

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)12-1554-07

论文引用格式: 余黎煌, 钟华, 张石. 结合马尔可夫随机场与模糊 C-均值聚类的脑 MRI 图像分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1554-1560.

结合马尔可夫随机场与模糊 C-均值聚类的 脑 MRI 图像分割

余黎煌, 钟华, 张石

东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819

摘要: 脑磁共振成像(MRI)在临床上得到了大量的应用,准确分割脑组织结构可以提高脑疾病诊断的可靠性和治疗方案的有效性。模糊 C-均值聚类(FCM)算法擅长解决图像中存在的模糊性和不确定性问题,是最常用的脑 MRI 分割方法。但因 FCM 仅利用图像灰度信息,没有考虑区域信息,导致其抗噪性能很差,常与区域信息结合进行改进。马尔可夫随机场(MRF)算法充分利用了图像区域信息,但容易出现过分割现象,因此 FCM 常与 MRF 进行结合改进。针对现有的 FCM 和 MRF 结合方式上存在的问题,提出了一种新型的自适应权值的 FCM 与 MRF 结合算法,用于脑 MR 图像分割。该算法利用了图像邻域像素的区域相关性,自适应的更新联合场的权值,改进了现有的权值固定的结合方式,充分发挥了 FCM 和 MRF 各自的优势,使二者结合更加合理。实验结果表明,本文算法较 FCM 和现存的一些 FCM 改进算法有更强的抗噪声能力和更高的分割精度。

关键词: 模糊 C-均值聚类(FCM);马尔可夫随机场(MRF);磁共振图像;图像分割;区域信息

Fuzzy C-means clustering algorithm combined with markov random field for brain MR image segmentation

She Lihuang, Zhong Hua, Zhang Shi

College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China

Abstract: Brain magnetic resonance imaging (MRI) has been widely used in clinical practice. Accurate segmentation of brain tissue structure can improve the reliability of the brain disease diagnosis and the effectiveness of treatments. The fuzzy C-Means Clustering (FCM) algorithm is good at solving ambiguities and uncertainties in images, and it is one of the most common brain MRI segmentations. However, FCM has a poor anti-noise ability, because it only uses the grayscale information without considering regional information. The Markov Random Field (MRF) algorithm takes full advantage of the image regional information, but it tends to over-segment. Therefore, we use FCM often combined with MRF to improve the results. In this paper, considering the problem in the existing combination algorithms of FCM and MRF, we propose a new adaptive weight combination of FCM and MRF algorithm for brain MRI segmentation. The algorithm adaptively updates the combining field weight parameter α , using spatial relativity of the adjacent pixel regions. It improves the existing fixed weight combination methods of FCM and MRF, and makes full use of FCM and MRF. Experiment results show that this algorithm has stronger anti-noise property and higher segmentation precision than FCM and some other FCM improved algorithms.

Key words: fuzzy C-means clustering; Markov random field; MR image; image segmentation; regional information

收稿日期: 2012-02-10; 修回日期: 2012-06-17

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项基金项目(N110404003, N110304005)

第一作者简介: 余黎煌(1980—), 男, 讲师, 东北大学信息科学与工程学院模式识别与人工智能专业在读博士研究生, 主要研究方向为模式识别与人工智能。E-mail: shelihuang@ise.neu.edu.cn

0 引言

磁共振成像(MRI)对软组织具有很高的分辨率,任意方向能够直接分层成像,且对人体检测无损害,因此被广泛的应用于脑功能、病理和解剖的研究中。在脑部疾病的诊断中,能否精确度量脑白质(WM),脑灰质(GM),脑脊髓液(CSF)的数量和分布对临床的定量分析是至关重要的^[1]。目前,临床医生大都采用手工分割的方法来对脑MRI特定区域进行分割,不仅耗时,而且存在观察者间差异等问题,因此,迫切需要精确的脑MRI分割算法。临床采集的脑组织MR图像通常含有噪声、偏移场(BF)导致的灰度不均匀(INU)、部分容积效应(PVE)和运动伪影等不利因素,加之脑组织复杂的形状、边界和拓扑结构,使得快速、准确和鲁棒地分割脑组织MR图像成为一件困难的事^[2]。

图像分割问题是典型的结构不良问题,而模糊集理论具有描述不良问题的能力,所以将模糊理论引入图像处理与分析领域,使基于模糊集理论的图像分割方法有更好的图像分割效果^[3]。在众多的图像分割方法中,模糊C均值(FCM)聚类算法是常用的灰度图像分割方法,适合解决灰度图像中存在的模糊和不确定性的问题^[4]。传统的FCM聚类算法是一种仅利用灰度之间相关性,未能利用图像的空间信息,在分割低信噪比图像时会产生较大的偏差^[5]。

现有的具有抗噪性能的各种改进FCM算法主要通过引入额外的空间邻域约束项达到抗噪的目的^[6]。基于马尔可夫场(MRF)模型的图像分割算法充分利用了图像空间的相关信息作为先验知识,运用Gibbs场合最大后验概率(MAP)实现图像分割,能较好地解决脑组织部分容积效应,有效地抗噪,但其缺点是容易出现过分割现象。目前国内外很多学者研究MRF和FCM的结合,可以克服两者各自的缺点,取得了一定的进展。Feng等人首先将Gibbs和FCM结合,对FCM的目标函数引入了Gibbs约束场 $P^{[7]}$ 。Liu等人结合FCM和MRF算法^[8],潘伟等人结合Gibbs随机场和加权FCM算法(pwFCM)^[9],这两种方法基本相同,即都要求出FCM模糊场 U 和MRF约束场 P ,只是结合时的联合方程不同,但权值都是固定的,效果也基本类似。之后,蔡涛等人结合FCM和MRF算法^[10],Chatzis

等人结合隐马尔可夫随机场(HMRF)和FCM^[11],廖亮等人结合FCM和Gibbs场^[12],Tam等人结合AFCM和MRF算法^[13],Li等人结合FCM和MRF算法^[14],徐荣结合KFCM和MRF算法^[15],Li等人结合小波域马尔可夫随机场和改进的FCM算法^[16],这些算法是将改进的FCM、MRF或不同形式的FCM、MRF进行结合,效果有一定的提高,但在图像信噪比低的情况下分割效果仍然不理想。

基于文献[8-9],根据图像邻域像素的区域相关性,提出一种自适应权值的新型FCM和MRF结合算法。从MR图像分割的角度,图像中的像素点可以简单分为噪声点、边缘点和分割区域内部的像素点^[17],不同类型的像素点适应不同的分割方法处理。因此,不能简单地将FCM和MRF用一种齐次的方式,一个固定的权值结合起来,不同类型的像素点应区分对待。提出的新型结合方式,区分了像素点的类型,充分地利用了不同类型的区域信息,最大限度地发挥了FCM和MRF的各自优点,使二者结合的更加合理有效。

1 基本理论介绍

1.1 FCM模糊场

设有限集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是 n 个样本组成的集合, c 为预定的类别数, $m_i (i = 1, 2, \dots, c)$ 是每一个聚类的中心, $\mu_j(x_i)$ 是第 i 个样本关于第 j 类的隶属度,聚类准则函数由隶属函数定义为

$$J(M, V) = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b \|x_i - m_j\|^2 \quad (1)$$

式中, $\|x_i - m_j\|$ 是 x_i 到 m_j 之间的欧氏距离; b 是模糊加权幂指数,是可以控制聚类结果模糊程度的参数; M 是 X 的模糊C划分矩阵, V 是 X 的聚类中心集合,FCM聚类算法的结果就是要获得使准则函数达到最小的 M 和 V 。在模糊C均值聚类方法中,要求样本对各个聚类的隶属度之和为1,即

$$\sum_{j=1}^c \mu_j(x_i) = 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

在式(2)的条件下求式(1)的极小值,令 $J(M, V)$ 对 m_j 和 $\mu_j(x_i)$ 偏导数为0,可得极小值的必要条件为

$$m_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b}, j = 1, 2, \dots, c \quad (3)$$

$$\mu_j(x_i) = \frac{(1/\|x_i - m_j\|^2)^{1/(b-1)}}{\sum_{k=1}^c (1/\|x_i - m_j\|^2)^{1/(b-1)}} \quad (4)$$

式中, $i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,c$ 。

通过迭代计算得到各类的聚类中心和各个样本对于各类的隶属度,完成模糊聚类划分,得到需要的模糊场

$$U = (\mu_j(x_i) | i \in \{1,2,\dots,n\}, j \in \{1,2,\dots,c\}) \quad (5)$$

1.2 MRF 空间约束场

在图像分割中,不仅需要考虑图像的灰度信息,还需要考虑空间约束信息,尤其在被分割图像存在大量噪声的情况下。MRF 算法充分考虑了邻域信息的算法,具有很强的抗噪能力。因此,利用 MRF 模型来描述空间信息,采用文献[8-9]提出的方法构造 MRF 空间约束场。假设 $Y = \{y_{ij} | (i,j) \in L\}$ (式中 $L = \{(i,j) | i \in [1,M], j \in [1,N]\}$) 是一个 Markov 随机场, y_{ij} 是离散的随机变量,且有 $\forall y_{ij} \in Y, y_{ij} = k, k \in R, R = \{1,\dots,K\}$, K 是分类的数目。 $y_{ij} = k$ 代表图像中位于 (i,j) 位置的像素属于第 k 类。 $y = \{y_{ij} | y_{ij} \in R, (i,j) \in L\}$ 是一个 MRF 模型。由 Hammersley-Clifford 定理^[18]可知,一个马尔可夫随机场与一个 Gibbs 随机场等价, Y 的联合概率分布 (Gibbs 分布) 为

$$P(Y=y) = \frac{1}{Z} \exp(-U(y)) \quad (6)$$

式中, $U(y) = \sum_{c \in \{c\}} V_c(y)$ 是能量函数, $V_c(y)$ 是子团 c 的势函数, $Z = \sum_y \exp(-U(y))$ 是分布函数的归一化因子。由于只考虑 GRF 中的 η^2 邻域情况。令所有的子团系数均为 1, 势函数可以定义为

$$V_c(y) = \begin{cases} \delta(y_{ij} - y_{mn}) & c = \{(i,j), (m,n)\} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\delta(t) = \begin{cases} 1 & t=0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$ 。

MRF 中的空间约束可以描述为,像素属于哪一类仅受到邻域像素属于何类的影响。即

$$P(y_{ij} = k | y_{mn} = l, (m,n) \in L, (m,n) \neq (i,j)) = P(y_{ij} = k | y_{mn} = l, (m,n) \in \eta_{ij}, (i,j) \in L) \quad (8)$$

式中, $k \in R, l \in R, \eta_{ij}$ 是像素 y_{ij} 的邻域。如图 1 所示, y_{ij} 的邻域 $\eta_{ij} = \{t_1, t_2, \dots, t_8\}$, t_j 代表 y_{ij} 所属的类。由式(7)可得

$$U(y_{ij}) = \sum_{\{c | (i,j) \in c\}} V_c(y_{ij}) = \delta(k - t_1) + \delta(k - t_2) + \dots + \delta(k - t_8) \quad (9)$$

由式(6)~(9),得

$$P(k | t_{ij}) = \frac{P(k | t_{ij})}{P(t_{ij})} = \frac{\exp(-U(y_{ij}))}{\sum_{k \in R} \exp(-U(y_{ij}))} \quad (10)$$

至此,得到了 MRF 空间约束场

$$P = \{P(k | t_{ij}) | (i,j) \in L, k \in R\} \quad (11)$$

t_1	t_2	t_3
t_8	t_{ij}	t_4
t_7	t_6	t_5

图 1 y_{ij} 的邻域 η_{ij}

Fig. 1 y_{ij} and its neighborhood η_{ij}

2 本文算法(α -MFCM)

传统的 FCM 分割实现中,分割结果仅与样本同聚类中心有关,也就是只与图像灰度信息有关,而像素空间域关系在聚类时并没有被考虑,这就使得 FCM 算法在处理含噪声的图像时效果很差。MRF 算法充分考虑了图像的邻域信息,具有很强的抗噪能力,但在脑组织分割时容易出现过分割现象。将 FCM 与 MRF 进行结合,使图像分割在充分考虑像素灰度的同时,考虑像素空间邻域的信息,不但有很好的抗噪能力,而且克服了 MRF 的过分割现象。提到的 FCM 模糊场和 MRF 空间约束场进行结合,对传统的 FCM 算法进行改进。

文献[8-9]所用的 FCM 和 MRF 结合方法思想基本相同,即首先用 FCM 求出模糊聚类场 U 和 MRF 约束场 P ,然后规定联合判决场进行分割,共同的缺点是 MRF 和 FCM 的联合场的权值在分割的始终是固定的,不能充分发挥二者各自的优点。考虑到每个像素点属于不同的类型,大致分为噪声点、边缘点和分割区域内部的像素点^[17]。不同类型的像素应该使用不同的分割方法去做处理。本文算法基于文献[8]和文献[9]的两种方法进行改进,根据图像邻域像素的区域相关性,自适应的更新联合场的权值 α ,使 MRF 空间约束场和 FCM 模糊场的结合权值随着像素的类型而改变,令二者结合更合理。

2.1 权值 α 的定义与更新

在 FCM 与 MRF 结合之前,首先需要确定每个

像素的大致类型,定义自适应权值 α ,使用如下方法^[19]:

设 $k \in \Omega(x_j)$, \bar{m} 表示原图像中以像素 x_j 为中心的邻域 $\Omega(x_j)$ 内像素的均值, σ_j 是邻域 $\Omega(x_j)$ 内像素的均方差值, $|x_k - \bar{m}|$ 表示的是 x_k 与 \bar{m} 之间的绝对距离。对邻域 $\Omega(x_j)$ 进行统计运算,方差 σ_j 反映了该组数据分布的紧密程度,均方差越小,数据分布越均匀。当一个数据与均值的差的绝对值大于均方差,该数据在该组数据中就是一个奇异点。在图像中,当 $|x_k - \bar{m}| > \sigma_j$,说明像素点 x_k 在邻域 $\Omega(x_j)$ 内是一个孤立的噪声点或边缘点;反之,则说明像素点 x_k 是一个区域内部的点。这样就可以将每个像素的大致类型确定下来,用 α_k 给予标记,

$$\alpha_k = \begin{cases} p & |x_k - \bar{m}| < \sigma_j \\ 0 & |x_k - \bar{m}| > \sigma_j \end{cases} \quad (12)$$

当像素点 x_k 在邻域 $\Omega(x_j)$ 内是一个孤立的噪声点或边缘点时, α_k 取值为0;当像素点 x_k 是一个区域内部的点时, α_k 取值为 p ($0 < p \leq 1$)。使用该方法对图像中的每个像素点 k 进行遍历,自适应的更新权值 $\alpha = (\alpha_k | k \in n)$, n 为样本数集合。

2.2 FCM与MRF结合

由1.1节中描述的FCM算法,根据式(5)计算模糊场 U 。由1.2节中描述,根据式(11)计算MRF空间约束场 P 。定义一个分割联合判决场

$$S = \alpha U + (1 - \alpha)P \quad (13)$$

式中,权值 α 根据像素的类型,自适应的调节 P 和 U 在联合场中的权重。 α 越大,模糊场 U 的约束力越强,MRF空间约束场 P 的约束力越弱,从而防止区域内部的点被错分而产生过分割现象; α 越小, U 的约束力越小, P 的约束力越大,达到有效抗噪效果。这样就得到一种合理有效的FCM与MRF的结

合方法。

本文算法(α -MFCM)的实现步骤如下:

- 1) 用水平集(Level Set)算法^[20]剔除非脑组织,以提高分割精度;
- 2) 设定初始参数,使用FCM,根据式(5)计算得到模糊场 U ,根据最大模糊度准则得到初步分割结果;
- 3) 由步骤2)得到的初步分割结果作为初始,根据式(11)计算得到MRF约束场 P ;
- 4) 根据式(12)对原始图像进行计算,求得自适应权值 α ;
- 5) 通过式(13)得到联合判决场 S ,由最大概率原则得到最后分割结果。

3 实验结果

3.1 实验数据

实验数据来源于Montreal Neurological Institute and Hospital的McConnell Brain Image <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>中心提供的脑MR图像数据集,这些脑图像使用3种不同脉冲序列仿真,具有不同的切片厚度,不同级别的噪声和偏移场,数据中同时包含了对应的分割“金标准”,可以用于评价图像分割算法的准确度。如图2第1行所示为该脑库中的第91幅脑MR仿真图像,脉冲序列为T1,厚度为1 mm,噪声级别分别为0%、1%、3%、5%、7%、9%;第2行为使用水平集^[20]剔除非脑组织的脑图像,便于进一步分割。

3.2 分割质量评价方法

目前一般使用JS(Jaccard similarity)^[21]方法对分割结果进行定量分析比较。JS方法基本描述为

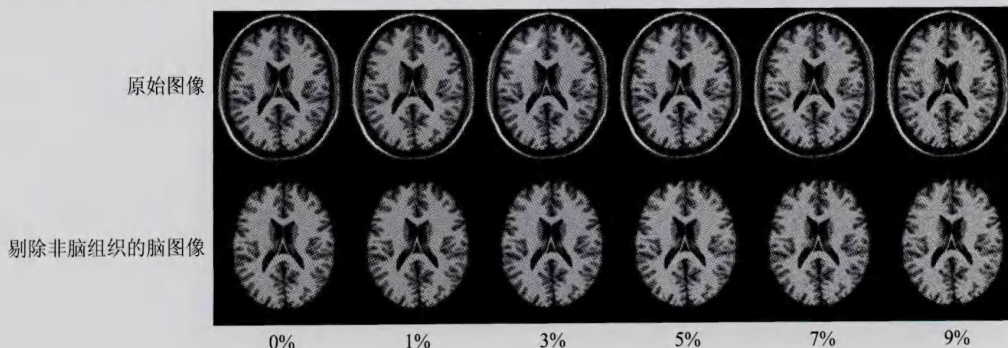


图2 不同噪声水平污染的脑MR图像

Fig. 2 Brain MR images corrupted by different level noise

集合 S_1 、 S_2 之间交集与其并集的比值, S_1 、 S_2 分别代表分割结果像素集合和标准分割像素集合。该比值在 0 与 1 之间, 比值越接近 1, 说明分割结果越接近标准分割结果, 分割精度越高。该方法的方程式定义为

$$JS(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (14)$$

3.3 实验结果

对 McConnell Brain Image 中心提供的第 91 幅脑 MR 图像, 分别使用 FCM、FCM-FM^[8]、G-WFCM^[9]、HMRFCM^[11] 和 α -MFCM 5 种算法进行分割实验比较。

其中, FCM 算法的聚类数目 $c=3$, 模糊加权幂指数 $b=4$, 算法终止阈值 $\varepsilon=0.0005$, FCM-FM^[8] 算法的参数 $\alpha=0.3$, G-WFCM^[9] 算法的参数 $\alpha=0.3$ 。大量实验表明, 本文算法参数 p 的取值在 0.9 到 1 之间会有很好的效果, 本文选择 1。

图 3 为第 91 幅脑 MRI, 噪声级别是 9% 的脑

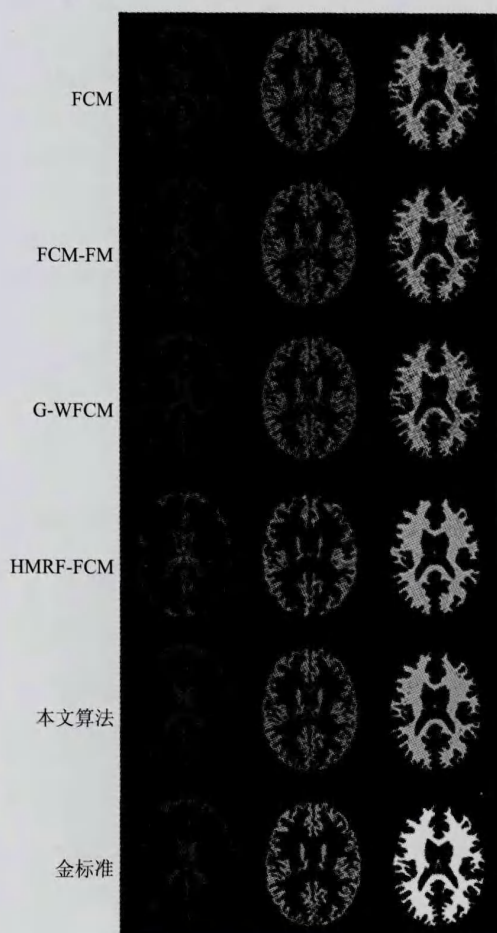


图 3 脑 MRI 分割结果比较

Fig. 3 Brain MRI segmentation results

组织分割结果显示, 图 4 为第 91 幅脑 MR 图像, 分别使用 FCM、FCM-FM、G-WFCM、HMRFCM 和 α -MFCM 5 种分割方法, 在 6 种不同噪声级别下的 JS 分割精度比较。从图 3 可以看出, 在存在大量噪声的情况下, FCM 的抗噪声能力很差, 使得分割结果含有大量的噪声点, FCM-FM^[8] 和 G-WFCM^[9] 的分割效果几乎等同于 FCM, 在抗噪方面几乎没有什么优势。相比下, HMRFCM^[11] 算法拥有着强大的抗噪能力, 但是表现出了严重的过分割现象, 分割结果中, 大量的细节信息丢失, 尤其在脑脊髓液的分割处理上, 效果很差。本文算法在抑制噪声的同时, 能够很好地保留边缘信息, 优于 FCM 算法和 FCM 的

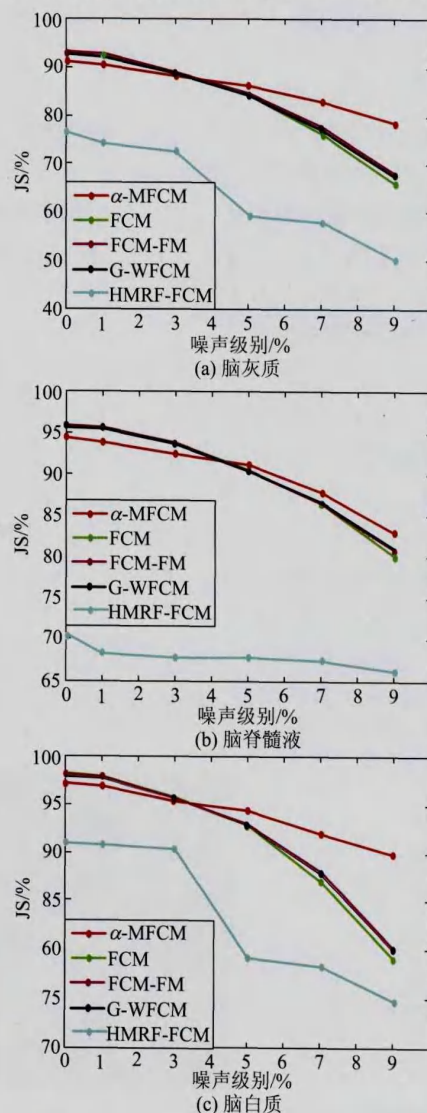


图 4 不同级别噪声影响的脑 MRI 分割结果

Fig. 4 Brain MR images with different level noise segmentation results

改进算法。从图 4 的 JS 评价曲线可以进一步看出本文算法的优势。在没有噪声或是噪声较小时,本文算法不及 FCM 和一些 FCM 改进算法。然而,实际临床得到的真实脑图像都会存在大量噪声,级别大约在 3%^[22]。本文算法在噪声级别大于 3% 时都能取得很好的分割结果,只有在分割脑脊髓液时,优势不明显。因此,本文算法具有很好的实际应用价值。

为了说明本文算法的稳定性,本文对脑库中心提供的 3 个不同切面的脑图像进行了分割比较,所

用图像的噪声级别为 9%,厚度为 1 mm,脉冲序列为 T1。图 5 为使用不同分割算法的分割结果显示,表 1 为分割结果的精度(JS)。可以看出,本文算法分割精度依然优于 FCM 及 FCM 改进算法。

本文算法增加了自适应权值 α 控制 FCM 模糊场和 MRF 空间约束场的结合权重,提高了算法抗噪能力和分割精度的同时,也增加了算法的复杂度。因此,本文分割算法的运行速度要稍低于 FCM-FM、G-WFCM 和 HMRF-FCM 算法,但运行时间仍然是在同一个数量级上,差别不大。

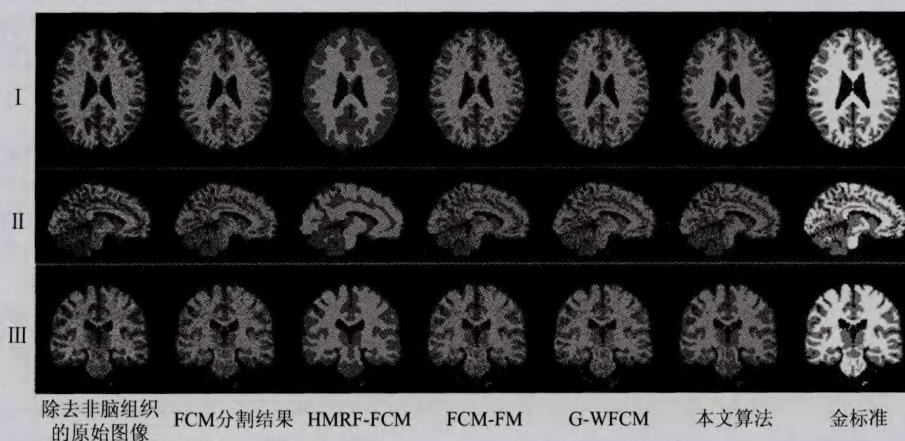


图 5 不同的脑 MR 图像分割结果比较

Fig. 5 Different brain MR image segmentation results

表 1 FCM、HMRF-FCM、FCM-FM、G-WFCM 和 α -MFCM 分割结果精度 JS 比较

Table 1 FCM, HMRF-FCM, FCM-FM, G-WFCM and α -MFCM segmentation results

							/%
Images	Method	FCM	HMRF-FCM	FCM-FM	G-WFCM	α -MFCM	
I	CSF	78.68	78.84	78.84	78.87	84.01	
	WM	80.15	81.38	81.38	81.92	90.58	
	GM	67.60	68.79	68.79	69.24	80.38	
II	CSF	85.09	85.46	85.46	85.49	87.15	
	WM	70.46	72.11	72.11	72.14	79.54	
	GM	62.78	64.26	64.26	64.31	72.53	
III	CSF	83.13	83.36	83.36	83.58	85.18	
	WM	65.35	66.51	66.51	66.65	75.00	
	GM	67.77	68.65	68.65	68.80	76.05	

4 结 论

基于 FCM 和 MRF,提出了一种新型的自适应权值的 FCM 和 MRF 结合算法(α -MFCM),用于脑 MRI 分割。通过计算像素点类型(噪声点、边缘点

和分割区域内部的像素点)自适应更新权值 α ,并将其用于控制 FCM 与 MRF 在分割不同类型的像素点时在联合方程中起到的权重。实验结果表明,本文算法改进了 FCM 算法仅利用图像的灰度信息,而未考虑其空间相关性所导致的抗噪性能差的特点,也提高了 FCM-FM^[8]和 G-WFCM^[9]使用齐次方式结合

FCM 和 MRF 所得到的分割性能,边缘信息处理方面优于结合 HMRF 和 FCM 的 HMRF-FCM 算法。算法的分割速率是今后需要进一步研究改进的方向。

参考文献(References)

- [1] Liao L, Lin T S. A kernelized fuzzy c-means clustering using fuzzy Markov random field model for brain MR image segmentation [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(9): 1732-1738. [廖亮, 林土胜. 基于核聚类算法和模糊 Markov 随机场模型的脑部 MR 图像的分割[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(9): 1732-1738.]
- [2] Li W. Automatic and three-dimensional tissue segmentation of brain MRI [D]. Guangzhou: Southern Medical University, 2009. [李伟. 基于脑 MR 图像的 3 维组织自动分割[D]. 广州: 南方医科大学, 2009.]
- [3] Lao L, Wu X M, Zhu X F. Survey on application of fuzzy set theory for image segmentation [J]. *Chinese Journal of Stereology and Image Analysis*, 2006, 11(3): 200-205. [劳丽, 吴效明, 朱学峰. 模糊集理论在图像分割中的应用[J]. *中国体视学与图像分析*, 2006, 11(3): 200-205.]
- [4] Yang R L, Gao X B. A fast automatic image segmentation algorithm based on weighting fuzzy c-means clustering [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(12): 2105-2112. [杨润玲, 高新波. 基于加权模糊 C 均值聚类的快速图像自动分割算法[J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(12): 2105-2112.]
- [5] Li B. Research on algorithms based on fuzzy and random models for magnetic resonance brain image segmentation [D]. Guangzhou: Southern Medical University, 2007. [李彬. 基于模糊随机模型的磁共振脑部图像分割算法研究[D]. 广州: 南方医科大学, 2007.]
- [6] Chen Q, Ji Z X, Sun Q S, et al. Homogeneous patch based FCM algorithm for brain MR image segmentation [C] // *Proceedings of the 2009 Chinese Conference on Pattern Recognition*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 593-597.
- [7] Yan Q F, Wu F C. Brain MR image segmentation using fuzzy clustering with spatial constraints based on Markov random field theory [C] // *Proceedings of the 2nd International Workshop on Medical Imaging and Augmented Reality*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2004, 188-195.
- [8] Liu S Y, Li X F, Li Z M. A new image segmentation algorithm based on the fusion of Markov random field and fuzzy c-means clustering [C] // *Proceedings of International Symposium on Communications and Information Technologies*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 144-147.
- [9] Pan W, Fu J, Wei J, et al. Weighed-FCM image segmentation algorithm combined with Gibbs random field [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2007, 30(11): 190-192. [潘伟, 付佳, 位军, 等. 结合 Gibbs 随机场的加权模糊 C 均值图像分割算法[J]. *电子测量技术*, 2007, 30(11): 190-192.]
- [10] Cai T, Xu G H, Xu X L. Image segmentation based on FCM and Markov random fields [J]. *Computer Engineering*, 2007, 33(20): 34-36. [蔡涛, 徐国华, 徐筱龙. 基于模糊 C 均值与 Markov 随机场的图像分割[J]. *计算机工程*, 2007, 33(20): 34-36.]
- [11] Chatzis S P, Varvarigou T A. A fuzzy clustering approach toward hidden Markov random field models for enhanced spatially constrained image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2008, 16(5): 1351-1361.
- [12] Liao L, Lin T S, Li B, et al. MR brain image segmentation based on modified fuzzy c-means clustering using fuzzy Gibbs random field [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2008, 25(6): 1264-1270. [廖亮, 林土胜, 李碧, 等. 基于模糊 Gibbs 场和模糊 C 均值聚类的脑部磁共振图像的分割[J]. *生物医学工程学杂志*, 2008, 25(6): 1264-1270.]
- [13] Tam S C F, Leung C C, Tsui W K. A robust segmentation method for the AFCM-MRF model in noisy image [C] // *Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009, 379-383.
- [14] Li B, Wang T, Yan G. A new algorithm for segmentation of brain MR images with intensity nonuniformity using fuzzy markov random field [C] // *Proceedings of the 3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 1-4.
- [15] Xu R. The application of Markov random field model in image [D]. Nanjing: Southeast University, 2009. [徐荣. 马尔科夫随机场理论在图像分割领域的应用[D]. 南京: 东南大学, 2009.]
- [16] Li X C, Bian S X. Combining wavelet domain Markov random field and fuzzy clustering for robust multiresolution image segmentation [C] // *Proceedings of the 2nd International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 851-855.
- [17] Xue J H, Pizurica A, Philips W, et al. An integrated method of adaptive enhancement for unsupervised segmentation of MRI brain images [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(15): 2549-2560.
- [18] Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, 26(9): 721-741.
- [19] Zhang L, Wang K, Yang W H. FCM algorithm with spatial information for segmentation of brain MRI [J]. *Computer Engineering and Application*, 2007, 43(26): 203-205. [张兰, 王珂, 杨文宏. 一种结合空间信息的 FCM 算法对脑 MR 图像的分割[J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(26): 203-205.]
- [20] Li C M, Huang R, Ding Z H, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(7): 2007-2016.
- [21] Vovk U, Pernus F, Likar B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26(3): 405-421.
- [22] Ji Z X, Sun Q S, Xia D S, et al. A modified possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm for bias field estimation and segmentation of brain MR image [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2011, 35(5): 383-397.