

多发性硬化症 MR 图像分割新算法研究

余学飞, 李 彬, 陈武凡

YU Xue-fei, LI Bin, CHEN Wu-fan

南方医科大学 生物医学工程学院, 广州 510515

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

E-mail: chenwf@fimmu.com

YU Xue-fei, LI Bin, CHEN Wu-fan. Novel segmentation algorithm for multiple sclerosis lesions in MR images. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(2): 176-178.

Abstract: A novel approach to the segmentation of Multiple Sclerosis (MS) lesions in T2-weighted Magnetic Resonance (MR) images is presented. According to the characteristic of MS lesions show the same high brightness with Cerebrospinal Fluid (CSF) in T2-weighted images, combining the strengths of the kernel fuzzy C-means algorithm and morphology characteristics of MS lesion tissues, the segmentation of MS lesions based on kernel fuzzy C-means algorithm is presented. The modified kernel fuzzy C-means algorithm is used to basic segmentation. Then the MS lesions are extracted by morphological method. The MS segmentation in simulated T2-weighted MR images show that the proposed algorithm can provide a powerful segmentation.

Key words: segmentation of image; kernel fuzzy C-means; multiple sclerosis lesions

摘 要: 提出了一种针对多发性硬化症病灶 T2 加权脑部磁共振 (MR) 图像的分割算法。根据多发性硬化症病灶和脑脊液在 T2 加权像上同表现为高亮度信号的特点, 把模糊 C 均值分割算法与形态学方法相结合, 提出了基于核模糊 C 均值的多发性硬化症病灶分割算法。该算法首先用改进的核模糊 C 均值算法做基础分割, 再用形态学方法提取出多发性硬化症病灶得到最终分割结果。通过对多发性硬化症模拟脑部 MR 图像的分割结果表明, 算法能够比较准确地分割多发性硬化症病灶。

关键词: 图像分割; 核模糊 C 均值; 多发性硬化症

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.02.051 **文章编号:** 1002-8331(2009)02-0176-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP301.6

1 引言

多发性硬化症 (Multiple Sclerosis, MS) 常见于中枢神经系统炎性脱髓鞘病变, 其病理特点为局灶性, 多个部位受累, 常位于白质散在的脱髓鞘斑块, 伴反应性胶质增生, 也可有轴突损伤, 病变可累计大脑白质、脊髓、脑干、小脑和周围神经^[1]。MR 图像因其有较好的组织对比度和空间分辨率, 对目前多发性硬化症的诊断有重要价值。特别是在 T2 加权 MR 序列成像中, 多发性硬化症病灶表现为高信号, 可以作为分割的依据。但是在 T2 加权 MR 序列成像中, 除了多发性硬化症病灶表现为高亮度信号外, 脑脊液也表现为高亮度信号。目前常用的对正常脑组织分割有效的分割算法, 不能分割出多发性硬化症病灶和脑脊液。因此, 对于 T2 加权脑部 MR 图像, 如何区分多发性硬化症病灶和脑脊液是正确分割多发性硬化症病灶的关键。

许多研究者对多发性硬化症的 MR 脑部图像进行了研究, 取得了一些成果^[2-6]。主要运用的方法有: 多通道的模糊 C-均值方法^[2-3]、多分辨率图像的金字塔方法^[4]、概率混和模型方法^[5]、边缘检测方法^[6]等。通过对已有的算法进行分析, 并对临床 MR 图

像进行分割比较, 发现这些算法对病灶分割的准确率都较低, 分割效果不理想。究其原因, 一方面是因为实际的临床图像质量较差, 具有较严重的不确定噪声和不均匀性; 另一方面, 就是这些方法忽视了病灶的解剖特征, 未能有效地处理好病灶的模糊性和图像噪声等问题。

由于 MR 成像设备获取图像的不确定性或模糊性, 使得 MR 图像之间的混迭, 造成不同个体组织之间难以找到清晰的边界, 因此模糊 C 均值算法是一种有效的 MR 图像分割方法, 该算法实现简单, 对无噪声图像具有良好的分割效果^[7]。但是对噪声图像分割效果较差, 作者在文献^[8]中, 提出了改进的核模糊 C 均值算法, 该算法能够较好地处理病灶的模糊性和图像噪声, 特别适合于多发性硬化症病灶的分割。但由于 T2 加权脑部 MR 图像中, 脑脊液和多发性硬化症都具有高亮度信号。因此本文与形态学方法相结合, 提出了基于核模糊 C 均值的多发性硬化症病灶分割算法。

2 改进的核模糊 C 均值算法

模糊 C 均值算法是一种较经典的图像分割算法, 文献^{[9-}

基金项目: 国家重点基础研究发展规划 (973) (the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.2003CB716101); 广东省科技计划项目 (No.2007B010400057)。

作者简介: 余学飞 (1965-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为医学图像处理; 李彬 (1964-), 博士, 副教授, 主要研究方向为医学图像处理; 陈武凡 (1949-), 男, 通讯作者, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理、模式识别与广义模糊随机模型的研究。

收稿日期: 2008-07-03 **修回日期:** 2008-08-21

10]中提出的核模糊 C 均值算法是在传统的模糊 C 均值算法中加入了核信息, 克服了传统的模糊 C 算法难以处理的各种之间的微弱差别, 但是该算法对噪声同样不敏感, 因此在核模糊 C 均值算法中加入了空间信息, 提出了能有效除去噪声的改进的核模糊 C 均值算法。

核模糊 C 均值算法的目标函数为:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|\Phi(x_k) - \Phi(v_i)\|^2$$

式中 $\{x_k, k=1, 2, \dots, N\}$ 表示图像灰度值的集合。 c 是聚类数, $\{v_i, i=1, 2, \dots, c\}$ 是聚类中心, u_{ik} 是像素 k 属于第 i 个聚类的隶属度, 参数 m 是隶属度的加权指数, 它决定分类结果的模糊程度。 Φ 为非线性映射, $\|\Phi(x_k) - \Phi(v_i)\|^2 = K(x_k, x_k) + K(v_i, v_i) - 2K(x_k, v_i)$ 。

对于高斯核函数有 $K(x, x)=1$ 。因而目标函数可表示成如下形式:

$$J_m = 2 \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m (1 - K(x_k, v_i))$$

文献[8]中在核模糊 C 均值的目标函数中加入了空间信息, 提出了改进的核模糊 C 均值算法的目标函数为:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \cdot (1 - K(x_k, v_i)) \cdot (1 - \alpha \frac{\sum_{j \in N_i} u_{ij}}{8})$$

式中, N_i 表示 x_i 的 3 邻域, α 是控制邻域作用的权重常数, 它随着图像中噪声的增加而增大, $0 < \alpha < 1$ 。加入的空间信息通过用邻域像素对该聚类中心的平均隶属度来平滑邻域像素对中间像素的影响, 从而起到去除噪声的目的。选取合适的隶属度和均值使得目标函数最小。为使 J_m 最小, 用 Lagrange 乘数法求极值, 令:

$$F_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m (1 - K(x_k, v_i)) \cdot (1 - \alpha \frac{\sum_{j \in N_i} u_{ij}}{8}) + \lambda (1 - \sum_{i=1}^c u_{ik})$$

分别求 u_{ik} 、 v_i 的偏导数, 并令其偏导数等于零, 解方程得:

$$u_{ik} = \frac{[(1 - K(x_k, v_i)) \cdot (1 - \alpha \frac{\sum_{j \in N_i} u_{ij}}{8})]^{-1/(m-1)}}{\sum_{i=1}^c [(1 - K(x_k, v_i)) \cdot (1 - \alpha \frac{\sum_{j \in N_i} u_{ij}}{8})]^{-1/(m-1)}}$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m \cdot K(x_k, v_i) x_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m \cdot K(x_k, v_i)}$$

这就是改进的核模糊 C 均值算法, 该算法充分考虑了图像的空间信息, 能较好地去除噪声, 因此本文用该算法做基础分割。

3 基于核模糊 C 均值的多发性硬化症分割算法

在 T2 加权脑部 MR 图像中, 多发性硬化症病灶显示为高亮度信号, 一般成团状和不规则形状, 主要分布在脑白质中。而同样显示为高亮度信号的脑脊液却不会分布在白质中。这些是多发性硬化症区别脑脊液的重要特征, 可以根据多发性硬化症的形态学特性, 并与改进的核模糊 C 均值算法相结合, 提出一种多发性硬化症病症的分割算法。

算法的主要思路是设法在图像中剔除容易与多发性硬化症病灶混淆的脑脊液组织部分, 然后再对多发性硬化症病灶进行分割。该算法的主要执行步骤如下:

步骤 1 运用改进的核模糊 C 均值算法将图像分割为灰质、白质、脑脊液和背景等 4 类, 得到有 4 级灰度分割后的图像;

步骤 2 在步骤 1 的分割结果中, 仅保留白质部分置其他类别像素的灰度值为 0;

步骤 3 对步骤 2 处理后的结果图像, 以图像边缘附近, 灰度值为 0 的像素为种子点, 做区域增长, 即得到以白质区域的外轮廓为边缘的新区域组成的图像;

步骤 4 与步骤 1 分割后的图像做掩膜运算, 取最亮的分割区域就得到最后的分割结果。

4 实验

在进行本分割算法前, 先去除脑壳和背景提取脑组织部分。本文实验的模拟脑部 MR 图像的数据取自 BrainWeb 网站。其模拟脑部 MR 图像数据库常被作为图像分割的金标准。每组数据集由 $181 \times 217 \times 181$ 个像素组成, 层厚为 1 mm, T2 加权。与分割结果进行比较的金标准图像也是来自该网站。

图 1 中列出了应用本文提出的分割算法对模拟 T2 加权脑

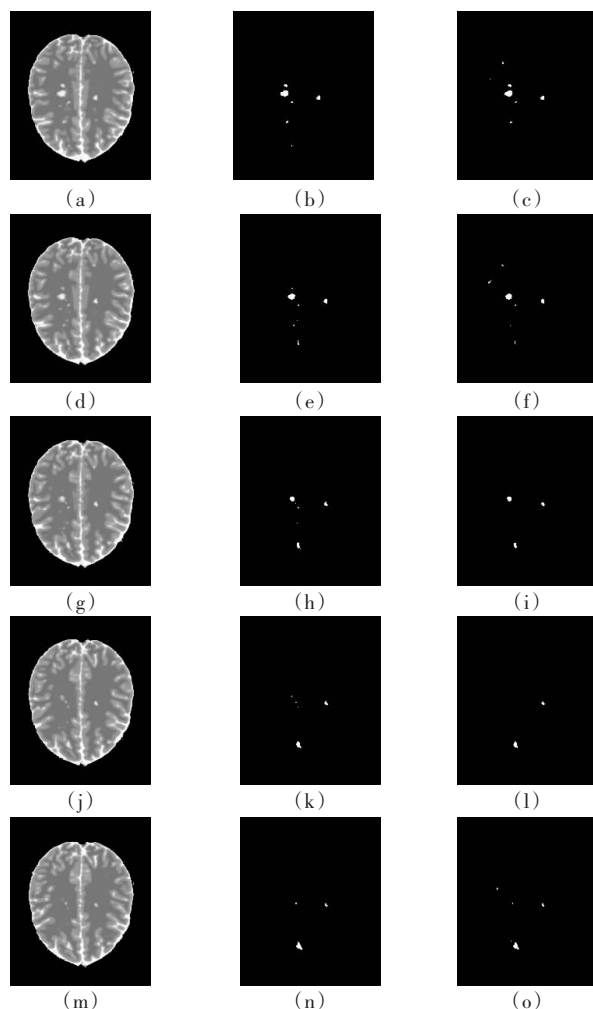


图 1 应用本文提出的分割算法对模拟多发性硬化症 T2 加权脑部 MR 图像的分割结果

(图(a),(d),(g),(j),(m)为多发性硬化症 T2 加权脑部 MR 图像; (b),(e),(h),(k),(n)为金标准分割结果; (c),(f),(i),(l),(o)为本文算法分割结果)

部 MR 图像($z=105\sim 109$)的多发性硬化症分割结果。图中第 1 列从上到下分别是 $z=105\sim 109$ 的原图像;图中第 2 列从上到下分别是 $z=105\sim 109$ 的标准分割结果;图中第 3 列从上到下分别是应用本文提出算法对 $z=105\sim 109$ 的分割结果。分割算法中用的改进的核模糊 C 均值算法中 $\alpha=0.5, \sigma=30$ (参数的选择是根据实验得出的一个经验值,因为算法中噪声水平相差不大,故各个层面都选用该值)。

实验结果表明本文算法的分割结果比较理想,与金标准分割的结果基本吻合。为了量化地评价分割的效果,记 A 为金标准分割结果中多发性硬化症病灶像素的集合, B 为本文提出的分割算法得到的分割结果中的多发性硬化症病灶像素的集合,那么本算法的分割结果与标准分割结果的多发性硬化症病灶重叠率定义为

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

其中, $\text{card}(\cdot)$ 表示是集合 (\cdot) 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。表 1 列出了应用本文提出的分割算法对模拟 T2 加权 MR 脑部图像($z=105\sim 109$)分割的多发性硬化症病灶重叠率。

从定量的实验数据中,可以看到本文算法分割效果较好,重叠率较高。

5 结论

本文针对多发性硬化症分割问题进行展开研究,根据多发性硬化症病症在 T2 加权脑部 MR 图像上表现为高亮度信号的特点,提出了基于核模糊 C 均值算法与形态学方法相结合的分割算法。实验结果表明,本文提出的算法,能较好地分割出多发性硬化症病灶,是一种较稳定的分割算法,对临床辅助诊断(上接 175 页)

因为 CLTVW_{seg} 算法中将各种背景信息视为独立,因此算法在分割过程中,每一尺度上需要估计的状态转移概率的个数为 N_c^3 个。从算法的复杂度来看,算法的主要计算量包括小波变换、计算标记后验概率、EM 参数估计以及各尺度上的图像分割等几个环节。其中的每一项都具有线性复杂度。因此,本算法的复杂度为 $O(M \times N \times N_c)$,其中 $M \times N$ 为图像大小。并且实验中发现,算法一般都在 30 步以内收敛,因此从整体上来看 CLTVW_{seg} 算法具有较高的执行效率。

5 结论及展望

提出了一种基于背景的小波域多分辨率图像分割新方法—CLTVW_{seg},它可以在边界保持和区域一致性两个方面获得较好的平衡,体现出较高的执行效率和较好分割结果。同时算法具有较好的扩展性,该算法的思想可以应用到多尺度信号处理的其他领域中,如滤波去噪等。

参考文献:

- [1] Wang Lei, Liu Jun. Texture classification using multiresolution Markov random field models[J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20: 171-182.
- [2] Noda H, Shirazi M N, Kawaguchi E. MRF-based texture segmentation using wavelet decomposed images[J]. Pattern Recognition, 2002, 35: 771-782.
- [3] Zheng L, Liu J C, Chan A K, et al. Object-based image segmentation using dwtr/dwt multiresolution markov random field[C]//Pro-

ceedings 1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP'99, 1999(6): 3485-3488.

参考文献:

- [1] 雷建明,黎朝茂,江先姊,等.多发性硬化症 36 例临床分析[J].河北医学,2007,13(3):279-281.
- [2] Ardizzone E, Pirrone R, Gambino O, et al. Two channels fuzzy C-means detection of multiple sclerosis lesions in multispectral MR images[C]//IEEE ICIP, 2002.
- [3] Ao B, Dehak S M, Zhu Y M, et al. Automated segmentation of multiple sclerosis lesions in multispectral MR imaging using fuzzy clustering[J]. Computers in Biology and Medicine, 2000, 30(1): 23.
- [4] Pachai C, Zhu Y M, Grimaud J, et al. A pyramidal approach for automatic segmentation of multiple sclerosis lesions in brain MRI[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 1998, 22(5): 399.
- [5] Li L, Li X, Lu H, et al. MRI volumetric analysis of multiple sclerosis: methodology and validation[J]. IEEE Trans on Nuclear Science, 2003, 50(5): 1686.
- [6] Leemput K V, Maes F, Vandermeulen D, et al. Automated segmentation of multiple sclerosis lesions by model outlier detection[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2001, 20(8): 677.
- [7] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy object function algorithms[M]. New York: Plenum, 1981.
- [8] 余学飞,李彬,陈武凡.基于模糊核聚类的 MR 图像分割新算法[J].南方医科大学学报,2008,28(4):555-557.
- [9] Zhang D Q, Chen S C. A novel kernelized fuzzy c-means algorithm and segmentation of MRI data[J]. Artif Intell Med, 2004, 32: 37-52.
- [10] Chuang K S, Tzeng H L, Chen S, et al. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30: 9-15.
- [11] Munoz X, Marti J, Cufi X, et al. Unsupervised active regions for multiresolution image segmentation[C]//Proceedings 16th International Conference, Pattern Recognition, 2002(2): 905-908.
- [12] Liu Guo-ying, Wang Lei-guang, Xie Wei, et al. New texture segmentation approach based on multiresolution MRFs with variable weighting parameters in wavelet domain[C]//Zhang Tian-xu, Nardell C, Smith D, et al. Proceedings of SPIE: MIPPR 2007, Wuhan, China, 2007(6786): 6786.
- [13] Bouman C A, Shapiro M A. A multiscale random field model for Bayesian image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(2): 162-177.
- [14] Choi H, Baraniuk R G. Image segmentation using wavelet-domain classification[C]//SPIE Proceeding, Denver, 1999(3816): 31-44.
- [15] Choi H, Baraniuk R G. Multiscale image segmentation using wavelet-domain hidden Markov models[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(9): 1309-1321.
- [16] Fan Guo-liang, Xia Xiang-gen. Wavelet-based statistical image processing using hidden Markov tree model[C]//2000 Conference on Information Sciences and Systems, Princeton University, 2002.
- [17] 孙文锋,孙强,熊李成.改进多尺度融合结合小波域 HMT 模型的遥感图像分割[J].红外与激光工程,2004,33(5):528-532.
- [18] 沙宇恒,丛琳,孙强,等.基于 Contourlet 域 HMT 模型的多尺度图像分割[J].红外与毫米波学报,2005,24(6):472-476.
- [19] 汪西莉,刘芳,熊李成.一种分层马尔可夫图像模型及其推倒算法[J].软件学报,2003,14(9):1558-1563.