

# 基于改进的FCM在人脑MR图像分割中的应用

刘建辉, 曹玉红, 刘遵雄, 袁佳乐

(华东交通大学 信息工程学院 江西 南昌 330013)

**摘要:** 为解决模糊C-均值聚类(FCM)算法在医学图像分割中存在计算量大、运行时间过长以及样本集不理想会导致不好的聚类结果的问题,提出了相应的改进算法。利用收敛速度快的K均值聚类法得到的聚类中心作为FCM算法的初始聚类中心,并将样本对于各个聚类的隶属度之和为1这一约束条件,改变为所有样本对各类的隶属度总和等于样本总数。实验表明,该方法用于人脑磁共振图像分割时,运行速度提高了近3倍,分割准确度明显得到提高。

**关键词:** 模糊C均值; 磁共振成像; 图像分割

中图分类号: TP391

文献标识码: A

磁共振成像(Magnetic Resonance Image,简称MRI)技术是近十几年在磁共振波谱学的基础上,随着计算机技术、电子技术等飞速发展而出现的一种崭新影像学检查技术,是利用人体内氢原子核中的质子在磁场中固有特性,借助射频脉冲(RF)激励,并通过梯度磁场(Magnetic gradient)标记这些共振的氢原子空间位置从而获取人体组织层面的化学信息影像。由于MRI技术对人体没有放射性损伤,已被广泛应用于临床和全身各系统病变的诊断,成为目前众所瞩目的一项新型的医学影像诊断技术。

磁共振成像(MRI)具有高度的软组织分辨率,可多方向切层成像,且具有无放射性损伤及无骨性<sup>[1]</sup>伪影等特点,此外,MRI的参数较多,一般情况下可进行T1加权、T2加权和质子加权观察,更好地显示病灶特征。因此,MRI被广泛地应用于人脑疾病的诊断。

MR图像分割在临床诊断、病理分析以及治疗方面具有重要意义,成为医疗诊断和生物信息科学等领域的研究热点。MR图像具有模糊性和不确定性,其中包括灰度和几何的模糊性以及不确定性<sup>[2]</sup>,人们通常采用所谓模糊聚类方法进行MR图像分割,提出了很多模糊聚类MR图像分割算法<sup>[3]</sup>。其中应用最广泛的是模糊C均值聚类(FCM)算法。FCM算法存在初始聚类中心数目和位置不易确定以及运算时间过长等不足。本文主要针对FCM算法的这些不足进行了改进,并将其用于人脑磁共振图像分割。

## 1 模糊C-均值聚类算法

FCM算法用于图像分割是根据图像中像素和C个聚类中心的每一个中心的加权隶属度,对目标函数进行迭代优化。FCM的聚类目标函数为

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^C U_{ik}^m (\|X_k - V_i\|)^2 \quad (1)$$

其中:  $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$  为数据集,本文中就是图像中各像素的灰度值;  $C$  为聚类的类数且  $2 \leq C < n$ ;  $m$  为模糊加权指数且  $1 < m < \infty$ ;  $U = \{u_{ik}\}$  为模糊隶属度矩阵,  $u_{ik}$  表示第  $k$  个数据属于第  $i$  类的隶属度;  $V = \{v_i\}$  为

收稿日期: 2008-05-28

基金资助: 江西省教育厅科技项目资助(GJJ08237)

作者简介: 刘建辉(1963-),男,江西宜春人。

聚类中心集合. 可以通过下述的迭代优化算法来使目标函数  $J_m$  最小:

- (1) 确定聚类数目  $C$ 、模糊加权指数  $m$  以及迭代停止阈值  $\varepsilon$ ;
- (2) 初始化隶属度矩阵  $U^{(0)}$

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 1 \leq k \leq n \text{ 并且 } \sum_{k=1}^n u_{ik} > 0, 1 \leq i \leq C \quad (2)$$

- (3) 令初始迭代次数  $t=0$ ;
- (4) 计算各聚类中心

$$V_i^t = \sum_{k=1}^n (u_{ik}^{t-1})^m x_k / \sum_{k=1}^n (u_{ik}^{t-1})^m \quad (3)$$

- (5) 用  $V^{(t)}$  更新  $U^{(t+1)}$ , 计算新的  $u_{ik}$

$$u_{ik}^{(t+1)} = 1 / \sum_{j=1}^C (d_{ik} / d_{jk})^{2/(m-1)} \quad (4)$$

其中  $d_{ik} = \|x_k - v_i\|$ , 当  $d_{ik} = 0$  时, 则  $u_{ik} = 1, u_{jk} = 0, j \neq i, k = 1, 2, \dots, n$ .

- (6) 选择方便的矩阵范数来比较  $U^{(t)}$  和  $U^{(t+1)}$ ; 如果  $\|U^{(t+1)} - U^{(t)}\| \leq \varepsilon$  则停止迭代. 否则令  $t = t + 1$ , 返回(4).

## 2 改进的模糊 C-均值聚类算法

### 2.1 初始聚类中心的选取

一般来讲, FCM 的初始聚类中心是随机产生的, 由于随机产生的初始聚类中心往往与最终迭代结果相差较大, 迭代过程较长. 如果选择的初始值和最终迭代结果很相近就可以大大减少 FCM 的迭代次数. 硬聚类算法(模糊加权指数  $m=1$ ) 的收敛速度比模糊聚类算法快很多, 而两者的聚类中心十分接近<sup>[4]</sup>. 因此, 如果先用硬聚类进行迭代得到硬聚类中心, 然后再把它作为 FCM 的初始聚类中心, 则可以减少 FCM 的迭代次数, 从而提高 FCM 的聚类速度<sup>[5]</sup>. 本文采用 K 均值聚类(KM) 算法来迭代得到 FCM 的初始聚类中心. KM 算法也是一种迭代优化算法, 它的目标函数为

$$J = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^C (\|x_k - v_i\|)^2 \quad (5)$$

其中  $x_k$  和  $v_i$  的定义与 FCM 算法相同.

对于图 2 中的原始人脑图像, 分别使用 KM 和 FCM 对图像进行聚类试验(取聚类数分别为  $C=3, 4, 5$ ), 得到的聚类中心、运算时长和迭代次数见表 1. 结果表明 KM 的迭代次数与 FCM 相比, 减少了很多, 并且随着聚类数目的增加, KM 的这一优势越发明显.

表 1 KM 算法与 FCM 算法聚类中心及迭代次数的比较

| C | 聚类中心                            |                                 | 迭代时间    |         | 迭代次数 |     |
|---|---------------------------------|---------------------------------|---------|---------|------|-----|
|   | KM                              | FCM                             | KM      | FCM     | KM   | FCM |
| 3 | (0.060 0.349 0.530)             | (0.075 0.371 0.642)             | 0.953 s | 2.641 s | 10   | 33  |
| 4 | (0.060 0.328 0.473 0.672)       | (0.071 0.332 0.528 0.878)       | 1.234 s | 4.406 s | 11   | 49  |
| 5 | (0.060 0.324 0.445 0.568 0.916) | (0.067 0.270 0.409 0.574 0.904) | 3.829 s | 8.797 s | 16   | 79  |

### 2.2 隶属度函数的优化

由于引入式(2)的归一化条件, FCM 聚类方法在样本集不理想的情况下可能导致不理想的聚类结果. 例如, 当某个样本远离各类的聚类中心时, 本来它严格属于各类的隶属度都很小, 但由于归一化条件的要求将会使它对各类都有较大的隶属度(比如两类情况下各类的隶属度都是 0.5) 从而影响迭代的最终结果. 本文提出放松的归一化条件, 使所有样本对各类的隶属度总和为样本总数, 即:

$$\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik} = n \quad (6)$$

在这个新的约束条件下, 聚类中心  $v_i$  的计算(2) 保持不变, 而隶属度函数  $u_{ik}$  的计算式成为:

$$u_{ik}^{(t+1)} = n / \sum_{j=1}^C (d_{ik} / d_{jk})^{2/(m-1)} \quad (7)$$

其中  $i=1, 2, \dots, C$ ,  $j=1, 2, \dots, n$ . 改进的模糊 C 均值聚类算法就是在 FCM 算法中隶属度的更新采用式 (7) 进行计算, 其中得到的隶属度可能会大于 1, 这里并不是通常意义上的隶属度函数.

改进的 FCM 算法比传统的 FCM 算法具有更好的鲁棒性. 但是与传统 FCM 算法一样, 改进的 FCM 算法仍然对聚类中心的初值十分敏感. 为此, 采用收敛速度快的 K 均值聚类算法的结果作为初值. 此外, 如果在迭代过程中出现某个聚类中心距离某个样本非常近, 则最后可能得到只包含一个样本的聚类. 为防止这种情况, 使式 (7) 中的距离最小不小于某个门限<sup>[6]</sup>.

### 3 试验结果

为验证方法的有效性, 本文选择了 2 幅 MR 图像进行试验. 试验使用 Matlab 7.0, 在 PIV/1.8G 和 256 M 内存微机上进行, 均取聚类数目  $C=4$ , 模糊加权指数  $m=2$ , 以得到最佳聚类结果<sup>[7]</sup>. 迭代停止阈值取  $\varepsilon=0.2$  (采用 2-范数来比较隶属度矩阵) 进行试验. MFCM 表示对 FCM 算法中隶属度函数进行优化处理的聚类算法; MFCM1 表示利用 KM 算法得到的聚类中心作为 FCM 的初始聚类中心的算法; MFCM2 表示利用 KM 算法得到的聚类中心作为 FCM 的初始聚类中心, 同时对隶属度函数进行优化处理的聚类算法.

对  $128 \times 128$  像素且灰度级为 0~255 的人脑 MR 图像分割, 利用 FCM 和改进的 FCM 算法以灰度为特征进行聚类分割, 可以得到 FCM 和改进的 FCM 的运算结果. 表 2 给出了几种算法的聚类中心、迭代次数和运行时间. 改进的 FCM 算法和 FCM 算法错误率与迭代次数关系曲线如图 1. 可以看出, 在相同迭代次数下, 改进的 FCM 分割精度比 FCM 高, 错误率低, 而且收敛速度比 FCM 快, 当迭代到 10 次时, 改进的 FCM 错误率接近于 0, 因此用改进的 FCM 分割的图像比 FCM 更准确. 图 2 为 FCM 算法和改进的 FCM 算法图像分割效果的比较.

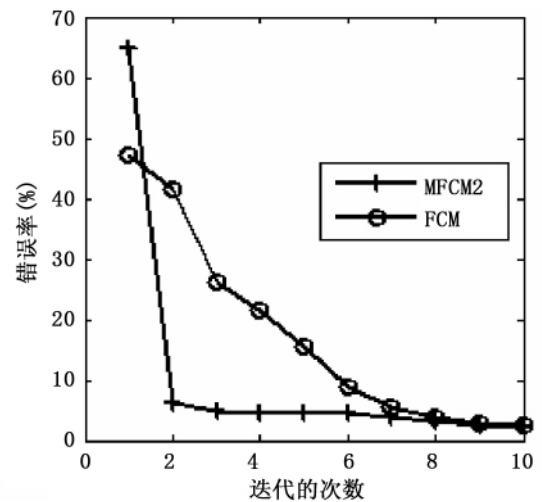


图 1 改进的 FCM 算法和 FCM 算法错误率比较

表 2 FCM 算法和改进的 FCM 算法实验结果比较

| C     | 聚类中心                |                           |                                 | 平均迭代次数 | 平均迭代时间  |
|-------|---------------------|---------------------------|---------------------------------|--------|---------|
|       | 3                   | 4                         | 5                               |        |         |
| FCM   | (0.075 0.371 0.642) | (0.071 0.332 0.528 0.878) | (0.067 0.270 0.409 0.574 0.904) | 54     | 5.281 s |
| MFCM  | (0.705 0.371 0.642) | (0.071 0.332 0.528 0.878) | (0.067 0.270 0.409 0.574 0.904) | 46     | 3.984 s |
| MFCM1 | (0.705 0.377 0.667) | (0.072 0.338 0.541 0.875) | (0.066 0.267 0.415 0.582 0.893) | 19     | 2.109 s |
| MFCM2 | (0.075 0.377 0.667) | (0.072 0.338 0.541 0.875) | (0.066 0.267 0.415 0.582 0.892) | 19     | 2.099 s |

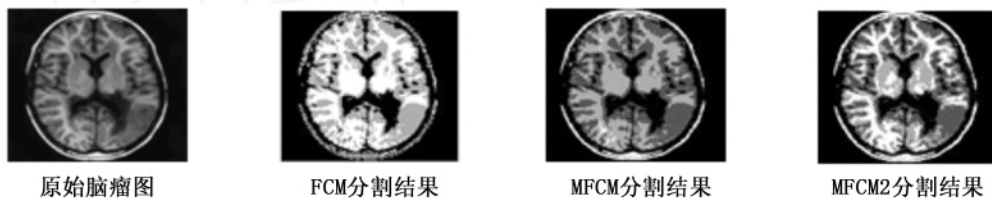


图 2 原始人脑 MR 图像分割效果的比较

对一幅  $103 \times 82$  像素且灰度级为 0~255 的颅内畸胎瘤的 MR 图像进行分割, 通过分割图中畸胎瘤的边缘分析, 可以得出, 改进的 FCM 和 FCM 相比, 能更好分割出细节部分, 如图 3 所示.

通过以上试验表明, 先用 KM 算法得到聚类中心作为 FCM 的初始聚类中心可以减少 FCM 的迭代次数, 运算速度提高了大约 50%; 对隶属度函数进行优化处理, 可以使得图像分割的准确度大大提高. 而两者结合起来, 使 FCM 的运算速度提高了将近 3 倍, 而且改进的 FCM 算法相对于 FCM 分割更为准确.

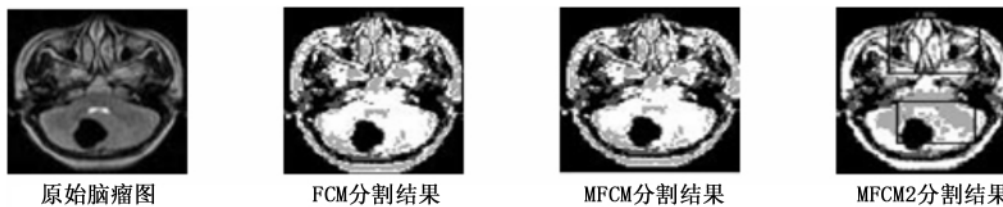


图3 颅内畸胎瘤 MR 图像分割效果的比较

#### 4 结论

利用 FCM 非监督模糊聚类标定的特点进行图像分割,可以减少人为的干预<sup>[8]</sup>. 本文针对 FCM 算法存在的问题,从聚类中心初始选择和优化隶属度函数两个方面来对 FCM 算法进行了改进,并应用于人脑磁共振图像分割. 试验表明,使用 K 均值聚类(KM)算法得到 FCM 的初始聚类中心可以减少 FCM 迭代次数,提高了 FCM 算法运算速度;对隶属度所遵循的约束条件的改进,使 FCM 算法的鲁棒性有了明显提高,使人脑 MR 图像的分割更为准确. 可见,改进后的 FCM 算法可以有效地用于包括人脑在内的其它 MR 图像的分割.

#### 参考文献:

- [1] Khoo V, Dearnaley D, Finnigan D, etc. Magnetic resonance imaging (MRI): Considerations and applications in radio therapy treatment planning[J]. Radiotherapy and Oncology, 1997, 42(9): 1-15.
- [2] 田捷, 韩博闻, 王岩, 等. 模糊 C-均值聚类法在医学图像分析中的应用[J]. 软件学报, 2001, 12(11): 1623-1629.
- [3] Bezdek J, Pal S. Fuzzy Models for Pattern Recognition[M]. Piscataway: IEEE Press, 1992.
- [4] 吴林, 郭大勇, 施克仁, 等. 改进的 FCM 在人脑 MR 图像分割中的应用[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2004, 42(2): 157-159.
- [5] 聂生东, 陈瑛, 顾顺德, 等. 磁共振颅脑图像快速模糊聚类分割算法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2001, 20(2): 104-109.
- [6] 马华, 张永, 庞长刚. 一种改进的 FCM 在医学图像分割的应用[J]. 电脑开发与应, 2006, 19(4): 284-285.
- [7] Bensaid A, Hall L. Validity-guided (re) clustering with application to image segmentation[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1996, 4(2): 112-123.
- [8] 丁震, 胡钟山, 杨静宇, 等. 一种基于模糊聚类的图像分割方法[J]. 计算机研究与发展, 1997, 34(7): 536-541.

## Implication of Modified Fuzzy C\_means Algorithm for Image Segmentation in Brain Magnetic Resonance Images

LIU Jian\_hui, CAO Yu\_hong, LIU Zun\_xiong, YUAN Jia\_le

(School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** In order to solve the problems in medical image segmentation using fuzzy c\_means algorithm such as large amount of computation, long time of running and imperfect clustering results on condition of imperfect samples, an improved algorithm has been proposed. In the improved algorithm, we take cluster centers obtained by the k\_means clustering algorithm as the initial cluster centers for FCM. The restricted condition that the sum of each sample's membership grades to different classes is 1 is changed into another that the sum of all samples membership grades to different classes is the number of total samples in the improved algorithm. The experiment shows that applying the algorithm to the segmentation of brain magnetic resonance images can obviously improve the speed and accuracy of the segmentation.

**Key words:** Fuzzy C\_means; magnetic resonance imaging (MRI); image segmentation

(责任编辑: 周尚超)