

# 改进模糊C-均值分割算法在多发性硬化症MR脑部图像中的应用\*\*\*

黄 晓, 李 彬, 冯前进

## Segmentation of multiple sclerosis lesions in brain magnetic resonance images with modified fuzzy C-means algorithm

Huang Xiao, Li Bin, Feng Qian-jin

School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, Guangdong Province, China

Huang Xiao★, Studying for master's degree, School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, Guangdong Province, China  
rebecca Huang87@gmail.com

Correspondence to: Feng Qian-jin, Associate professor, School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, Guangdong Province, China  
qianjinfeng08@gmail.com

Supported by: the National 973 Program, No. 2010CB732505\*; the National Natural Science Foundation of China, No. 30900380\*

Received: 2010-10-25  
Accepted: 2011-02-14

南方医科大学生物医学工程学院, 广东省广州市 510515

黄晓★, 女, 1987年生, 河南省滑县人, 汉族, 2007年郑州大学毕业, 南方医科大学在读硕士, 主要从事医学图像分割研究。  
rebecca Huang87@gmail.com

通讯作者: 冯前进, 副教授, 南方医科大学生物医学工程学院, 广东省广州市 510515  
qianjinfeng08@gmail.com

中图分类号: R318  
文献标识码: B  
文章编号: 1673-8225 (2011)13-02408-04

收稿日期: 2010-10-25  
修回日期: 2011-02-14  
(20110125011/G·W)

### Abstract

**BACKGROUND:** Brain magnetic resonance image is a non-texture image, characterized as piecewise constant for the gray value of MR images. Therefore, the gray value in clustering process has tended to relatively close in the same area.

**OBJECTIVE:** To find a modified fuzzy C-means (FCM) algorithm method to segment the multiple sclerosis (MS) automatically that can support a tool to confirm MS easily.

**METHODS:** A novel modified FCM framework is proposed by filtering membership data sets in the iterate process of FCM. The proposed algorithm denoise by making use of the property that the probability of the neighboring pixels which belong to the same cluster are similar.

**RESULTS AND CONCLUSION:** We test our method on brain MR T1 and T2 fluid-attenuated inversion recovery images of 10 patients with MS. The testing experiments on brain MR images show that the proposed algorithm is able to segment the images correctly, which is important to assist the diagnosis of MS in clinic.

Huang X, Li B, Feng QJ. Segmentation of multiple sclerosis lesions in brain magnetic resonance images with modified fuzzy C-means algorithm. Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu yu Linchuang Kangfu. 2011;15(13): 2408-2411.  
[http://www.crter.cn http://en.zglckf.com]

### 摘要

**背景:** 脑部 MR 图像是一种无纹理的图像, 未被噪声污染的脑部 MR 图像的灰度值具有分片为常数的特点。因此, 在聚类过程中灰度值有趋向于在同一个分割区域中相对接近的性质。

**目的:** 寻找一个能够自动分割多发性硬化症病灶的模糊 C-均值改进方法, 为临床对于多发性硬化症的判断提供更便利的工具。

**方法:** 考虑到脑部 MR 图像相邻像素属于同一分类的概率相近的特性, 在迭代过程中对 8 邻域数据集进行滤波以降低噪声对聚类精度的影响, 提出了一种改进的模糊 C-均值聚类算法。就是将模糊 C-均值聚类算法迭代过程中得到的灰度值看作一个数据集, 用每个像素邻域像素的灰度值修正该像素的模糊隶属度取值, 从而达到利用空间信息抑制噪声的目的。

**结果与结论:** 选取了 10 个多发性硬化症患者的脑部 MRI 图像进行试验。通过对多发性硬化症患者 MR T1 脑部图像和 T2 液体衰减反转回复脑部图像的分割实验, 结果显示该算法能够有效分割多发性硬化症病灶, 与其他方法所做的多发性硬化症病灶分割相比, 本算法更易于实现, 运算时间短, 同时结果与临床医生的勾画比较重叠率较高, 对其临床辅助诊断具有重要作用。

**关键词:** 图像分割; 改进模糊 C-均值算法; 多发性硬化症; MR 图像; 辅助诊断

doi:10.3969/j.issn.1673-8225.2011.13.030

黄晓, 李彬, 冯前进. 改进模糊 C-均值分割算法在多发性硬化症 MR 脑部图像中的应用[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2011, 15(13):2408-2411. [http://www.crter.org http://cn.zglckf.com]

## 0 引言

多发性硬化症(multiple sclerosis, MS)是一种中枢神经系统脱髓鞘疾病, 多发于青少年, 严重威胁患者的中枢神经功能。其特点是白质散在、多发的髓鞘脱失和胶质细胞增生病灶。临床表现复杂, 有缓解复发的病程<sup>[1-2]</sup>。

利用MRI技术能够无损伤地检出MS病灶。在T2加权MR脑部图像中, MS病灶表现较明显, 显示为高信号。有经验的临床医生可以根据MS的诊断标准, 通过T2加权MR脑部图像诊断病灶的分布情况及病情。在临床实践中, 医生一般要根据MS的成像特点以及解剖性质, 对大量的脑切片图像进行边界的人工描绘。然后, 根据

边界的人工描绘结果来思考病灶以及周围组织的三维结构及其空间关系, 并以此作为制订治疗计划的基础。这种方法不仅费时费力, 分割结果依赖于医生自身的解剖知识和经验, 而且分割结果难以再现。另外, 有时由于主观因素的影响, 医生手工勾绘的结果具有较大的误差。MS病程长, 为了评估治疗的效果, 需要对同一患者不同时期的磁共振图像进行分析度量, 这样使得分析病情的工作量就非常大。那么, 研究自动或半自动的MS病灶分割算法就很有意义<sup>[3-4]</sup>。

许多研究者对MS的MR脑部图像进行了研究, 取得了一些成果<sup>[5-20]</sup>。主要运用的方法有多通道的模糊 C-均值方法(fuzzy C-means, FCM)、多分辨率图像的金字塔方法、概率混和

模型方法、边缘检测方法、模糊连接度方法、马尔可夫场方法及图集方法<sup>[5-20]</sup>。

其中, FCM聚类算法已经广泛地应用于医学图像处理领域, 具有算法简单、运算速度快、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, 它是医学图像分割的重要方法<sup>[21-22]</sup>。

FCM算法是一种基于灰度的聚类算法, 在聚类过程中各像素相互独立, 未考虑相邻像素之间的影响, 且未能利用图像的空间信息, 在分割迭加了噪声的图像时, 会产生较大的偏差。许多文献提出了利用图像空间信息的改进FCM算法, 能够有效地提高高低信噪比图像的分割精度<sup>[23-28]</sup>。这些改进的FCM算法主要分为两类, 第一类是修改目标函数, 增加利用邻域数据的惩罚项<sup>[23-26]</sup>; 第二类是先对原图像数据滤波后, 再利用FCM算法分割图像<sup>[27-28]</sup>。脑部MR图像是一种无纹理的图像, 未被噪声污染的脑部MR图像的灰度值具有分片为常数的特点。因此, 在聚类过程中灰度值有趋向于在同一个分割区域中相对接近的性质。针对脑部MR图像的这些特征, 本文提出了另一种思路, 就是将FCM算法迭代过程中得到的灰度值看作一个数据集, 用每个像素邻域像素的灰度值修正该像素的模糊隶属度取值, 从而达到利用空间信息抑制噪声的目的。这样的做法不仅可以合理地利用空间信息, 而且对FCM算法的流程改动不大, 容易实现, 增加的计算量也较少。

MS病灶在T1和T2加权MR脑部图像中分别表现出不同的特点: 在T1加权MR图像中, MS与白质或灰质信号相近; 而在T2加权MR图像中, MS与脑脊液信号相近。

液体衰减反转回复(Fluid-attenuated inversion recovery, FLAIR)即自由水抑制技术, 实质上是脑脊液(自由水)逆转为低信号的极重度T2WI像, 其既有FSE T2WI对病灶敏感的优点, 又可避免FSE T2WI高信号灶与脑脊液高信号相混重叠而难分辨的不足。在FLAIR成像的T2图像中, 因脑脊液先行被抑制, 避免了其对分割结果的影响, 所得的图像更易于分割出MS病灶<sup>[29-30]</sup>。

本文组织如下: 第二部分介绍结合空间隶属度的FCM图像分割算法; 第三部分给出本文运用的结合了空间分割算法的空间FCM具体实现步骤; 在第四部分的实验中, 运用了该算法分别对MR脑部图像T1加权和T2 FLAIR中的MS病灶进行分割, 最后得出本文的一些结论。

## 1 结合了空间信息的FCM聚类算法

1.1 传统的FCM聚类算法  $I$ 表示图像的像素集,  $x_k$ 表示像素 $k(k \in I)$ 的灰度值。传统的FCM聚类算法就是使目

标函数达到最小<sup>[6]</sup>。

$$J_{FCM} = \sum_{k=1}^c \sum_{i \in I} u_{ik}^p \|x_i - v_k\|^2 \quad (1)$$

运用Lagrange乘数法求极值, 可得

$$u_{ik} = \frac{(x_k - v_i)^{2/(p-1)}}{\sum_{j=1}^c (x_k - v_j)^{2/(p-1)}} \quad (2)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^{|I|} u_{ik}^p x_k}{\sum_{k=1}^{|I|} u_{ik}^p} \quad (3)$$

其中 $c$ 表示类数,  $\{v_1, \dots, v_c\}$ 是聚类中心,  $u_{ik}$ 是像素 $k$ 属于第 $i$ 类的隶属度,  $|I|$ 表示图像的像素总数, 参数 $p$ 是隶属度的加权指数, 它决定分类结果的模糊程度。

1.2 改进模糊C-均值分割算法(modified fuzzy C-means, MFCM) 脑部MR图像相邻像素之间的关联关系比较紧密。在同一种脑部组织中, 相邻像素属于同一分类的概率应该相近。如果将每个像素值8邻域内的像素值看作一个数据集, 对该数据集采用滤波的方法可以降低噪声对聚类精度的影响。考虑

$$\bar{u}_{ik} = \frac{1}{|N_k|} (u_{ik} + \sum_{j \in N_k} u_{jk}) \quad (4)$$

其中,  $N_k$ 表示像素 $k$ 的邻域,  $|N_k|$ 表示 $N_k$ 的像素数量, 在本文中采用8邻域, 即 $|N_k|=8$ 。该算法与其他FCM改进算法的不同之处在于没有改变传统FCM算法的目标函数, 只需在迭代过程中对邻域数据集做滤波处理。这样不仅能合理地利用图像的空间信息, 还能使执行过程简单有效。

### 1.3 MFCM聚类算法的执行步骤

第1步: 根据聚类对象设置聚类数 $c$ ; 给控制约束项约束作用权重的参数 $\alpha$ 赋值; 设定迭代数 $IN$ 。

第2步: 用K均值聚类算法得到图像的初始分割和隶属度的初始值。

第3步: 利用(2)式计算隶属度 $u_{ik}(i=1, \dots, c; k \in I)$ 。

第4步: 利用(4)式计算并更新隶属度 $u_{ik}(i=1, \dots, c; k \in I)$ 。

第5步: 利用(3)式计算并更新聚类中心 $v_i(i=1, \dots, c)$ 。

第6步: 重复第3~5步直到满足收敛条件。一般采用的收敛条件是迭代步数 $n=IN$ 或各聚类中心的变化值的绝对值小于一个很小的正数。

第7步: 按照最大隶属度原则完成最后的硬分割。

## 2 MS分割算法

在T2加权MR图像中, MS与脑脊液信号相近。虽然MS在T2加权MR图像中表现比较明显。但是, 由于脑脊液也同样显示为高亮度信号, 使得脑脊液和MS不能区分, 造成了T2加权MR图像分割的困难。FLAIR能够将脑脊液的影响去除, 使得病灶可以容易的分割出来。

MS病灶一般成团状和不规则形, 因此对于象素很少或线状的分割区域应予以剔除。

算法的设计思想如下: 先用基于FCM的图像分割算法将T1和T2加权的图像分割为白质、灰质、脑脊液和背景; 再剔除线状和象素很少的区域, 就完成了分割。

算法执行步骤如下:

第1步: 运用基于模糊C-均值的图像分割算法将T1加权和T2水抑制的图像分割为白质、灰质、脑脊液和背景等4类;

第2步: 在第1步处理后的结果图像中将病灶给提取出来, 然后剔除其中线状和象素很少的区域, 即完成分割。

## 3 实验

在该部分, 将分别用本文所提出的分割算法, 对MS的MR脑部图像进行分割, 并与标准分割结果进行比较分析。本文所使用的图像来自于南方医院的10例MS患者的MRI的T2加权图像, 均为知情使用。图像大小为512\*512。

图1列出了应用本文提出的分割算法对T2 FLARE MR脑部图像的MS分割结果。

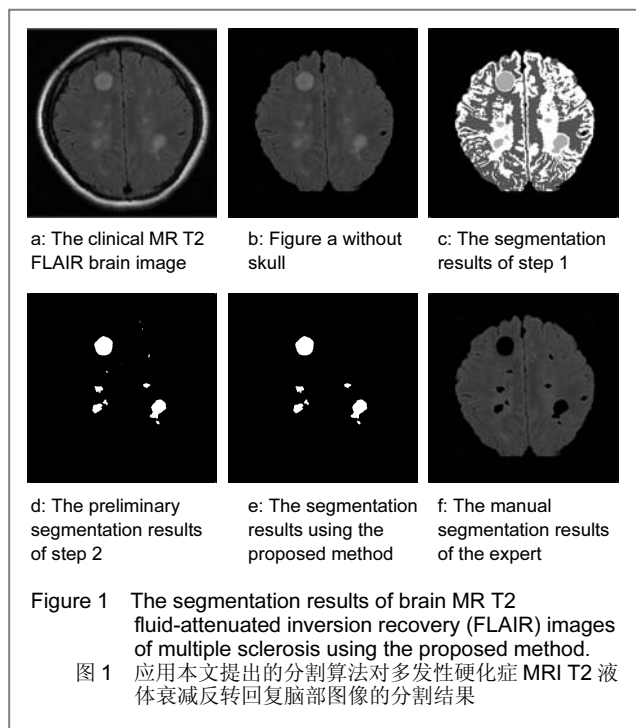
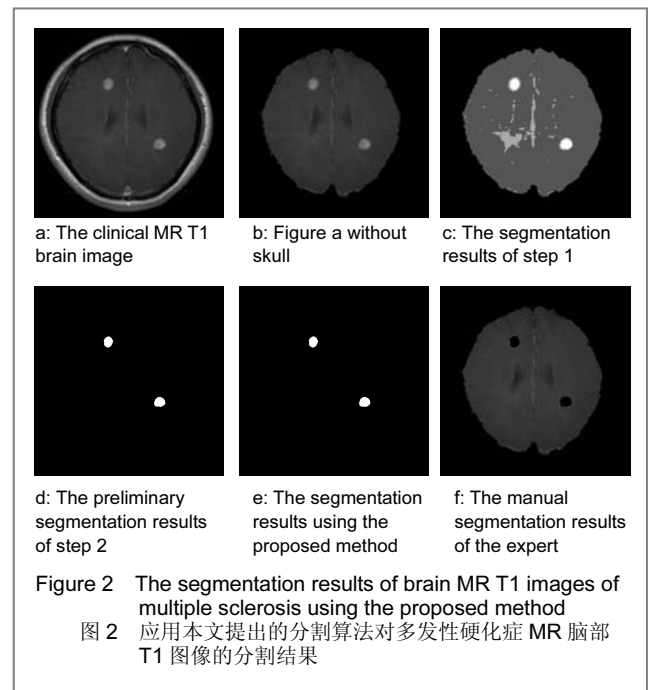


图2列出了应用本文提出的分割算法对MSMR脑部T1图像的分割结果。



从图1, 2可以看出, 由本文提出的MS分割算法得到的分割结果, 基本覆盖了标准分割结果中的病灶位置, 能够得到比较正确的分割结果。

为了量化地评价分割的效果, 记  $A$  为标准分割结果中MS病灶象素的集合,  $B$  为本文提出的分割算法得到的分割结果中的MS病灶象素的集合, 那么本算法的分割结果与标准分割结果的MS病灶重叠率定义为

$$\frac{\text{card}(A \cap B)}{\text{card}(A \cup B)}$$

其中,  $\text{card}(\square)$ 表示是集合( $\square$ )的元素个数。重叠率取值于 $[0, 1]$ , 其值越高, 表示分割结果越好。

对实验采用的10幅MS加权MR脑部图像进行分割结果, 其MS病灶的重叠率平均为90.12%, 其中最低为85.21%, 最高为94.36%。实验数据表明本文所提的算法达到了较高的重叠率, 具有较高的分割精度。

## 4 结论

本文算法考虑到在同一种脑部组织中, 相邻象素属于同一分类的概率应该相近, 将每个象素值8邻域内的象素值看作一个数据集, 并对该数据集采用滤波的方法降低噪声对聚类精度的影响。该算法摒弃了传统FCM聚类算法常用的在目标函数中增加利用空间信息的惩罚项的做法, 虽然仅仅对传统FCM聚类算法的迭代过程做了简单的改动, 但是在有效地去除噪声实验表明该算法基本能够有效地提取MS病灶, 取得了比较

理想的分割结果。但是在去脑壳的过程中还存在一些问题,使得分割结果出现一些非病灶区域。同时后期对于一些非病灶区的处理还不够完善,如灰度值与病灶区相似的脑干部分,使得分割结果不够理想,将继续对此问题进行探讨。

## 5 参考文献

- [1] Trapp BD, Nave KA. Multiple sclerosis: an immune or neurodegenerative disorder. *Annu Rev Neurosci*. 2008;31: 247-269.
- [2] Benedict RH, Bobholz JA. Multiple sclerosis. *Semin Neurol*. 2007; 27(1):78-85.
- [3] Bakshi R, Thompson AJ, Rocca MA, et al. MRI in multiple sclerosis: current status and future prospects. *Lancet Neurol*. 2008;7:615-625.
- [4] Barkhof F. Role of MR imaging in the diagnosis of MS. *Adv MRI Contrast*. 1996;4:31-38.
- [5] Ardicione E, Pirrone R, Gambino O, et al. Two channels fuzzy C-means detection of multiple sclerosis lesions in multispectral MR images. *IEEE ICIP*, 2002, Volume III: 345-348.
- [6] AO B, Dehak SM, Zhu YM, et al. Automated segmentation of multiple sclerosis lesions in multispectral MR image using fuzzy clustering. *Comput Biol Med*. 2000; 30(1): 23-40.
- [7] Admiraal-Behloul F, Heuvel D, Olofsen H, et al. Fully automatic segmentation of white matter hyperintensities in MR images of the elderly. *NeuroImage*. 2005;28:607-617.
- [8] Pachai C, Zhu YM, Grimaud J, et al. A pyramidal approach for automatic segmentation of multiple sclerosis lesions in brain MRI. *Comput Med Imaging Graph*. 1998; 22(5):399-408.
- [9] Souplet J, Lebrun C, Ayache N, et al. An automatic segmentation of T2-FLAIR multiple sclerosis lesions. *Midas Journal, IJ - 2008 MICCAI Workshop - MS Lesion Segmentation*, 2008.
- [10] Li L, Li X, Lu H, et al. MRI volumetric analysis of multiple sclerosis: methodology and validation. *IEEE Trans Nuclear Sci*. 2003; 50(5): 1686-1692.
- [11] Kamber M, Shinghal R, Collins L, et al. Model-based 3-D segmentation of multiple sclerosis lesions in magnetic resonance brain images. *IEEE Trans Med Imaging*. 1995;14:442-453.
- [12] Leemput KV, Maes F, Vandermeulen D, et al. Automated segmentation of multiple sclerosis lesions by model outlier detection. *IEEE Trans Medical Imaging*. 2001; 20(8): 677-688.
- [13] Leemput KV, Maes F, Vandermeulen D, et al. Automated segmentation of multiple sclerosis lesions by model outlier detection. *IEEE Trans Medical Imaging*. 2001;20(8):677-688.
- [14] Freifeld O, Greenspan H, Goldberger J. Lesion detection in noisy MR brain images using constrained GMM and active contours. *Proc of the 4th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2007)*. 2007: 596-599.
- [15] Li B, Chen WF. *Zhongguo Shengwu Yixue Gongcheng Xuebao*. 2007;26(5): 664-668.  
李彬,陈武凡.基于模糊连接度的多发硬化症分割算法[J].*中国生物医学工程学报*,2007,26(5): 664-668.
- [16] Zhang Y, Brady M, Smith S. Segmentation of brain MR images through a hidden Markov random field model and the expectation-maximization. *IEEE Trans Med Imag*. 2001;20:45-57.
- [17] Shiee N, Bazin PL, Pham D. Multiple sclerosis lesion segmentation using statistical and topological atlases. *Midas Journal, IJ - 2008 MICCAI Workshop-MS Lesion Segmentation*, 2008b.
- [18] Bazin PL, Pham D. Homeomorphic brain image segmentation with topological and statistical atlases. *Med Image Anal*. 2008;12: 616-625.
- [19] Shiee N, Bazin PL, Cuzzocreo JL, et al. Topologically constrained segmentation of brain images with multiple sclerosis Lesions. *Proc. of MICCAI Workshop on Medical Image Analysis on Multiple Sclerosis(MIAMS)*, 2008:71-81.
- [20] Bricq S, Collet C, Armspach JP. Lesion detection in 3D brain MRI using trimmed likelihood estimator and probabilistic atlas. *Proc. of the 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2008)*, 2008: 93-96.
- [21] Singh M, Patel P, Khosla D, et al. Segmentation of functional MRI by K-means clustering. *IEEE Trans Nucl Sci*. 1996;43(6):2030-2036.
- [22] Ahmed MN, Yamany SM, Mohamed N, et al. A modified fuzzy C-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data. *IEEE Trans Med Imaging*. 2002;21(3):193-199.
- [23] Pham DL. Spatial models for fuzzy clustering. *Computer Vision Image Understand*. 2001;84: 285-297.
- [24] Liew AW, Yan H. An adaptive spatial fuzzy clustering algorithm for 3-D MR image segmentation. *IEEE Trans Med Imaging*. 2003; 22(9): 1063-1075.
- [25] Li B, Chen WF, Yan G. *Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao*. 2007; 12(4):623-627.  
李彬,陈武凡,颜刚.基于隶属度光滑约束的模糊C-均值聚类算法[J].*中国图像图形学报*,2007, 12(4):623-627.
- [26] Li XH, Zhang TY, Qu Z. Image segmentation using fuzzy clustering with spatial constraints based on markov random field via bayesian theory. *IEICE Trans Fundamentals*. 2008;E91(3): 723-728.
- [27] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi SM, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy C-means algorithm. *Proc. 25th Annual International Conference of IEEE EMBS*, 2003: 17-21.
- [28] Cai WL, Chen SC, Zhang DQ. Fast and robust fuzzy C-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation. *Pattern Recognit*. 2007;40(3): 825-838.
- [29] Roy S, Agarwal H, Carass A, et al. Fuzzy c-means with variable compactness. *Proc. of the 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2008)*, 2008:452-455.
- [30] Michael Bailey WM. Fast Fluid Attenuated Inversion Recovery (FLAIR) imaging and associated artefacts in Magnetic Resonance Imaging (MRI). *Radiography*. 2007:283-290.

来自本文课题的更多信息——

**基金资助:** 国家 973 项目(2010CB732505); 国家自然科学基金(30900380)。

**作者贡献:** 实验设计者为李彬、黄晓, 实验实施者为黄晓, 实验评估者为冯前进。

**利益冲突:** 课题未涉及任何厂家及相关雇主或其他经济组织直接或间接的经济或利益的赞助。

**伦理批准:** 无涉及伦理冲突的内容。

**本文创新性:** 检索 Medline 数据库和中国学术期刊全文数据库 2000/2010 的相关文献, 脑部 MR 图像是一种无纹理的图像, 未被噪声污染的脑部 MR 图像的灰度值具有分片为常数的特点, 因此在聚类过程中灰度值有趋向于在同一个分割区域中相对接近的性质。针对脑部 MR 图像的这些特征, 文章在迭代过程中对 8 邻域数据集进行滤波以降低噪声对聚类精度的影响, 提出了一种改进的模糊 C-均值聚类算法。与其他方法所做的 MS 病灶分割来说, 本算法更易于实现, 运算时间短, 同时结果与临床医生的勾画比较重叠率较高。