

doi: 10.12068/j.issn.1005-3026.2017.08.004

改进的基于 ASFCM 婴幼儿脑部 MRI 分割算法

魏颖^{1,2}, 张开¹, 韩枫¹

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 东北大学 医学影像计算教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110179)

摘 要: 在诸多 FCM 的改进算法中, ASFCM 算法表现较好, 该算法改变空间惩罚项结构, 使目标函数连续, 并且具有自适应的参数, 但会出现无法抑制婴幼儿脑部 MR 图像噪声较大的问题. 为了解决这个问题, 在 ASFCM 算法基础上融合非局部权重和核函数思想, 提出一种改进的 ASFCM 算法 (KNL-ASFCM). 采用本文算法, FCM, RFCM 和 ASFCM 算法对加入不同种类和强度噪声的临床婴幼儿脑部 MR 图像进行实验. 分析结果表明: 本文算法的分割准确性和噪声抑制能力比其他三种算法均有一定的提高, 对婴幼儿脑部 MR 图像分割问题具有明显优势.

关 键 词: 图像分割; 核函数; ASFCM; 婴幼儿脑部; MR 图像

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2017)08-1079-06

Improved ASFCM-based Algorithm for Infant Brain MRI Segmentation

WEI Ying^{1,2}, ZHANG Kai¹, HAN Feng¹

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110179; 2. Key Laboratory of Medical Imaging Calculation of the Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110179, China. Corresponding author: ZHANG Kai, E-mail: 544653595@qq.com)

Abstract: Among many modified fuzzy c-mean (FCM) algorithms, the adaptive spatial fuzzy c-means (ASFCM) clustering algorithm is quite advantageous, as it has the adaptive parameters and changes the structure of spatial penalty to make the objective function continuous, but it cannot restrain the large noise contained by infant brain MR images. In response to this issue, we improve the ASFCM algorithm with non-local weights and the kernel function, which is named as the improved ASFCM algorithm with kernel function and non-local weights. Then, the FCM algorithm, RFCM algorithm, ASFCM algorithm and the algorithm we proposed are used to segment the clinical infant brain MR images with different kinds and intensities of noise. Results show that the segmentation accuracy and denoising ability of the proposed algorithm are greatly improved compared with the other three algorithms, and our algorithm has obvious advantages for the infant brain MR image segmentation.

Key words: image segmentation; kernel function; ASFCM; infant brain; MR image

脑部核磁共振 (magnetic resonance, MR) 图像的分割广泛用于辅助医疗诊断, 可为医生提供更准确、详细的诊断信息. 婴幼儿时期 (0~2 岁时期) 是人类大脑发育的关键时期, 在这个时期罹患各种脑病的概率也大大高于成人或者其他成长时期. 大量的影像数据显著增加了医师的工作负担和视觉疲劳, 导致一些误诊, 造成严重后果. 婴幼儿脑 MR 图像存在如下问题: 噪声影响严重、灰度不均匀、部分容积效应、脑发育过程中出现灰白质反转等, 因此, 婴幼儿脑 MR 图像分割与成人相比更加困难.

1 FCM 系列算法分析

Dunn^[1] 提出 FCM 算法, 后来 Bezdek^[2] 又引入参数 m 对算法进行改进. FCM 算法仅使用图像

单个像素点的灰度信息,没考虑空间邻域信息,因此对图像中的噪声很敏感,使得 FCM 算法分割 MR 图像效果不佳. 为克服该问题,许多研究人员提出多种改进方案^[3-5]. Pham^[6]将每个像素邻域的其他像素的隶属度构成一个空间惩罚项加入到 FCM 算法中,提出了 RFCM 算法,对噪声有较好的鲁棒性^[7]. 由于 FCM 用欧氏距离作为测度,算法的非线性处理能力不够,文献[8]将核函数引入模糊 C 均值聚类中,提出了 KFCM 和 KRFCM 算法,通过利用核函数把输入空间的样本映射到高维特征空间,并且在高维的特征空间中进行聚类,求出全局最优解,避免了局部极小值问题^[9-10],但是会导致 FCM 目标函数固有的连续性丢失. Liew 等^[11]针对 RFCM 和 KRFCM 算法目标函数不连续问题,提出了一种自适应空间约束的模糊 C 均值聚类算法(adaptive spatial fuzzy c-means, ASFCM),该算法改进了目标函数中传统 FCM 项和空间惩罚项数据类型,使二者数据类型统一,并利用整幅图像信息自适应地

$$D_{ij} = \frac{1}{|N_j|} \sum_{l \in N_j} \left[(1 - K(x_j, v_i)) \lambda_{jl} + (1 - K(x_l, v_i)) \left(\frac{w_{jl}}{1 + w_{jl}} \right) (1 - \lambda_{jl}) \right]. \quad (2)$$

其中, λ_{jl} 为 FCM 算法和空间惩罚项的权重系数:

$$\lambda_{jl} = \frac{1}{1 + e^{-\left(\|x_l - x_j\|_2 - \mu \right) / \sigma}}, \quad (3)$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{j \in N} \left(\frac{1}{|N_j|} \sum_{l \in N_j} \|x_l - x_j\|_2 \right). \quad (4)$$

其中, $|N_j|$ 表示像素 j 的邻域基数,一般取 8; λ_{jl} 为传统 FCM 算法项和空间惩罚项的权重系数,当中心像素与其邻域像素灰度值相近(即 $\|x_l - x_j\|_2$ 较小)时,权重系数 λ_{jl} 较小,计算距离项 D_{ij} 时空间惩罚项的权重增加, λ_{jl} 在该算法里通过式(3)和式(4)计算得到,不需要人工赋值,具有自适应的特点; μ 是将中心像素到邻域像素的灰度值距离先局部平均之后进行整幅图求平均所得的均值,因此使得 λ_{jl} 具有自适应性;式(3)中 σ 为全局信息的方差,可以根据经验人为设定 σ 值^[9]; N 为整幅图像像素的数量. 定义一个像素的邻域为一个邻域块,并且将像素点 j 的邻域块记为 P_j ,则像素 i 和 j 的相似性定义为块 P_i 和 P_j 的灰度相似性,这个相似性可以通过两个图像块的对应像素间的灰度差计算得到. w_{ij} 为非局部理论求得的权重参数:

$$w_{ij} = \frac{1}{Z_i} e^{-1/h^2 \|y(P_i) - y(P_j)\|_2^2}. \quad (5)$$

其中 Z_i 是一个正则化常数, h 为一个光滑参数,向量 $y(P_i)$ 包含了关于像素 i 邻域的灰度信息,

计算出中心像素与其邻域像素在参与计算过程中的权重值^[12-13].

2 基于非局部权重和核函数改进 ASFCM 分割算法

针对目前的 FCM 改进算法分割噪声较大的图像效果不佳的情况,利用非局部权重思想不需要额外的先验信息且可以利用像素周边更多的空间信息,并将高斯核函数距离的思想和自适应空间约束的模糊 C 均值聚类算法相结合,提出基于非局部权重^[6]和核函数的模糊 C 均值分割算法(KNL-ASFCM),在保证分割能力的同时,更好地去除图像中的噪声,提高算法鲁棒性. 目标函数表示为

$$J_{\text{KNL-ASFCM}} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C (\mu_{ij})^m D_{ij}. \quad (1)$$

式中: N 为像素数; C 为聚类中心数.

目标函数中距离项 D_{ij} , 通过式(2)求得

$y^{(p)}(P_i)$ 是这个向量的第 p 个分量. 本文则将高斯加权的欧式距离改进为高斯核函数距离(即 $\|\Phi(x_j) - \Phi(v_i)\|$), 得到更好的分割结果. 以像素点 j 为中心划定范围为 $(2n+1) \times (2n+1)$ 像素的搜索窗口 N_j^n ($n=1, 2, 3, \dots$), 求出在该搜索窗口内每一点 l 关于中心像素 j 的权重值; 邻域块 P_i 和 P_j 的灰度距离由式(6)确定:

$$\|y(P_i) - y(P_j)\|_2^2 = \sum_{p=1}^{|P_i|} (y^{(p)}(P_i) - y^{(p)}(P_j))^2. \quad (6)$$

$1 - K(x_j, v_i)$ 和 $1 - K(x_l, v_i)$ 为高斯核函数距离项, $K(x_j, v_i)$ 和 $K(x_l, v_i)$ 均为高斯核函数, $K(x_j, v_i)$ 计算公式为

$$K(x_j, v_i) = \exp\left(-\frac{\|x_j - v_i\|_2^2}{2\sigma^2}\right). \quad (7)$$

$K(x_l, v_i)$ 的计算方法相同, 当像素 j 与像素 l 的邻域很相似时, 它们比较可能属于同一个组织, 此时权重 w_{jl} 较大, 使得惩罚项的影响增大. $w_{jl}/(1 + w_{jl})$ 与 w_{jl} 为正相关关系, 该式取值范围是 $[0, 1]$.

对式(1)、式(2)采用 Lagrange 乘数法对 μ_{ij} 求偏导数:

$$\frac{\partial}{\partial \mu_{ij}} \left(\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C (\mu_{ij})^m D_{ij} + \sum_{j=1}^N \lambda_j \left(1 - \sum_{i=1}^C \mu_{ij} \right) \right) = m \mu_{ij}^{m-1} D_{ij} - \lambda_j. \quad (8)$$

令此偏导数为 0, 求出

$$\mu_{ij} = \left(\frac{m D_{ij}}{\lambda_j} \right)^{-1/(m-1)}. \quad (9)$$

由 $\sum_{i=1}^C \mu_{ij} = 1$ 可得

$$\lambda_j^{-1/(m-1)} = \left(m \sum_{i=1}^C D_{ij} \right)^{-1/(m-1)}. \quad (10)$$

将式(10)代入式(9)可得隶属度函数 μ_{ij} :

$$\frac{\partial}{\partial \Phi(v_i)} \left(\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C (\mu_{ij})^m D_{ij} + \sum_{j=1}^N \lambda_j \left(1 - \sum_{i=1}^C \mu_{ij} \right) \right) = \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \frac{1}{N_j} \sum_{l \in N_j} \left(-2(\Phi(x_j) - \Phi(v_i)) \lambda_{jl} - 2(\Phi(x_l) - \Phi(v_i))(1 - \lambda_{jl}) \left(\frac{w_{jl}}{1 + w_{jl}} \right) \right). \quad (12)$$

令式(12)等于 0 可得

$$\Phi(v_i) = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \sum_{l \in N_j} \left(\Phi(x_j) \lambda_{jl} + \Phi(x_l) (1 - \lambda_{jl}) \left(\frac{w_{jl}}{1 + w_{jl}} \right) \right)}{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \sum_{l \in N_j} \left(\lambda_{jl} + (1 - \lambda_{jl}) \left(\frac{w_{jl}}{1 + w_{jl}} \right) \right)}. \quad (13)$$

利用核函数特征空间与内积关系:

$K(x_j, v_i) = \langle \Phi(x_j), \Phi(v_i) \rangle$. 两侧同乘以 $\Phi(x_j)^T$, 可得

$$K(x_j, v_i) = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \sum_{l \in N_j} \left(\lambda_{jl} K(x_j, x_l) + (1 - \lambda_{jl}) \left(\frac{w_{jl}}{1 + w_{jl}} \right) \right)}{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \sum_{l \in N_j} \left(\lambda_{jl} + (1 - \lambda_{jl}) \left(\frac{w_{jl}}{1 + w_{jl}} \right) \right)}. \quad (14)$$

式(13)两侧同乘以 $\Phi(x_l)^T$, 可得

$$K(x_l, v_i) = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \sum_{l \in N_j} \left(\lambda_{jl} K(x_l, x_j) + (1 - \lambda_{jl}) \left(\frac{w_{jl}}{1 + w_{jl}} \right) \right)}{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \sum_{l \in N_j} \left(\lambda_{jl} + (1 - \lambda_{jl}) \left(\frac{w_{jl}}{1 + w_{jl}} \right) \right)}. \quad (15)$$

其中 $K(x_j, x_l)$ 和 $K(x_l, x_j)$ 由式(7)求出.

3 实验结果与分析

为了检验各种算法对噪声图像的分割效果, 使用 AMD Athlon(tm) II X2 B24 Processor CPU, 4 GB 内存的计算机在 MATLAB R2010a 环境下编写程序并运行. 实验选用的婴幼儿脑 MR 图像来自北卡罗莱纳大学的“Infant Brain Atlases from Neonates to 1- and 2-year-old”数据集, 该数据集提供婴幼儿 MR 脑部序列图像大小为 155×256 , 层数为 256. 从中选取 40 幅二维婴幼儿的脑 MR

$$\mu_{ij} = \left(\frac{D_{ij}}{\sum_{k=1}^C D_{kj}} \right)^{-1/(m-1)}. \quad (11)$$

同理, 对式(1)、式(2)改用改进的高斯核函数 $\Phi(v_i)$, 并采用 Lagrange 乘数法对 $\Phi(v_i)$ 求偏导数可得

图像. 就分割脑图像而言, 聚类类别数目 C 为 4, 模糊均值聚类的加权系数 m 值设为 2.

3.1 实验结果与对比

为了直观地反映各种算法的实验结果, 对婴幼儿脑图像添加 0.01 的高斯噪声, 采用传统 FCM 算法、RFCM 算法、ASFCM 算法和本文算法进行图像分割, 并将上述四种算法结果和专家分割的金标准对比. 以其中一幅图像为例, 分割实验对比结果如图 1 所示.

由图 1 可见, 从分割结果 a1, a2, a3, a4 同金标准 a 的对比中, 可以看出本文算法得到更干净清晰的分割结果; 根据分割出的脑白质和脑灰质对比可以看出, 本文算法分割出的脑白质和脑灰质两种组织细节清晰, 细碎点(噪声点)较少, 因此, 本文分割算法比其余三种算法具有更好的抗噪性.

采用细节对比的方式进行比较分析: 从原图像、添加 0.01 高斯噪声的原图像, 以及图 1 的 a1 ~ a4 中截取坐标为 [70, 175]、边长为 25 个像素单位长度的正方形图像块, 图像块具体位置见图 1 方框区域. 对上述图像块放大进行细节对比, 结果如图 2 所示. 可以看出本文算法相比其余三种算法有明显优势, 图像噪声少、细节清晰, 说明本文算法对噪声有较好的抑制能力, 对于含有较大噪声的 MR 图像处理能力较强, 分割效果更好.

3.2 定量评价与统计分析

为了定量分析改进算法对有噪声的婴幼儿脑 MR 图像的能力, 本文采用 DSC 指标对分割结果进行评价.

采用 FCM, RFCM, ASFCM 和本文算法对分别加入 0.05, 0.1, 0.15, 0.2 椒盐噪声和加入 0.01, 0.02, 0.03, 0.04 高斯噪声的 40 组图像进行实验, 统计这 40 组数据的白质(WM)、灰质(GM)、脑脊液(CSF)的 DSC 指标, 将每组数据求均值, 分割结果见表 1 和表 2.

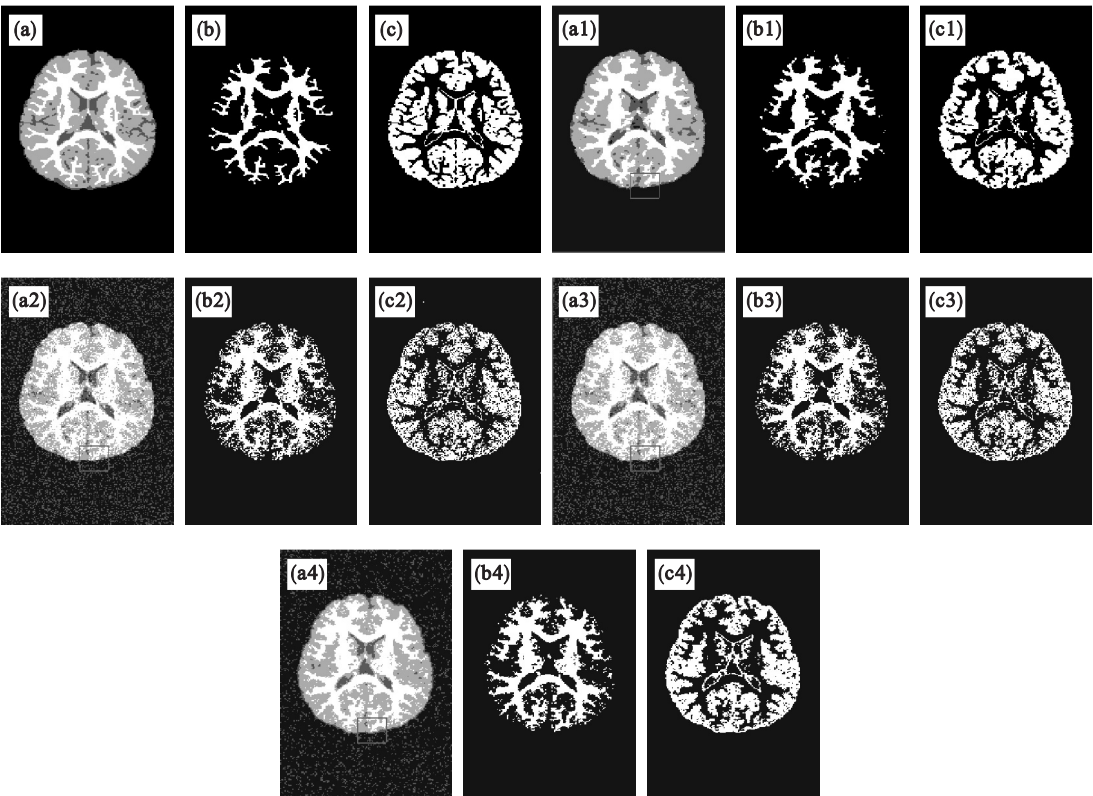


图 1 金标准与四种算法在 0.01 高斯噪声下的分割结果

Fig. 1 Results of the 4 algorithms segmenting images with 0.01 Gaussian noise and ground truth

(a),(b),(c)—金标准;(a1),(b1),(c1)—本文算法;(a2),(b2),(c2)—FCM 算法;
(a3),(b3),(c3)—RFCM 算法;(a4),(b4),(c4)—ASFCM 算法.

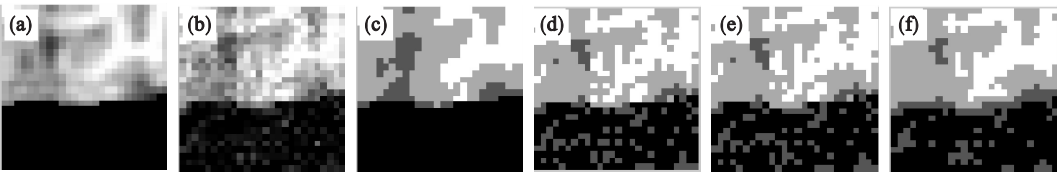


图 2 加入 0.01 高斯噪声图像的分割结果局部放大对比图

Fig. 2 Local contrast results of the 4 algorithms segmenting images with 0.01 Gaussian noise

(a)—原图;(b)—加 0.01 高斯噪声图;(c)—本文算法图;(d)—FCM 图;(e)—RFCM 图;(f)—ASFCM 图.

表 1 四种算法在不同强度椒盐噪声下对质子、灰质和脑脊液分割的 DSC 均值
Table 1 DSC results of the 4 algorithms segmenting images with salt & pepper noise

算法	0.05			0.1		
	WM	GM	CSF	WM	GM	CSF
FCM	0.868 1	0.872 4	0.722 2	0.681 8	0.786 5	0.676 6
RFCM	0.890 5	0.860 3	0.671 9	0.854 5	0.764 1	0.474 6
ASFCM	0.897 1	0.846 0	0.479 0	0.848 8	0.812 9	0.672 9
本文算法	0.918 2	0.890 4	0.762 8	0.894 6	0.869 1	0.740 3

算法	0.15			0.2		
	WM	GM	CSF	WM	GM	CSF
FCM	0.721 1	0.793 3	0.658 7	0.550 4	0.689 9	0.571 0
RFCM	0.794 0	0.756 1	0.496 9	0.739 7	0.676 1	0.459 9
ASFCM	0.821 4	0.778 7	0.504 5	0.819 5	0.776 8	0.431 5
本文算法	0.882 2	0.861 0	0.707 8	0.846 3	0.843 3	0.663 1

表 2 四种算法在不同强度高斯噪声下对质子、灰质和脑脊液分割的 DSC 均值
Table 2 DSC results of the 4 algorithms segmenting images with Gaussian noise

算法	0.01			0.02		
	WM	GM	CSF	WM	GM	CSF
FCM	0.815 9	0.756 5	0.224 6	0.745 5	0.650 0	0.210 0
RFCM	0.848 6	0.795 4	0.198 1	0.785 4	0.702 5	0.196 6
ASFCM	0.871 6	0.824 1	0.226 9	0.849 1	0.769 0	0.213 4
本文算法	0.913 4	0.879 1	0.732 8	0.888 9	0.849 0	0.706 2

算法	0.03			0.04		
	WM	GM	CSF	WM	GM	CSF
FCM	0.731 6	0.627 8	0.193 8	0.705 3	0.586 1	0.173 0
RFCM	0.765 4	0.675 7	0.182 2	0.716 0	0.598 4	0.180 6
ASFCM	0.817 1	0.743 3	0.237 4	0.791 6	0.733 5	0.204 0
本文算法	0.860 2	0.808 4	0.650 9	0.824 8	0.761 1	0.545 4

如表 1 和表 2 所示,通过对比可以发现,本文算法的白质、灰质、脑脊液的 DSC 指标均明显高于 FCM 算法、RFCM 算法和 ASFCM 算法,尤其是在脑脊液的 DSC 指标上本文算法的优势非常

明显. 因此,本文算法的分割效果更好、更准确. 为了更直观对比分析各算法的 DSC 值,四种算法在椒盐和高斯噪声下分割结果的 DSC 均值折线图如图 3 所示.

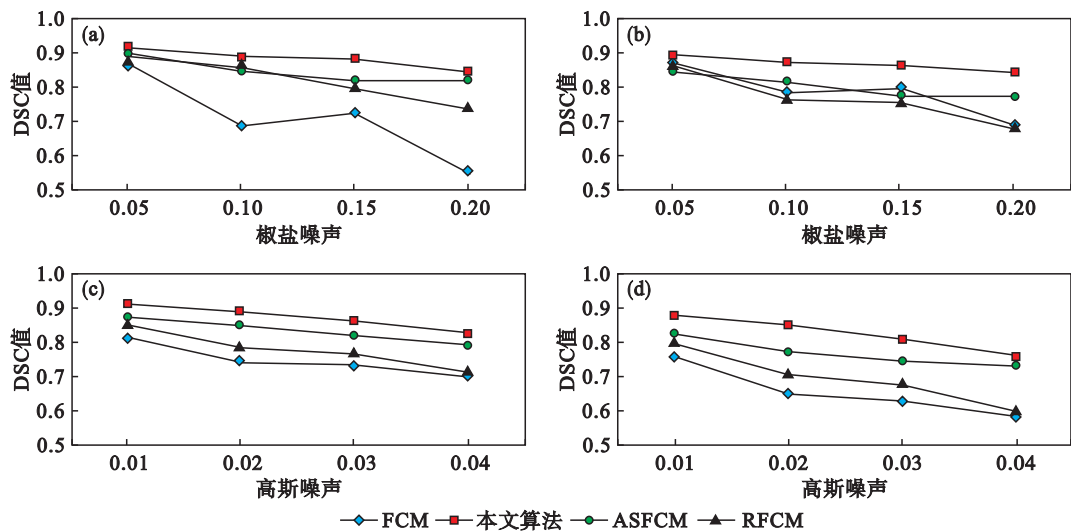


图 3 四种算法在椒盐和高斯噪声下分割结果的 DSC 均值折线图

Fig. 3 DSC charts of the 4 algorithms segmenting images with salt & pepper noise or Gaussian noise

(a) —含椒盐噪声图像脑白质 DSC 结果; (b) —含椒盐噪声图像脑灰质 DSC 结果;
(c) —含高斯噪声图像脑白质 DSC 结果; (d) —含高斯噪声图像脑灰质 DSC 结果.

从统计表和折线图上可以看出,虽然随着椒盐噪声和高斯噪声变大,FCM,RFCM,ASFCM 和本文算法的 DSC 值都呈现下降的趋势,但是本文算法的白质、灰质、脑脊液的 DSC 值明显高于其他的算法,并且能够保证白质、灰质分割结果的 DSC 值全部高于 70% 的标准值;部分白质和灰质的 DSC 指标达到 80%,甚至 90%,分割效果很好;通过定量评价与统计分析可知,本文算法优于 ASFCM 及其他算法,说明本文算法对噪声具有较强的抑制能力,在分割含有较大噪声的婴幼儿脑 MR 图像时具有优越性.

4 结 语

为了解决含有较大噪声的婴幼儿脑 MR 图像分割问题,本文将非局部权重思想与核函数思想融入原有 ASFCM 算法,提出 KNL-ASFCM 算法. 采用临床婴幼儿脑 MR 图像进行实验,并在图像中加入不同强度的噪声,对各算法的实验结果进行定性和定量的对比分析. 本文算法的脑白质、灰质、脑脊液的 DSC 值都明显高于其他三种算法. 对于不同强度噪声污染的婴幼儿脑 MR 图像,本文算法脑白质和灰质分割的平均 DSC 指标分别为 87.858% 和 84.518%,取得较理想的分割结

果. 结果表明:本文算法的分割准确性和噪声抑制能力比其他三种算法有很大的提高,对婴幼儿脑 MR 图像分割处理具有明显的优势. 但本文算法在参数自适应设定方面还有待于进一步改进.

参考文献:

- [1] Dunn J C. Well-separated clusters and the optimal fuzzy partitions [J]. *Journal of Cybernet*, 1974, 4(1): 95-104.
- [2] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [3] Ismail M, Mostapha M, Soliman A, et al. Segmentation of infant brain MR images based on adaptive shape prior and higher-order MGRF [C]// *IEEE International Conference on Image Processing*. New York: IEEE, 2015: 4327-4331.
- [4] Wang S L, Wan L, Tang X D. A modified fast fuzzy c-means algorithm based on the spatial information for underwater image segmentation [C]// *IEEE International Conference on Computer Design and Applications*. New York: IEEE, 2010: 524-528.
- [5] Francis K J, Premi M S G. Kernel weighted FCM based MR image segmentation for brain tumor detection [C]// *IEEE International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies*. New York: IEEE, 2015: 1-6.
- [6] Pham D L. Spatial models for fuzzy clustering [J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2001, 84(2): 285-297.

(下转第 1092 页)