

脑灰质的一种自动分割算法研究*

标 本

(昆明理工大学 理学院, 云南 昆明 650500)

摘 要:针对 MRI 脑部图像,提出一种脑灰质的自动分割算法。根据观察和研究发现,人脑 MRI 中的脑灰质部分存在一种分布形式,把这种分布形式抽象成一种曲线形式从而进行分割,可以得到一种较为准确的脑部图像分割效果。自动分割算法主要分为 3 个步骤:首先,计算出图像的直方图并对直方图进行模糊;其次,利用模糊聚类算法计算出聚类中心;最后,根据模糊聚类中心计算出脑灰质区域的曲线,从而实现阈值分割。自动分割算法经过大量模拟和真实 MRI 脑部图像进行了验证。

关键词:直方图;模糊聚类;曲线;人脑图像分割

中图分类号:TP 391 **文献标志码:**A

A Fast Segmentation Algorithm for Gray Matter

BIAO Ben

(College of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: An automatic segmentation method for gray matter of human brain MRI is proposed. According to the observation and research, it is found that there is a kind of distribution in the gray matter of human brain MRI, which can be abstracted into a kind of curve to obtain a more accurate brain image segmentation. The algorithm is mainly divided into three steps: first, to calculate the image histogram and the fuzzy histogram; secondly, using fuzzy clustering algorithm to calculating the clustering center; finally, according to the clustering center to calculate the region of cerebral gray matter curve to realize threshold segmentation. The proposed algorithm is validated by extensive simulations and real human brain MRI.

Key words: histogram, fuzzy clustering, curve, human brain image segmentation

1 自动分割算法提出

脑部核磁共振图像的脑组织分割归类对于神经病理学的研究和临床治疗具有十分重要的意义。脑部核磁共振图像的精确分割,特别是脑灰质(gray matter, GM)、脑白质(white matter, WM)和脑脊液(cerebrospinal fluid, CSF)的分割是一项重要的任务,各组织的面积和体积计算可以为临床研究诊断提供更加有意义的信息^[1]。

目前,可用于脑部 MR 图像分割的方法主要有经典方法、统计方法、模糊方法和神经网络方法等^[2]。

经典方法包括利用基本的图像处理技术,如阈值,基于边界和区域的图像处理技术。由于经典方法不能应用先验信息,导致最终分割结果对噪声敏感,而且通常不能产生连续的区域。

基于神经网络的分割技术早被建议用于 MR 图像的分割,但是目前成功应用的实例为数不多。大部分统计方法利用 EM(Expectation Maximization)算法计算参数的最大似然估计,这一方法的最终结果对噪声非常敏感,而且组织区域的分段连续特性也难以维持。

由 Zadeh 提出的模糊集合理论为处理事物的模

糊性提供了一种新型的数学方法,在此基础上产生的模糊聚类技术在分割 MR 图像方面展示了广阔的应用前景^[3-4]。

本文提出一种自动分割算法,主要目的和意义是找出脑灰质部分的分割阈值,以此为基础确定脑白质和背景的分割阈值,达到有效分割的目的。与其他的分割算法相比,自动分割算法融合了聚类理论和建立分布曲线模型的思想。该算法将图像的分割分为 3 个步骤:首先,计算出图像的直方图并对直方图进行模糊;其次,利用模糊聚类算法计算出聚类中心;最后,根据聚类中心计算出脑灰质区域的曲线,根据图像的性质进行校正。

2 自动分割算法框架

自动分割算法流程图如图 1 所示。

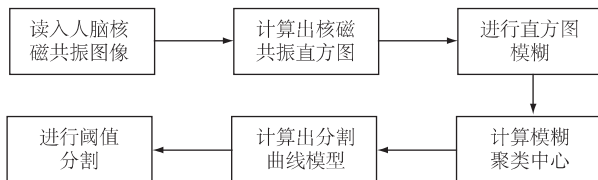


图 1 自动分割算法流程图

2.1 直方图处理

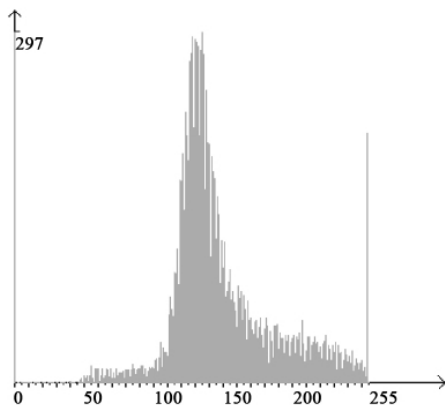
直方图处理过程示意图如图 2 所示。由于原始

的直方图毛刺很多,并且存在伪峰,很难建立曲线模型,所以要对直方图进行模糊。模糊的原理是通过求灰度级的临近灰度级的统计值的均值来计算出直方图数组。若 i 表示灰度级, $H[i]$ 表示图像的灰度级统计值,即直方图数组,则模糊公式为:

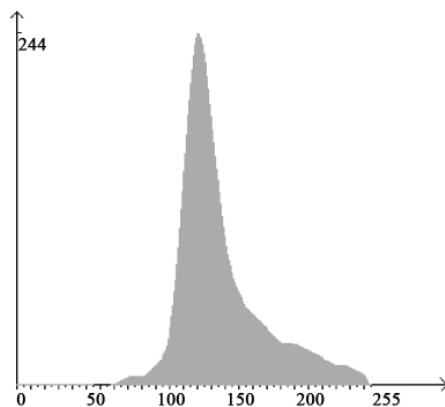
$$H[i] = \frac{H[i-1] + H[i] + H[i+1]}{3} \quad (1)$$



a) 原始MRI图



b) 原始直方图



c) 模糊运算后的直方图

图2 直方图处理过程图

2.2 模糊 C 均值(FCM)算法的聚类分析

FCM 算法是模糊聚类^[5-6]的基本方法之一。它是通过优化目标函数得到每个样本点对类中心的隶属度,从而决定样本的归属。FCM 算法具有无监督、易实现以及允许图像中像素以不同程度隶属于多个类别等优点。FCM 算法的目标函数为:

$$\min J(X, \mu, v) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{ij}^m \|x_j, v_i\|^2$$

式中, $m \in (1, \infty]$ 是一个加权系数; $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^s$ 是数据集; n 是数据集中元素的个数; c 是聚类中心数 ($1 < c < n$); $v_i \subset R^s$ 是聚类中心 ($1 \leq i \leq c$); μ_{ij} 是第 j 个样本属于第 i 个中心的隶属度。

FCM 算法的具体步骤如下。

1) 初始化隶属函数 $\mu_{ij}(0)$, 确定划分类别 c 。初始化隶属函数 $\mu_{ij}(0)$ 需要满足 2 个约束条件: a. $\mu_{ij} \in [0, 1]$; b. $\sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1$, 设定迭代截至误差值 ϵ 和最大迭代次数 T_{\max} 。

2) 根据模糊聚类中心公式计算模糊聚类中心。聚类中心计算公式如下:

$$v_i(t) = \frac{\sum_{j=1}^s \mu_{ij}^m(t) X_j}{\sum_{j=1}^s \mu_{ij}^m(t)} \quad (1 \leq i \leq c) \quad (2)$$

3) 更新隶属函数值。公式如下:

$$\mu_{ij}(t) = \sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}(t)}{d_{kj}(t)} \right)^{-\frac{2}{m-1}} \quad (3)$$

式中, $d_{ij}(t) = \|v_i(t) - x\|$ 。

4) 结束条件判断。若 $\|v(t+1) - v(t)\| \leq \epsilon$, 说明系统达到稳定状态,则终止迭代,求得模糊聚类中心 v_i 和隶属矩阵 $\mu = \{\mu_{ij}\}$; 否则,转回步骤 2。

2.3 建立曲线模型

由于平滑后的直方图近似为抛物线,因此可以利用多项式方程对直方图进行拟合。原理是假设一个 n 阶多项式方程组为:

$$\begin{cases} a_{1n}x_1^n + \dots + a_{13}x_1^3 + a_{12}x_1 + a_{11} = y_1 \\ a_{2n}x_2^n + \dots + a_{23}x_2^3 + a_{22}x_2 + a_{21} = y_2 \\ \vdots \\ a_{mn}x_n^n + \dots + a_{n3}x_n^3 + a_{n2}x_n + a_{n1} = y_n \end{cases} \quad (4)$$

式中, x_n 为灰度值; y_n 为灰度统计值。

对直方图进行等间隔采样,采样结果为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 。将采样结果代入方程组求出方程系数矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} a_{1n} & \dots & a_{12} & a_{11} \\ a_{2n} & \dots & a_{22} & a_{21} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{mn} & \dots & a_{n2} & a_{n1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

如果把直方图很好地拟合出来,计算量将是巨大的,因此,对此做了简化。根据模糊聚类中心可以很容易地找到平滑后的直方图的峰值最高点,以峰

值最高点为基点,在其左侧选择 2 个等间距的点建立二阶多项式方程组对直方图进行拟合,结果如图 3 所示。

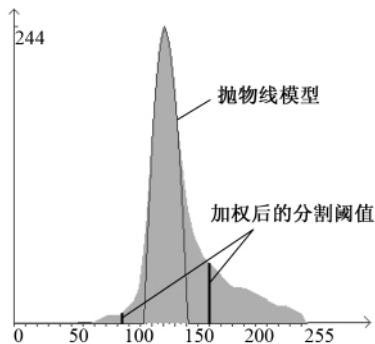


图 3 曲线模型建立结果

由图 3 可以看出,抛物线与 x 轴的交点(X_1 、 X_2)比较窄小,抛物线从波峰中部开始变得窄于模糊后的直方图;因此不考虑取抛物线与 x 轴的交点作为阈值分割点,而是取 X_1 、 X_2 分别与峰值横坐标 x_0 的距离 d_1 、 d_2 的加权差为阈值。设加权因子为 η ,则定义人脑 MRI 的拟合域划分值分别为 $t_1 = X_1 - d_1\eta$ 和 $t_2 = X_2 - d_2\eta$ 。由图 3 可以看出,直方图被 2 个阈值划分为 3 个区域。找出脑灰质部分的分割阈值,以此为基础就能确定脑白质和背景的分割阈值,从而达到灰质、白质和背景的有效分割目的。

3 人脑 MRI 分割实验结果与分析

为了验证此方法对真实人脑 MRI 分割效果,实验采用真实的人脑 T2 加权图像进行分割,并与 MRF 算法以及基于二维直方图的 FCM 算法进行比较(见图 4),把人脑 MRI 分割为灰质和背景(background, BG)。

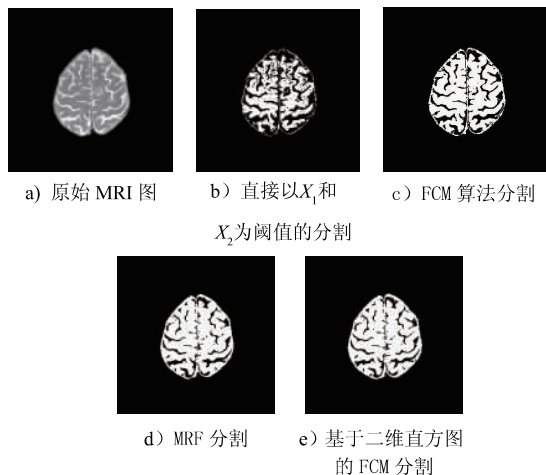


图 4 4 种分割方法比较

由图 4 可以看出,图 4b 分割算法效果最差,分割区域出现了许多非连通区域,这也是导致图 4b 分

割算法的灰质像素数最少,以及与图 4d 及图 4e 分割算法的比率最少的原因;而图 4d 和图 4e 分割算法的分割效果出现明显的过分割现象,从而导致灰质的区域扩大。FCM 分割方法(图 4c)灰质区域大小适中,较好的保持了灰质的纹理细节。

4 种分割算法的性能比较见表 1。其中,分割算法 1 为直接以 X_1 和 X_2 为阈值的分割;分割算法 2 为 FCM 算法分割;分割算法 3 为 MRF 分割;分割算法 4 为基于二维直方图的 FCM 分割。由表 1 可以看出,在时效性方面,算法 2 要优于算法 3 和算法 4;而在分割比较上以及灰质像素数统计上算法 2 都比算法 3 和算法 4 的值要小,这与图像分割的结果一致。

表 1 4 种分割算法的性能比较

分割算法	分割的灰质像素数统计	分割时间/ms	与算法 3 的分割比率/%	与算法 4 的分割比率/%
1	6 984	10	68.73	66.92
2	8 904	10	87.62	85.31
3	10 162	241	—	97.37
4	10 437	160	102.71	—

参考文献

- [1] Rajapakse J C, Giedd J N, Rapoport J L. Statistical approach to segmentation of single-channel cerebral MR images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(2): 176-86.
- [2] Velthuizen R P, Phuphanich S, et al. Application of fuzzy c-means segmentation technique for tissue differentiation in MR images of a hemorrhagic glioblastoma multiforme [J]. Magnetic Resonance Imaging, 1995, 13(2): 277-290.
- [3] 韩宇. 基于马尔科夫随机场和贝叶斯理论的人脑 MR 图像的分割研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2014.
- [4] 宋艳涛, 纪则轩, 孙权森. 基于图像片马尔科夫随机场的脑 MR 图像分割算法[J]. 自动化学报, 2014(8): 1754-1763.
- [5] 王培珍, 陈震南. 基于二维阈值化与 FCM 相混合的图像快速分割方法[J]. 中国图形图像学报, 1998, 3(19): 735-738.
- [6] 李娟. 基于模糊理论的图像分割算法研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2005.

* 云南省科技厅面上项目(2005F0025M)

昆明理工大学人才培养基金项目(KKZ3201339035)

作者简介: 标本(1982-), 男, 硕士研究生, 主要从事图像信息处理等方面的研究。

收稿日期: 2017-04-24

责任编辑 马彤