X 中任意样本  $x_k$  对 i 类的隶属度,FCM 的目标函数定义如下:

$$J_m(U,V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m d^2(x_k,v_i)$$
 ① 其中, $u_{ik}$  为第  $k$  个像素对第  $i$  类的隶属度,且须满足  $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$  , $u_{ik} \in [0,1]$  ;  $V = \{v_1,v_2,\cdots,v_c\}$  表示样本的  $c$  个聚类中心, $2 \le c \le n$  ;  $d^2(x_k,v_i) = || x_k - v_i ||$  表示第  $k$  个样本到第  $i$  类中心的距离; $m \in [1,\infty)$  为模糊加权指数,它控制数据划分过程的模糊程度,当  $m=1$  时,模糊聚类就退化为硬  $C$  均值聚类,文献  $[8]$  表明,的经验取值区间为  $[1.5,2.5]$  ,通常  $m=2$  是比较理想的取值。求公式①中的目标函数达到最小时,即为最佳分类结果。一般极小化  $J_m$  是通过迭代来实现的,需要反复计算模糊隶属度矩阵  $U$  和聚类中心  $V$ , $FCM$  算法的具体实现步骤如下  $[1]$  :

(1)确定 c 和 m,设定迭代停止阈值  $\varepsilon > 0$ ,置迭代次数 t=0,初始化聚类中心 V。

(2)计算隶属度矩阵:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^{c} \left(\frac{d_{ik}(x_k, v_i)}{d_{jk}(x_k, v_i)}\right)^{2/(m-1)}}, k = 1, 2, \dots, n$$

(3)计算新的聚类中心:

$$v_i^{(k-1)} = \frac{\sum_{k=1}^{n} (u_{ik}^{(k)})^m X_k}{\sum_{k=1}^{n} (u_{ik}^{(k)})^m}, i = 1, 2, \dots, c$$

(4)若|| $V^{(k-1)} - V^{(k)}$ || $< \epsilon$ 停止,否则 k = k + 1转第(2)步。

标准的 FCM 算法在图像分割中已经获得了 广泛应用,而且对大多数问题均能获得良好的分割 效果。但是,当图像中噪声较高时,像素很容易被 噪声点所影响,使得隶属度发生改变,造成部分像 素错误分类,分割质量不高。为了提高 FCM 算法 的性能,我们借鉴 Markov 随机场的相关理论,考 虑将空间信息引入 FCM 算法,充分利用邻域像素 的信息,提高算法对高信噪比图像的分割效果。

### 3 改进的 FCM 算法

标准 FCM 算法实际上是一种基于像素分类的图像分割方法,它首先对图像的灰度级进行聚类,得到图像的聚类中心,然后根据每个像素点的灰度级,依照最大隶属度原则将各个像素点归属于相应的类别中,但是该算法在聚类过程中仅考虑了每个像素的灰度值分别与各聚类中心的距离,未考虑相邻像素之间的影响,未能利用图像的空间息,因此在分割叠加了噪声的图像时,会产生较大的偏差,为了解决这个问题,对标准 FCM 算法的目标函数进行修改,增加控制邻域信息的约束项,将像素 k 的邻域信息引入。对目标函数进行部分修改如下.

$$d^{2}(x_{k}, v_{i}) = d^{2}(x_{k}, v_{i}) \left(1 - \alpha \frac{\sum_{j \in neigh \text{ bors}} u_{ij} * p_{kj}}{\sum_{j} p_{kj}}\right) \qquad \text{(4)}$$

其中, $\alpha$  为常量,并且  $0 \le \alpha \le 1$ ,当  $\alpha = 0$  时,公式④ 退化为标准 FCM,算法没有考虑邻域信息。经过 多次实验表明,当  $\alpha = 0.5$  时算法能得到理想的结果。

 $p_{kj} = || k-j ||$  表示像素 k 到其相邻像素 j 的距离。

修改后的 FCM 算法如下:

- (1)确定 m 的值,采用标准 FCM 算法中 m=
  - (2)确定聚类中心个数 c,初始化聚类中心 V。
- (3)利用公式②计算隶属度矩阵。为了提高算法速度,在迭代接近最终的聚类中心时才将邻域作用的引入,实验发现,经过三次迭代后,聚类中心就会趋于稳定,因此,本算法在三次迭代后,使用公式④计算  $d^2(x_k,v_i)$ 及新的隶属度矩阵。
  - (4)利用公式③计算新的聚类中心。
  - (5) 重复(3)(4) 直到满足收敛条件。

### 4 实验结果与分析

为了验证本文提出的改进算法,在编程环境 Matlab7.0下,利用该算法和标准 FCM 算法分别 对模拟方块图和脑部 MR 图进行分割比较。

1)对模拟方块图的分割:构造一幅大小为 256 \* 256、灰度值分别为 0、180、255 的模拟方块图进行实验。对模拟方块图分别以 5,10,20 的信噪比叠加高斯噪声信号,然后采用 3 种方法对不同信噪比的图像进行分割,结果如图 1 所示。首先用标准FCM 算法对这 3 幅图像进行分割,当信噪比 SNR=20 时,结果显示分割效果良好,当信噪比 SNR=10,图像不能完全从噪声中恢复但仍能成功分割不

同区域,当信噪比 SNR=5 时,虽然能分割出相同区域但结果严重受噪声影响;其次,先对这三幅图像采用中值滤波进行预处理,然后再用标准 FCM算法分别进行分割,结果显示分割效果得到加强但边界出现变形;最后,采用本文改进的算法对这三幅图像进行分割,取 =0.75,结果显示分割效果明显优于前面两种方法。

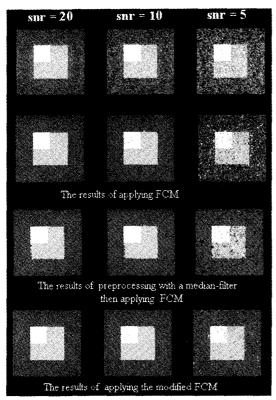


图 1 对模拟方块图的分割效果比较

2)对脑部 MR 图的分割:采用一幅大小为 256 × 256,灰度级为 0-255 的人脑 MR T1 加权图像进行仿真,图像数据来自 Brain Web 仿真脑部 MR 图像数据库。设定分割类别为灰质、白质和背景 3 类,分别用标准 FCM 算法和  $\alpha=0.5$  的改进的 FCM 算法对脑部 MR 图像进行分割,结果如图 2 所示,可以看出改进的 FCM 分割图像效果明显好于标准的 FCM 分割的结果。另外,为了克服 MR 图像的纹理效应,图 2 中还显示了对图像进行过分割划分 4 个区域的效果图,可以在进一步处理时对此 4 个区域完成最终聚类过程。

## 5 结 论

模糊 C 均值(FCM)聚类算法广泛应用于医学图像分割领域,本文在分析标准 FCM 算法的基础上,针对其分割低信噪比图像的不足,引入图像的空间信息,提出了改进的 FCM 算法。实验表明,该算法不仅继承了标准 FCM 算法的无监督、算法

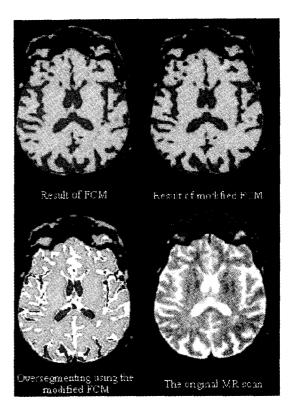


图 2 对脑 MR 图的分割效果比较 简单、稳健性好、对高信噪比图像具有良好的分割 效果等优点,而且对于低信噪比图像具有良好的分 割效果,是一种比较稳健有效的图像分割方法。

#### 参考文献:

- [1] Bezdek JC. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. Plenum Press. New York. 1981;278-286.
- [2] Zhang Dao-qiang, Chen Song-can. A novel kernelized fuzzy C-means algorithm with application in medical image Segmentation[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2004, 32 (1); 37-50.
- [3] 李志梅,肖德贵. 快速模糊 C 均值聚类的图像分割方法[J]. 计算机工程与应用,2009,45(12),187-189.
- [4] Pham DL. Spatial models for fuzzy clustering[J]. Comput Vis Imag Understand, 2001, 84; 285-297.
- [5] Mohamed N, Ahmed MN. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. IEEE Trans Med Imag, 2002, 21(3):193-199.
- [6] Chuang KS, Tzeng HL, Chen S, et al. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation [J]. Comput Med Imag Graphics, 2006, 30:9-15.
- [7] 朱泉同,张建伟,陈允杰,等. 基于改进的 FCM 的人脑 MR 图像分割[J]. 计算机应用与软件,2008,25(12):235-238.
- [8] Nikhil P R, Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy C-means model [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1995,3(3):370-379.

(收稿日期 2010-07-10)