

# 用于脑部核磁共振图像分割的具有抗噪能力的 BCFCM 算法

栾方军 周佳鹏 曾子铭

(沈阳建筑大学信息与控制工程学院 沈阳 110168)

**摘要** 脑部核磁共振成像(MRI)是脑疾病临床诊断的重要手段,而脑组织的准确分割则是其中一个重要的环节。然而 MRI 图像中普遍存在的噪声和偏移场给脑组织的准确分割造成了很大的困难。在 MRI 图像分割算法中,偏移场矫正模糊 C-均值算法(BCFCM)在模糊 C-均值聚类算法(FCM)的基础上增加了对偏移场的估计和空间信息的使用,可以很好地消除图像偏移场对分割造成的影响。但是 BCFCM 算法由于没有考虑到噪声对偏移场估计的影响,因此对高噪声图像的分割效果欠佳。针对 MRI 脑组织分割,在图像预处理过程中提出一种快速的分割方法来去除颅骨及其附属物。此外,提出基于 BCFCM 的改进算法,该改进算法在迭代过程中可以通过对噪声强度的估计来自适应地改变目标函数窗口的大小。同时,该算法引入高斯核函数对偏移场进行平滑处理,并通过阈值限制偏移场的估计值,以有效地避免偏移场的错误估计对分割结果的影响。实验结果表明,改进后的算法不仅可以有效准确地分割脑组织,而且具有较强的抗噪声和处理偏移场的能力。

**关键词** 磁共振成像,偏移场矫正模糊 C-均值聚类,噪声估计,自适应,偏移场限制

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.10.063

## Anti-noise BCFCM Algorithm for Brain MRI Segmentation

LUAN Fang-jun ZHOU Jia-peng ZENG Zi-ming

(School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China)

**Abstract** Magnetic resonance imaging (MRI) of brain is an important tool for the clinical diagnosis of brain diseases. The accurate segmentation for brain tissues is one of the important parts. However, it is difficult to acquire the accurate segmentation results because of the noise and intensity inhomogeneities in MRI. Among the MRI segmentation methods, Bias-Corrected FCM (BCFCM) algorithm based on Fuzzy C-Means (FCM) algorithm utilizes the spatial information and estimation of intensity inhomogeneities which can deal with the problem caused by intensity inhomogeneities. Because the BCFCM algorithm fails to consider the high level noise when estimating intensity inhomogeneities, the segmentation results are not accurate enough. For the MRI of brain tissue segmentation, this paper proposed a fast segmentation method to remove the brain skull and its appendages during the image preprocessing. In addition, we proposed an improved algorithm based on the BCFCM algorithm. The improved BCFCM algorithm can automatically change the size of window in the objective function by estimating the noise level in the iterative processing. Besides, the Gaussian kernel in the object function was utilized to smooth the intensity inhomogeneities, and the estimation value of intensity inhomogeneities was limited by using an experimental threshold which can effectively avoid the incorrect estimation of intensity inhomogeneities in the segmentation results. The experimental results show that the proposed algorithm can not only effectively and accurately segment the brain tissues, but also deal with high level noise and intensity inhomogeneities.

**Keywords** Magnetic resonance imaging, Bias-corrected FCM, Noise estimation, Adaptive, Bias-limited

## 1 引言

随着核磁共振仪的广泛应用和医学图像处理技术的飞速发展,基于核磁共振成像的计算机辅助诊断技术已经成为临床诊断的重要辅助手段。在脑部研究和疾病诊断过程中,准确分割出脑白质(WM)、脑灰质(GM)和脑脊液(CSF)的边界

对解剖和病理的定量分析以及疾病的准确判断有着重要的意义<sup>[1]</sup>。虽然 MRI 图像具有高分辨率、显示软组织能力强等优点,但脑组织拓扑结构复杂,形状多变,各个软组织没有明显的形态特征,使得临床上手工分割 MRI 图像的特定区域不仅费时费力,而且存在观察者主观个体倾向的问题,组织边界分割容易出错。由于设备及外界干扰等原因,临床上采集的脑

到稿日期:2014-05-03 返修日期:2014-07-19 本文受辽宁省教育厅科学技术研究项目(L2011092),住房和城乡建设部 2012 年科学技术项目计划(2012-K8-29)资助。

栾方军(1971-),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究方向为计算机图形学、模式识别、管理信息系统等, E-mail:luanfangjun@sjzu.edu.cn;周佳鹏(1988-),男,硕士,主要研究方向为模式识别;曾子铭(1983-),男,博士,讲师,主要研究方向为模式识别。

部 MR 图像常伴有一定的噪声。而且,由于射频信号不均匀等 MRI 成像设备的原因和脑部组织本身的差异性的影响, MRI 图像中会出现灰度不均匀的现象,具体表现为同一脑组织的灰度在空间缓慢平滑地变化。正是这种影响导致了同一组织的灰度值范围随着偏移场的变化而扩大,而不同组织的灰度值的差异则会缩小,从而给图像分析带来了很大干扰,使得准确分割脑部 MR 图像成为一个充满挑战的问题<sup>[2]</sup>。

BCFCM (Bias-Corrected FCM)<sup>[3]</sup> 算法可以有效地对抗偏移场,并且由于邻域信息的加入,可以在一定程度上克服噪声。但是由于 BCFCM 算法中邻域窗口大小需要人为设定,因此在图像噪声强度未知时难以使用大小合适的邻域窗口,而且 BCFCM 算法没有考虑到较强的噪声对偏移场的估计造成的影响,从而大幅度降低了分割精度。

针对现有算法的问题,本文对 BCFCM 算法进行改进,在迭代中加入噪声的快速估计,动态改变邻域窗口大小,通过对偏移场的平滑滤波和阈值限定来解决 BCFCM 算法中偏移场估计受噪声干扰的问题。在使用聚类算法分割脑组织时,非脑组织的存在将会严重影响脑分割的准确性,在进行脑组织分割之前进行非脑组织去除是非常必要的<sup>[4]</sup>。但是对三维体数据进行一次分割往往会消耗大量的时间,因此本文在预处理过程中使用一种快速的分割方法来去除非脑组织,通过对体数据中的一层切片进行快速估计并结合形态学的方法快速去除非脑组织。最后通过使用改进的 BCFCM 算法达到精确分割脑组织的目的。本文提出的 MRI 脑组织分割算法可以有效处理噪声和偏移场,具有分割精度高和鲁棒性强的优点。

## 2 相关工作

近年来,脑组织的分割问题吸引了大量的医学和影像学研究人员,新的分割算法也不断产生。Kass 等人提出参数活动轮廓模型<sup>[5,6]</sup>,又称为主动轮廓线模型或者 Snake 模型,该方法在感兴趣区域设定一个初始边界曲线,通过控制参数(导数)最小化一个能量函数,使得曲线在迭代过程中不断变形,并趋近于真实边界。Caselles 等人提出几何轮廓模型,如水平集模型<sup>[7,8]</sup>。几何轮廓模型主要使用曲线的几何度量(法线和曲率),所以边界曲线(或曲面)可以定义为高维函数的水平集,从而其对拓扑结构的变化具有鲁棒性。然而,基于轮廓线模型的分割方法对初始轮廓较为敏感,而且轮廓初始化过程通常需要人为设定,对分割结果影响较大。基于 Atlas 图集的方法<sup>[9]</sup>是通过将待分割图像与 Atlas 图集配准,从而达到图像分割的效果。该方法可以有效处理灰度分布不均和组织间对比度较低对分割结果造成的影响。然而在实际使用中,该方法不仅依赖于事先建立的 Atlas 图集,而且由于不同人种、地区、性别的人之间脑组织的差异性,以及脑组织缺乏明显形态特征标识,使得分割图像与 Atlas 图集之间进行精确匹配非常困难,造成基于 Atlas 图集的分割方法的适用性和分割精度大大下降。基于马尔科夫随机场(MRF)的方法<sup>[10,11]</sup>充分利用图像的空间相关信息作为先验知识,运用 Gibbs 场和最大后验概率实现图像分割,实现 MRF 模型的关键在于参数的准确估计,然而针对 MR 图像分割,MRF 模型不能有效地处理图像偏移场问题。模糊聚类的方法被广泛应用在 MR 图像分割研究中,特别是 Dunn 等人提出的模糊 C-均值聚类算法(Fuzzy C-Means, FCM)<sup>[12]</sup>。由于 FCM 的高效

性和广泛适用性,相关学者在此基础提出了多种改进算法<sup>[13]</sup>。Ahmed 等在 FCM 中使用乘性偏移场模型<sup>[14]</sup>,并将邻域均值项引入目标函数,该方法称为 BCFCM。

## 3 分割算法

本文提出的方法包括两步:第一步为图像预处理,对 MRI 体数据中的一个切片进行快速估计并结合形态学变换快速去除非脑组织;第二步为使用改进的 BCFCM 算法进行图像分割,在 BCFCM 迭代过程中加入噪声的快速估计,动态地改变邻域窗口大小,通过对偏移场的平滑滤波和阈值限定,来解决 BCFCM 算法中偏移场估计受噪声影响严重的问题。

### 3.1 图像预处理

先在 MRI 体数据中选出一层切片,对其使用 FCM 算法进行分割。通过分割,可以得到这层切片中白质灰度的平均值  $W_{mean}$  和方差  $W_{std}$ ,然后在 MRI 体数据中选取所有灰度范围在  $W_{mean} \pm W_{std}$  之间的体素,由于脑组织在三维空间上具有连通性,使用三维形态学腐蚀的方法腐蚀分割区域,通过选取体素最多的连通区域来去除颅骨、眼球等非脑组织,最后对选定的区域进行一定的三维膨胀即可得到脑组织的二进制掩膜,利用二进制掩膜可以从 MRI 体数据中提取出对应的灰度值。如图 1 所示,左图为待分割图像,右图为预处理结果。

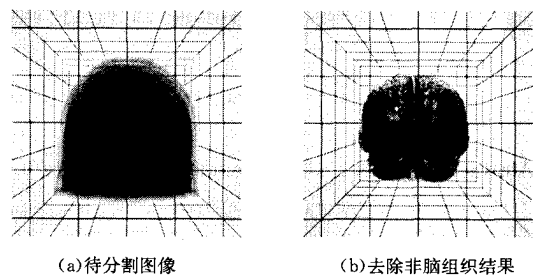


图 1

### 3.2 改进的 BCFCM 算法

传统的 BCFCM 算法是使用一个邻域窗口来获得空间信息,通过获取的局部灰度信息来处理噪声。所以窗口大小的选取将直接影响算法处理噪声的能力。较小的窗口不能充分利用空间信息,因此抗噪能力比较差。较大的窗口虽然可以很好地处理噪声,但是却会平滑图像细节,导致分割精度降低<sup>[15]</sup>。本算法根据噪声强度来自适应选择窗口的大小,首先采用一个较大的窗口来保证第一次迭代时受噪声影响不会过大,然后每次迭代后都会重新估计噪声的程度,根据噪声的大小重新计算邻域窗口大小以获得较好的分割结果。使用 BCFCM 算法分割较强噪声的图片时,噪声的干扰会使算法估计出的偏移场不具有平滑的特性,甚至可能具有很多突兀的噪声点,而偏移场的估计错误会直接影响分类的结果。通过高斯核函数的引入和阈值限定的联合使用,可以有效地避免高噪声对偏移场估计的影响,提升分割精度。

#### 3.2.1 噪声估计及自适应参数估计

MRI 中的偏移场可以看作是一个空间可变的乘性影响改变了本来均匀的区域,可描述如下:

$$Y_k = X_k B_k, k \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

其中,  $Y_k$  是观测到的图像,  $X_k$  是原图像,  $B_k$  是乘性的偏移场,  $N$  是像素个数。

在 BCFCM 算法中,使用一个对数变换将乘性偏移场转

化为加性偏移场来计算:

$$y_k = x_k + \beta_k, k \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (2)$$

其中,  $y_k$  是观测到的图像的对数变换,  $x_k$  是原图像的对数变换,  $\beta_k$  是偏移场的对数变换。

BCFCM 的目标函数如下:

$$Jm = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^p \|y_k - b_i - v_i\|^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^p \left( \sum_{y_r \in N_k} \|y_r - b_i - v_i\|^2 \right) \quad (3)$$

其中,  $c$  为聚类中心个数,  $v_i$  为聚类中心向量,  $N$  为图像像素个数,  $u_{ik}$  为隶属度矩阵,  $p$  为耦合系数,  $N_k$  即为第  $k$  个像素点的邻域,  $\alpha$  为邻域信息大小的权重常数,  $N_R$  为邻域窗口内像素的个数。  $N_R$  的大小受邻域窗口半径  $R$  影响。而邻域窗口半径  $R$  需要根据噪声的不同强度进行设定。

式(3)的限制条件为:  $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$ 。

所求问题即在条件的限制下,使得上述目标函数取得最小值时的分类情况。那么,根据拉格朗日乘数法即可计算出隶属度、聚类中心和偏移场的更新公式:

$$u_{ik}^* = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{D_{jk} + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{y_r \in N_k} \|y_r - b_j - v_j\|^2}{D_{jk} + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{y_r \in N_k} \|y_r - b_i - v_i\|^2} \right)^{1/(p-1)}} \quad (4)$$

$$v_i^* = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^p ((y_k - b_k) + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{y_r \in N_k} (y_r - b_r))}{(1 + \alpha) \sum_{k=1}^N u_{ik}^p} \quad (5)$$

$$\beta_k^* = y_k - \frac{\sum_{i=1}^c u_{ik}^p v_i}{\sum_{i=1}^c u_{ik}^p} \quad (6)$$

其中,  $D_{jk} = \|y_k - b_j - v_j\|^2$ 。

噪声估计在每次分割迭代后都会进行。定义待分割图像的灰度为  $Y_k, k \in N, N$  为像素集合。第  $i$  次迭代的白质分割结果为  $G_i = \{k | k \in N \text{ 且 } Y_k \text{ 是白质}\}$ , 因为分割过程没有完成, 所以这个白质范围并不准确。为了得到准确的白质灰度范围, 将  $G_i$  转化为与待分割图像大小相同的二值图像, 并进行腐蚀, 得到纯粹的白质范围  $G_i^*$ 。这样就可以得到第  $i$  次迭代白质的平均值  $W_{mi}$  与标准差  $W_{sdi}$ :

$$W_{mi} = \frac{1}{|G_i^*|} \sum_{k \in G_i^*} Y_k \quad (7)$$

$$W_{sdi} = \frac{1}{|G_i^*|} \sqrt{\sum_{k \in G_i^*} (Y_k - W_{mi})^2} \quad (8)$$

通过以上结果,可以得到噪声估计参数  $E_i$ :

$$E_i = \frac{|\{k | Y_k < W_{mi} - W_{sdi} \text{ 或 } Y_k > W_{mi} + W_{sdi}\}|}{|G_i|} \quad (9)$$

其中,  $E_i$  是一个与噪声正相关的参考数值, 根据  $E_i$  的值可以确定第  $i+1$  次迭代的窗口半径大小  $R_{i+1}$ :

$$R_{i+1} = \begin{cases} R, & i=0 \\ R_{\min} + \varphi E_i, & i>0 \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $R$  为邻域窗口大小的初始值, 考虑到噪声的大小初始时是未知的, 可将  $R$  设为一个较大的值,  $R_{\min}$  为最小窗口大小,  $\varphi$  为正则化参数。在每一次迭代后都对噪声进行估计, 用得到的  $R_{i+1}$  代替传统 BCFCM 算法中的  $R$  作为邻域窗口半径来进行下一次的迭代。

### 3.2.2 图像偏移场估计

传统的 BCFCM 算法对噪声较高的情况下的偏移场估计

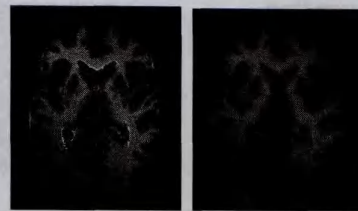
并不准确。本文对 BCFCM 算法的偏移场估计部分进行改进。为了对估计结果进行平滑和修正, 可将 BCFCM 中的偏移场更新公式改进为:

$$\beta_k^* = T \left( (y_k - \frac{\sum_{i=1}^c u_{ik}^p v_i}{\sum_{i=1}^c u_{ik}^p}) \cdot k_\sigma \right) \quad (11)$$

其中,  $k_\sigma$  为高斯核,  $T$  为限制函数:

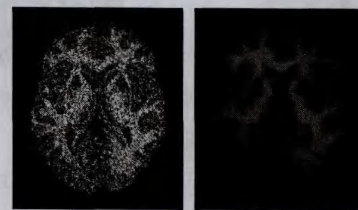
$$T(x) = \begin{cases} x, & 0 < x < \epsilon \\ \epsilon, & x > \epsilon \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $\epsilon$  为偏移场的限制阈值。  $\epsilon$  的取值将会对分割结果造成直接影响。如果  $\epsilon$  取值过小, 算法的偏移场估计将失去效果, 而  $\epsilon$  取值过大, 偏移场估计将会受到噪声的严重影响。  $\epsilon$  的具体取值问题在实验部分进行进一步讨论。  $k_\sigma$  可以平滑偏移场的估计结果。如果待分割图像的噪声强度过高, 传统 BCFCM 算法的偏移场估计结果中会出现很多强噪声点。这类噪声点的灰度值与噪声点周围区域相差很大, 通过  $\epsilon$  的限制可以解决这个问题。改进的偏移场估计结果与传统 BCFCM 算法的偏移场估计结果对比如图 2 和图 3 所示。待分割图片的偏移场强度为 40%, 图 2 的噪声强度为 3%, 图 3 的噪声强度为 9%, 为了观察方便, 已将图 2 和图 3 进行了对比度拉伸。



(a) BCFCM 算法 (b) 本文算法

图 2 待分割图像偏移场强度为 40%、噪声强度为 3% 时的偏移场估计结果



(a) BCFCM 算法 (b) 本文算法

图 3 待分割图像偏移场强度为 40%、噪声强度为 9% 时的偏移场估计结果

图 2 的结果表明, 在低噪声强度的情况下两种算法估计出的偏移场强度基本相同。本文算法因为使用了高斯核, 所以估计出的偏移场更加平滑。

图 3 的结果表明, 偏移场强度不变, 噪声强度提高的情况下, 传统 BCFCM 算法受到噪声影响, 对偏移场强度的估计值变大, 并且出现了大量的噪声点。而本文算法的估计结果受到的影响很小。

### 3.3 算法流程

算法 改进的 BCFCM 算法

输入: 待分割图像

输出: 分割结果

1. 预处理, 去除非脑组织。

- 使用直方图拟合的方法初始化聚类中心,偏移场初始化为一个较小的值比如 0.01,初始邻域窗口设定为一个较大的值。
- 根据式(4)更新隶属度矩阵。
- 根据式(5)更新聚类中心。
- 根据式(9)进行噪声估计,根据式(10)更新迭代窗口大小。
- 根据式(11)估计偏移场强度。
- 如果满足  $\|V_{\text{new}} - V_{\text{old}}\| < \eta$  或者达到最大迭代次数则转步骤 8, 否则转步骤 3(  $\|**\|$  是欧几里德距离,  $V$  是表示聚类中心的向量,  $\eta$  是收敛条件)。
- 算法结束。

## 4 分割实验结果及分析

### 4.1 实验数据集

实验数据集使用 McGill 大学 Montreal 神经所大脑成像中心的 Brain Web 脑部 MR 图像数据库中的 Normal Brain Database(<http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>)。数据库中的图像使用 T1、T2、PD 3 种不同脉冲序列加权,可以选择不同的切片厚度、不同级别的噪声强度(3%、5%、7%、9%)和偏移场强度(20%、40%)。同时,数据库还提供了每张图片的标准分割结果,用于定量评价分割算法的准确度。图 4 为 Brain Web 数据库的示例。

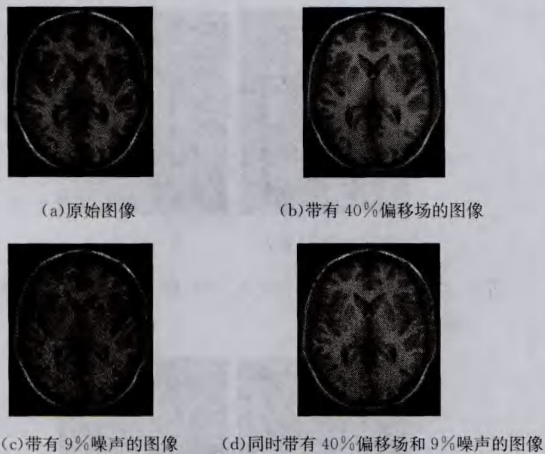


图 4

本文使用 T1 序列加权图像,图片的切片厚度为 1mm 并且带有不同级别的噪声与偏移场。使用不同算法分割待分割图,通过对比分割结果与标准分割结果来评价各个算法的性能。

### 4.2 评价标准

本文在定量分析方面使用常用于图像的分割精度分析的 DC(Dice Coefficient)方法<sup>[16]</sup>,其度量公式为:

$$DC(S_1, S_2) = \frac{2|S_1 \cap S_2|}{|S_1| + |S_2|} \quad (13)$$

其中,  $S_1, S_2$  为分割结果。  $S_1 \cap S_2$  表示两幅分割结果中分割相同的像素,  $DC \in [0, 1]$ 。  $DC$  的数值越大表示  $S_1, S_2$  的分割结果越相近。用不同算法分割结果与标准分割结果计算得到  $DC$  值,称为  $DC$  分割结果或者  $DC$  分割精度。再对分割结果的大小进行比较,即可对不同算法的分割精度进行定量分析。

### 4.3 实验设计

首先通过实验讨论本文算法中偏移场更新式(11)中的参数  $\epsilon$  的取值。然后再介绍分割实验的实验设计及参数取值。

### 4.3.1 参数 $\epsilon$ 的取值讨论

图 5 和图 6 中的分割图片的偏移场强度分别为 20% 和 40%,噪声强度为 3%、5%、7%、9%,横轴为  $\epsilon$  的取值,纵轴为  $DC$  分割精度。

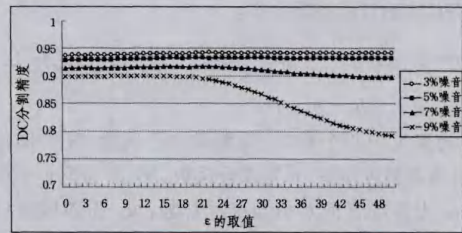


图 5 在不同噪音情况下偏移场为 20% 时  $\epsilon$  的不同取值的分割结果

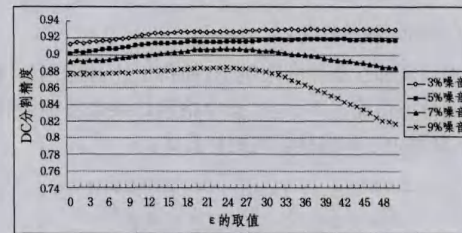


图 6 在不同噪音情况下偏移场为 40% 时  $\epsilon$  的不同取值的分割结果

图 5 中的偏移场强度较低,在  $\epsilon$  从 0 增加到 20 的过程中,分割结果变化并不明显。当  $\epsilon$  的取值超过 20 后,带有 3% 与 5% 低噪音的两组图片的分割结果所受影响不大。但是噪声为 7% 的图片的分割精度受到了一定影响,而噪声强度为 9% 的图片的分割精度则随着  $\epsilon$  的增加下降比较明显。

图 6 中的偏移场强度较高,偏移场估计对分割结果的提升较为明显。在  $\epsilon$  从 0 增加到 20 的过程中,不同噪音的各组图片分割结果均有提升。 $\epsilon$  在 20 到 25 之间时,各组图片的分割结果基本保持不变。而  $\epsilon$  的取值大于 25 后,带有 3% 和 5% 低噪声强度的两组图片的分割结果基本不受影响,而含有 7%、9% 高噪声强度的两组图片的分割结果随着  $\epsilon$  的增加均有不同程度的下降。

### 4.3.2 分割实验设计及参数设定

为了验证本文算法的性能,分别使用本文算法、传统 BCFCM 算法和抗噪能力较好的 GHMRF 算法<sup>[17]</sup>进行分割,并计算  $DC$  分割结果。

各个算法的参数设定如下:传统 BCFCM 算法中  $\alpha=1.0$ ,  $p=2$ ,邻域窗口半径  $R=1$ ;迭代终止条件  $\eta=0.0001$ ,最大迭代次数为 25。GHMRF 算法中,EM 最大迭代次数为 15,MAP 最大迭代次数为 15,迭代终止  $\eta=0.0001$ 。本文算法中, $\alpha=1.0$ ,  $p=2$ ;迭代终止条件  $\eta=0.0001$ ,最大迭代次数为 25,  $R_s=5$ ,  $R_{\text{min}}=1$ ,  $\varphi=0.002$ ,  $\epsilon=20$ 。

## 4.4 实验结果与讨论

由于三维的分割结果不具备可观察性,为了比较三维分割结果的准确性,本文使用分割结果的二维切片与标准分割结果进行对比。

### 4.4.1 图像分割结果对比

图 7 和图 8 为使用不同的分割方法进行分割后分割结果中的第 75 张切片与标准分割结果的对比图。图 7 中的待分割图像的偏移场强度均为 20%,不同行的噪声干扰强度不同,分别为 3%、5%、7%、9%,图 8 则为偏移场强度为 40% 时不同噪声下该切片的分割结果。各个分割结果的图像的灰度

值已经被归一化到[0,255]之间。

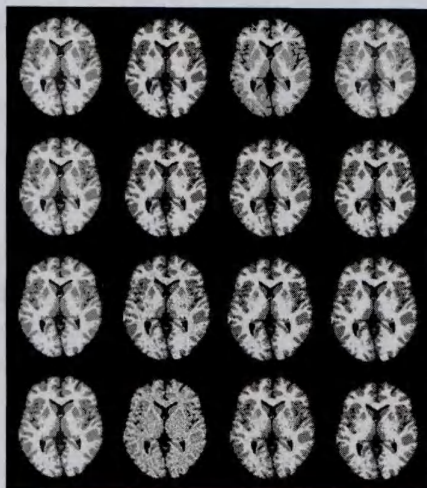


图7 噪声强度从上到下分别为3%、5%、7%、9%，从左到右分别为金标准、BCFCM、GHMRF、本文算法

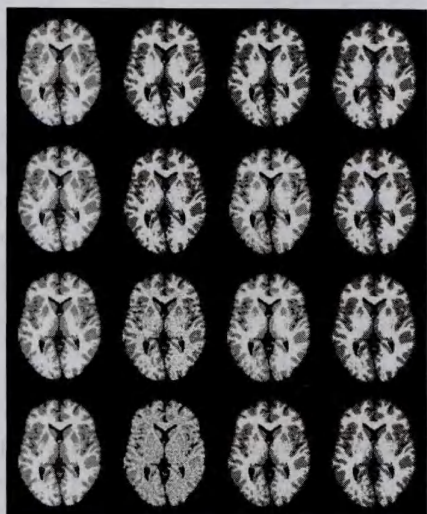


图8 噪声强度从上到下分别为3%、5%、7%、9%，从左到右分别为金标准、BCFCM、GHMRF、本文算法

从图像分割结果可以看出,在偏移场强度和噪声强度较低的情况下,各分割算法均能取得相对较好的结果。随着噪声的增大,BCFCM算法开始产生错误的分割点,在图7与图8的第二列的第三行和第四行,即噪声强度为7%和9%的情况下,BCFCM算法由于过多的噪声点已经基本无法得出正确的图像分割结果,与标准分割结果相差较大。GHMRF算法由于有效利用了空间信息,得到的分割结果一般比较连续,噪声点较少,但是由于不能有效地解决偏移场问题,产生了部分的片状分割错误。在图7第三列第一行的分割结果中,与第一列的标准分割结果对比,可以发现图像中部有大片的分割错误;而在图8第三列第四行中,可以发现GHMRF算法的图像分割结果的噪声点数量虽然比BCFCM算法少很多,但是仍然略多于本文算法。本文算法在保留BCFCM算法去除偏移场能力的同时,对于噪声也有很好的鲁棒性,在不同偏移场噪声的条件下均能取得较好的图像分割结果。在待分割图像的噪声强度和偏移场强度较高的情况下,本文算法的优势更为明显。

#### 4.4.2 定量分割结果对比

表1—表4列出了使用DC方法量化地分析在20%和40%偏移场下,不同噪音的MRI图像的白质、灰质和脑脊液的分割结果。在一个完整数据分割结果中抽取第50—100张切片,并与标准分割结果计算DC分割精度。分别计算了各个分割精度的平均值(Mean)和标准差(STD)。平均值较高说明该算法的平均准确率较高;而标准差较低则说明该算法稳定性较好,对于不同层面的切片的分割能力相近。表中使用下划线标记最好的结果。

表1 噪声强度为3%时,不同算法对WM,GM,CSF的分割结果

噪声强度 3%	20% 偏移场			40% 偏移场		
	WM	GM	CSF	WM	GM	CSF
BCFCM(Mean)	0.955	0.935	<u>0.929</u>	0.930	0.907	0.929
GHMRF(Mean)	0.942	0.921	0.923	0.938	0.916	<u>0.943</u>
本文算法(Mean)	<u>0.955</u>	<u>0.935</u>	0.924	<u>0.947</u>	<u>0.925</u>	0.917
BCFCM(STD)	0.002	0.001	0.030	0.015	0.010	<u>0.030</u>
GHMRF(STD)	0.031	0.034	0.202	0.005	0.003	0.041
本文算法(STD)	<u>0.002</u>	<u>0.001</u>	<u>0.030</u>	<u>0.003</u>	<u>0.001</u>	0.036

表2 噪声强度为5%时,不同算法对WM,GM,CSF的分割结果

噪声强度 5%	20% 偏移场			40% 偏移场		
	WM	GM	CSF	WM	GM	CSF
BCFCM(Mean)	0.946	0.924	0.924	0.923	0.897	0.922
GHMRF(Mean)	0.952	<u>0.930</u>	<u>0.937</u>	0.933	0.905	<u>0.929</u>
本文算法(Mean)	<u>0.949</u>	0.926	0.917	<u>0.939</u>	<u>0.912</u>	0.909
BCFCM(STD)	0.002	0.001	<u>0.034</u>	0.015	0.009	<u>0.034</u>
GHMRF(STD)	0.002	0.000	0.044	0.005	0.002	0.039
本文算法(STD)	<u>0.002</u>	<u>0.000</u>	0.036	<u>0.003</u>	<u>0.001</u>	0.041

表3 噪声强度为7%时,不同算法对WM,GM,CSF的分割结果

噪声强度 7%	20% 偏移场			40% 偏移场		
	WM	GM	CSF	WM	GM	CSF
BCFCM(Mean)	0.911	0.886	0.911	0.884	0.856	0.909
GHMRF(Mean)	0.934	0.903	<u>0.922</u>	0.920	0.887	<u>0.914</u>
本文算法(Mean)	<u>0.939</u>	<u>0.912</u>	0.905	<u>0.929</u>	<u>0.900</u>	0.895
BCFCM(STD)	0.012	0.003	0.040	0.030	0.014	0.042
GHMRF(STD)	0.005	0.001	0.039	0.004	0.001	0.049
本文算法(STD)	<u>0.003</u>	<u>0.000</u>	<u>0.039</u>	<u>0.004</u>	<u>0.000</u>	<u>0.042</u>

表4 噪声强度为9%时,不同算法对WM,GM,CSF的分割结果

噪声强度 9%	20% 偏移场			40% 偏移场		
	WM	GM	CSF	WM	GM	CSF
BCFCM(Mean)	0.782	0.765	0.886	0.766	0.751	0.864
GHMRF(Mean)	0.917	0.876	<u>0.895</u>	0.902	0.855	0.865
本文算法(Mean)	<u>0.925</u>	<u>0.890</u>	0.884	<u>0.916</u>	<u>0.880</u>	<u>0.874</u>
BCFCM(STD)	0.044	0.008	0.056	0.039	0.006	0.066
GHMRF(STD)	0.004	0.001	0.055	0.007	0.003	0.083
本文算法(STD)	<u>0.003</u>	<u>0.000</u>	<u>0.047</u>	<u>0.004</u>	<u>0.001</u>	<u>0.056</u>

从以上结果可以看出,当噪声强度较低时,各个算法均能取得较好的分割结果,随着噪声强度和偏移场强度的不断提升,各个算法的分割精度均有所下降。BCFCM算法在噪声强度较高的情况下分割结果大幅度下降,另外两种算法的性能则对噪声相对稳定。GHMRF算法因为受到偏移场的影响,偶尔会出现严重的分割错误,如表1中出现的较大的标准差结果说明了GHMRF对于某些切片的分割结果不稳定。在白质和灰质分割结果中,对于不同的偏移场和噪声强度,改进的BCFCM算法在所有的平均值结果对比和绝大部分的标准差的结果对比中都优于其他两种算法,特别是在分割噪声强度和偏移场强度较高的图像时优势更为明显。在脑脊液分割结果中,由于脑脊液在图像中所占比例很少,所以本文方法

(下转第320页)

Wang Wei, Huang Fei-fei, Li Jian-wei, et al. Face description and recognition by LBP Pyramid[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(1), 94-106

[6] 徐科, 宋畅. 基于全局二值模式的特征提取方法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(9), 872-877

Xu Ke, Song Chang. Feature Extraction Method Based on Global Binary Pattern and Its application[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(9), 872-877

[7] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7), 971-987

[8] 严云洋, 汤岩岩, 刘以安, 等. 使用多尺度 LBP 特征和 SVM 的火焰识别算法[J]. 山东大学学报, 2012, 42(5): 47-58

Yan Yun-yang, Tang Yan-yan, Liu Yi-an, et al. Flame detection

based on LBP features with multi-scales and SVM[J]. Journal of Shandong University, 2012, 42(5): 47-58

[9] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1999, 29(1): 51-59

[10] 宋宇, 李满天, 孙立宁. 基于相似度函数的图像椒盐噪声自适应滤波算法[J]. 自动化学报, 2007, 33(5): 474-479

Song Yu, Li Man-tian, Sun Li-ning. Image Salt & Pepper Noise Self-adaptive Suppression Algorithm Based on Similarity Function[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(5): 474-479

[11] 杨娜娟, 王慧琴, 马宗方. 基于支持向量机的图像型火灾探测算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(4): 1129-1131

Yang Na-juan, Wang Hui-qin, Ma Zong-fang. Image Fire Detection Algorithm Based on Support Vector Machine[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(4): 1129-1131

(上接第 315 页)

和其它方法相比差别不十分明显。表 3、表 4 中的分割结果表明, 随着分割噪声强度和偏移场强度的逐步提高, 本文算法在 3 个组织的分割结果上都有优势, 特别是在 9% 噪声、40% 偏移场的情况下, 本文算法相对传统的 BCFCM 算法有了较大的提升, 平均效果也要优于 GHMRF 算法。

**结束语** 通过理论分析和实验验证, 本文基于 BCFCM 方法提出了改进算法, 即在迭代中进行噪声估计, 在 BCFCM 算法中加入了自适应的邻域窗口。并且指出了 BCFCM 算法在偏移场估计时没有考虑到噪声对偏移场估计产生影响的问题, 通过平滑偏移场和限定阈值的方法对偏移场估计的错误进行修正, 并讨论了限定阈值的取值对分割结果的影响。实验结果表明, 改进的 BCFCM 算法在保留 BCFCM 算法偏移场估计的能力的基础上, 提高了 BCFCM 算法的抗噪声能力。在分割结果方面, 尤其在带有较大噪声和偏移场的情况下, 该分割算法的分割精度要高于 BCFCM 算法和 GHMRF 算法。

### 参 考 文 献

[1] 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

Liao Liang, Lin Tu-sheng. 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

[2] 蒋世忠, 易法令, 汤浪平, 等. 基于图割的 MRI 脑部图像肿瘤提取方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(7): 217-219

Jiang Shi-zhong, Yi Fa-ling, Tang Lang-ping, et al. Tumor extraction method of MRI cerebral image based on graph CUTS [J]. Computer Engineering, 2010, 36(7): 217-219

[3] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(6): 193-199

[4] Ségonne F, Dale A M, Busa E, et al. A hybrid approach to the skull stripping problem in MRI[J]. Neuroimage, 2004, 22(6): 1060-1075

[5] Xu C, Pham D L, Prince J L. Image segmentation using deformable models[M]//Handbook of Medical Imaging Vol 2 Medical Image Processing and Analysis, 2000(4): 175-272

[6] Kass M, Withkinm A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 1(4): 321-331

[7] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12-49

[8] Fedkiw R, Osher S. Level set methods and dynamic implicit surfaces[M]. Springer, 2003

[9] Cabezas M, Oliver A, Lladó X, et al. A review of atlas-based segmentation for magnetic resonance brain images[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2011, 104(6): 158-177

[10] Li S Z. Markov random field models in computer vision[M]//Computer Vision—ECCV'94. Springer Berlin Heidelberg, 1994: 361-370

[11] Zeng Z, Han C, Wang L, et al. Unsupervised Brain Tissue Segmentation by Using Bias Correction Fuzzy C-Means and Class-Adaptive Hidden Markov Random Field Modelling [M]//Frontier and Future Development of Information Technology in Medicine and Education. Springer Netherlands, 2014: 579-587

[12] Balafar M A, Ramli A R, Iqbal S M, et al. Medical image segmentation using fuzzy C-mean (FCM) and dominant grey levels of image[C]//5th International Conference on Visual Information Engineering, 2008(VIE 2008). IET, 2008: 314-317

[13] 郭鹏飞, 刘万军, 林琳, 等. 结合随机游走与 FCM 的脑图像分割方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(7): 322-324

Guo Peng-fei, Liu Wan-jun, Lin Lin, et al. Brain Image Segmentation Method Based on FCM and Random Walk [J]. Computer Science, 2014, 41(7): 322-324

[14] Wells III W M, Grimson W E L, Kikinis R, et al. Adaptive segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(6): 429-442

[15] 纪则轩. 基于模糊聚类的脑磁共振图像分割技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2012

Ji Ze-xuan. Research on brain Mr image segmentation with fuzzy clustering based model[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2012

[16] 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

[17] Wang Q. HMRF-EM-image: implementation of the hidden markov random field model and its expectation-maximization algorithm[J/OL]. <http://arxiv.org/abs/1207.3510>