

中图分类号: TP319.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)02-0215-06

论文索引信息: 李卫伟, 刘纯平, 王朝晖, 张书奎. 基于 SSCL 的模糊 C 均值图像分类方法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(2): 215-220

基于 SSCL 的模糊 C 均值图像分类方法

李卫伟, 刘纯平, 王朝晖, 张书奎

(苏州大学计算机科学与技术学院, 苏州 215006)

摘要: 针对传统模糊 C 均值聚类方法对噪声敏感和过分依赖于初始聚类中心的缺点, 提出基于 SSCL 的模糊 C 均值图像分类的自适应算法。该算法首先通过 SSCL 获得初始类别数和类别中心, 然后作为模糊 C 均值聚类的输入, 自动对图像进行分割, 并对图像分割结果利用空间信息进行后处理。实验结果表明该方法较好地解决了 FCM 算法中的初始化和噪声敏感问题, 具有较好的分类结果。

关键词: 图像分割; 模糊 C 均值; 自分裂竞争学习

Fuzzy C-means image classification algorithm based on SSCL

Li Weiwei, Liu Chunping, Wang Zhaohui, Zhang Shukui

(Department of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006 China)

Abstract: An adaptive fuzzy C-means image classification algorithm based on SSCL is proposed, in order to overcome the shortcomings that traditional fuzzy C-means clustering algorithm is noise-sensitive and relies excessively on initial cluster centers. First we obtain the cluster centers using SSCL, then treat the cluster centers as the initial value of fuzzy C-means, so an adaptive image classification can be achieved. At last, post processing is implemented using space information. Experiment results show that proposed algorithm is less sensitive to noise and initial cluster centers in FCM method, and has better classification accuracy.

Keywords: image segmentation; fuzzy C-means; self-splitting competitive learning

0 引言

图像分割是图像分析、理解和计算机视觉中的关键技术, 是计算机视觉领域低层视觉中的主要问题, 分割效果的好坏将直接影响到后续的处理。目前为止已提出了多种图像分割的方法^[1-3], 例如阈值法、区域生长法和聚类法等。

在众多的图像分割方法中, 由 Dunn 提出^[3], 后

经 Bezdek 推广^[4]的模糊 C 均值 (FCM) 算法因其实现简单、结果较优而得到广泛应用。但是, 该算法依赖于初始聚类中心和类别数目的选择, 最终结果经常会收敛到局部最优解而不是全局最优解^[5]。针对该问题, 将自分裂竞争学习^[6] (self-split competitive learning) 与模糊 C 均值^[4]相结合, 通过自分裂竞争学习 (SSCL) 来确定类别数目和聚类中心, 作为 FCM 的初始值, 实现了图像的自适应分割, 最后通过对隶属度矩阵进行空域处理, 解决了 FCM 对噪声敏感的问题。

收稿日期: 2009-02-11; 修回日期: 2009-10-03

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60873116); 江苏省自然科学基金项目 (BK2009593, BK2008161, BK2009116); 江苏省高校自然科学研究项目 (09KJA520002); 江苏省现代企业信息化应用支撑软件工程技术研究开发中心项目 (SX200804)。

第一作者简介: 李卫伟 (1981—), 女, 2010 年苏州大学获得计算机应用技术专业硕士学位, 主要研究方向为图像处理、图像融合、模式识别。E-mail: lww0905@163.com。

通讯作者: 刘纯平, E-mail: cpliu@suda.edu.cn。

1 传统的模糊 C 均值算法

传统的模糊 C 均值 (FCM) 聚类算法是图像分割分类的常用方法,它根据图像中像素和聚类中心的相似测度,对目标函数进行迭代优化使目标函数最小化。FCM 的目标函数如下:

$$J_{\text{FCM}} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^p \| \mathbf{y}_k - \mathbf{v}_i \|^2 \quad (1)$$

约束条件为

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad 1 \leq k \leq n \quad (2)$$

式中 c 为预设的类别数目, N 为样本数目, $\mathbf{y}_k, k=1, 2, \dots, N$ 表示图像的像素颜色值, $\mathbf{v}_i, i=1, 2, \dots, c$ 是每个聚类的中心, u_{ik} 为第 k 个样本对于第 i 个聚类的隶属度函数值,其取值范围 $u_{ik} \in [0, 1], 1 \leq k \leq n, 1 \leq i \leq c$ 。 $p > 1$ 是控制分类模糊程度的权重指数, $\| \mathbf{y}_k - \mathbf{v}_i \|^2$ 表示第 k 个样本对于第 i 个聚类之间的欧氏距离。

根据式(3)(4)迭代计算隶属度函数和聚类中心,直到聚类中心和样本的隶属度函数稳定。

$$u_{ik} = \frac{\left(\frac{1}{\| \mathbf{y}_k - \mathbf{v}_i \|^2} \right)^{\frac{1}{(p-1)}}}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{\| \mathbf{y}_k - \mathbf{v}_j \|^2} \right)^{\frac{1}{(p-1)}}} \quad (3)$$

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^p \mathbf{y}_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^p} \quad (4)$$

2 基于 SSCL 的模糊 C 均值图像分类自适应方法 (SSCLFCM)

2.1 SSCL 的基础

竞争学习是人工神经网络的一种重要的学习方式,竞争学习时网络各输出单元相互竞争,最后达到只有一个最强者激活,或每组输出单元中只有一个激活。这和大脑皮层对外界信息的感知和处理分区相对应。竞争学习的两个难点是聚类数目的确定和学习过程中获胜节点的选取。

SSCL 自分裂竞争学习是 WAT^[6] (winner-take-all) 竞争学习机制,它采用了一个原型表示一个聚类 OPTOC^[7] (one-prototype-take-one-cluster) 的模式。SSCL 初始时在样本空间随机选择一个原型 \mathbf{p}_i , 在学

习过程中,满足分裂条件的一个原型将分裂出新的原型 \mathbf{p}_j ,直到没有原型满足分裂条件,便可得到合适的类别数目和聚类中心。

2.2 图像分割后处理

因为 FCM 算法只考虑灰度信息,所以对噪声敏感^[8]。为了克服这个问题,对最终隶属度函数进行空域处理^[9],求该点像素和其邻域像素隶属度的加权平均

$$p_{ij} = \sum_{k_1=-m}^m \sum_{k_2=-n}^n \rho_{k_1 k_2} p_{i-k_1, j-k_2} \quad (5)$$

$$\sum \rho_{k_1 k_2} = 1$$

式中 p_{ij} 是当前样本的隶属度, $(i-k_1, j-k_2)$ 为当前像素的邻域范围, $\rho_{k_1 k_2}$ 根据邻域像素与当前像素的距离预定义的权重,距离越远权重值越小,即权重与距离成反比。

2.3 SSCLFCM 算法

SSCLFCM 算法原理主要是借助 SSCL 算法首先获取 FCM 算法的初始类别数目和聚类中心,然后将 SSCL 算法的输出结果作为 FCM 算法的初始值,利用 FCM 算法进行图像的分割,最后利用空间信息进行分割后处理,获得最终的图像分割结果。其算法步骤的具体描述如下。

1) 在样本空间随机选取一个样本作为原型 \mathbf{p}_i 并且初始化聚类数目 $k=1$ 。据下式计算阈值

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n v_i N_i \quad (6)$$

式中 $N = \sum_{i=1}^n N_i$, n 表示聚类数目, v_i 为聚类的方差, N_i 是第 i 类的样本数。

对于非高斯分布的聚类,如果样本空间是 M 维的可利下式计算阈值

$$\varepsilon = \frac{1}{50} (\max \{ S_1, S_2, \dots, S_M \}) \quad (7)$$

式中 S_i 表示第 i 维的尺度。

2) 设置 DPV (distant property vector) 距离向量 $\mathbf{r}_j = \mathbf{p}_i$, APV (asymptote property vector) 渐近向量 \mathbf{a}_i , CPV (center property vector) 中心向量 \mathbf{c}_i , 使 $\mathbf{a}_i = \mathbf{c}_i$, $\| \mathbf{p}_i \mathbf{a}_i \|$ 尽可能地大。

3) 随机选取样本 \mathbf{x} , 计算获胜的原型 \mathbf{p}_i , 使 $\| \mathbf{p}_i \mathbf{x} \| = \min_l \| \mathbf{p}_l \mathbf{x} \|, l=1, \dots, k$, 分别用式(8)(12)(13)(15)更新 $\mathbf{a}_i, \mathbf{c}_i, \mathbf{r}_j, \mathbf{p}_i$ 。 $0 < \delta_i < 1$ 可以是自己定义的常数,也可以根据式(10)计算, $n_{a_i}, n_{c_i}, n_{r_i}$ 初始值为零, n_{c_i} 的计算与 n_{a_i} 相同,当 \mathbf{r}_j 更新时 n_{r_i} 每

次增加 p_i 。当对于所有 $l=1, \dots, k$, 满足 $\|p_l a_l\| < \varepsilon$ 时, 转至下一步。

$$a_i = a_i + \frac{1}{n_{a_i}} \cdot \delta_i(x - a_i) \cdot \Theta(p_i, a_i, x) \quad (8)$$

$$\Theta(\mu, v, w) = \begin{cases} 1 & \|\mu v\| > \|\mu w\| \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$$\delta_i = \left(\frac{\|p_i a_i\|}{\|p_i a_i\| + \|p_i x\|} \right)^2 \quad (10)$$

$$n_{a_i} = n_{a_i} + \delta_i \cdot \Theta(p_i, a_i, x) \quad (11)$$

$$c_i = c_i + \frac{1}{n_{c_i}}(x - c_i) \quad (12)$$

$$r_i = r_i + \frac{1}{n_{r_i}} p_i \cdot (x - r_i) \cdot \Theta(p_i, x, r_i) \quad (13)$$

$$\rho_i = \left(\frac{\|p_i x\|}{\|p_i x\| + \|p_i r_i\|} \right) \quad (14)$$

$$p_i = p_i + \delta_i \cdot \beta_i \cdot (x - p_i) \quad (15)$$

$$\beta_i = \left(\frac{\|p_i r_i\|}{\|p_i x\| + \|p_i r_i\|} \right) \quad (16)$$

4) $\|p_j c_j\| = \max_l \|p_l c_l\|, l=1, \dots, k$, 如果 $\|p_j c_j\| > \varepsilon$, 原型 p_j 进行分裂, 类别数 $k = k + 1, p_k = p_j$, 同时对于 $l=1, \dots, k$, 根据步骤 2) 对 a_l, c_l, r_l 进行设置, 并且使 $n_{a_l}, n_{c_l}, n_{r_l}$ 置零, 转至步骤 1)。

5) 如果 $\|p_j c_j\| \leq \varepsilon$, 则得到类别数和聚类中

心, k 即为类别数, $p_i, i=1, \dots, k$ 是各类的类心。

6) 将步骤 5) 中求得的 k 和 p_i 作为 FCM 的类别数的初始的聚类中心, 同时设置参数。

7) 利用式 (3) (4) 计算 U_i, V_i 。

8) 当满足 $\|V_i - V_{i-1}\| < \varepsilon_e$ 算法结束。

9) 对隶属度矩阵用预定义的权值矩阵 ρ 进行空域处理。

3 实验结果分析

实验在 matlab 7.0 环境下采用 K 均值、FCM 和 SSCLFCM 算法分别对 MRI 图像进行分割, 以比较实验效果。图像大小为 $128 \times 128 \times 3$ 的脑部 MRI 图像, 分割成脑白质、脑灰质、脑脊液和背景 4 部分。SSCLFCM 算法参数取为 $\varepsilon = 28, \varepsilon_e = 10^{-3}$, 图像分割后处理采用 3×3 模板, 其模板定义为

$$\rho = \begin{pmatrix} 0.05 & 0.075 & 0.05 \\ 0.075 & 0.5 & 0.075 \\ 0.05 & 0.075 & 0.05 \end{pmatrix}$$

3.1 无噪声的 MRI 图像分割

图 1 (a) 为原始无噪声图像, (b) — (d) 分别为使用 K 均值、FCM 和 SSCLFCM 方法的分割结果。K 均值、FCM 方法中手动给定的初始类别数目为 4, 聚

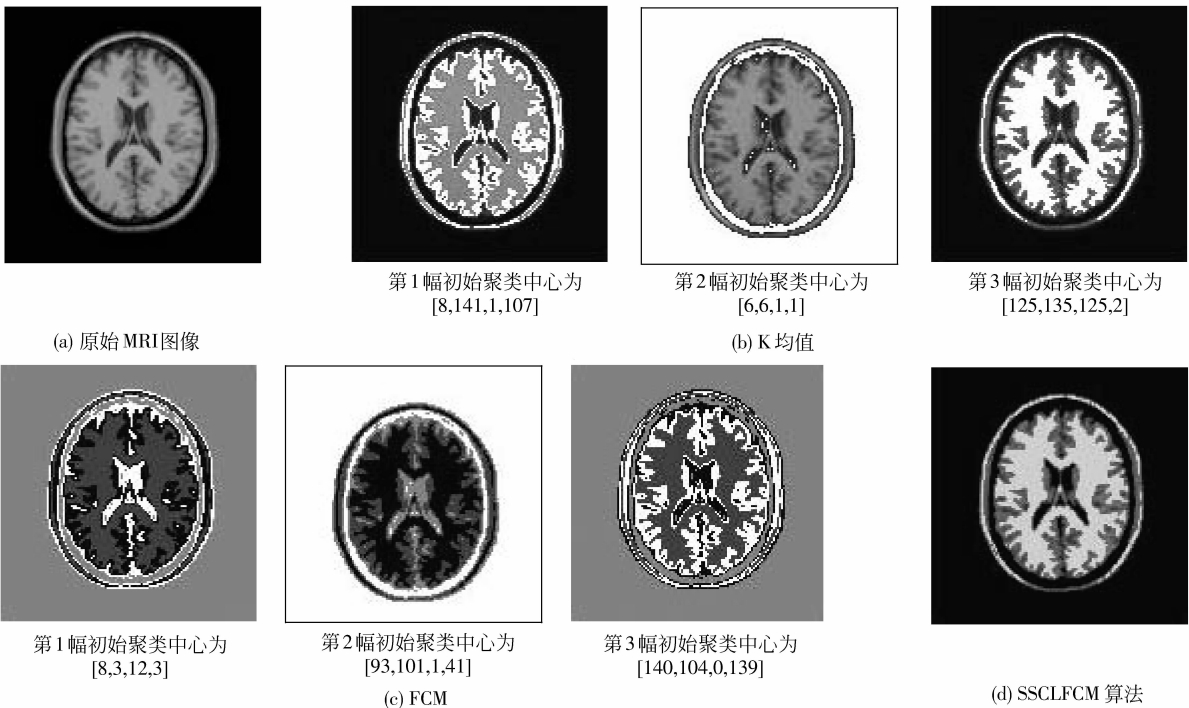


图 1 无噪声 MRI 图像分割结果

Fig. 1 Segment results of unnoisy MRI image

类中心随机在样本中选取,图 1(b)(c)分别为 K 均值和 FCM 选取不同初始聚类中心时的分割结果。从图 1(b)(c)中可以看出不同的初始聚类中心分割效果有明显差异,图 1(b)K 均值方法分割的第 1 幅中将脑灰质的部分像素分为背景,第 2 幅中脑脊液和背景也没正确的分割,第 3 幅的分割效果要好一些;图 1(c)FCM 分割方法中 3 幅图像也有明显的区别,第 1 幅中脑灰质很大一部分分为了脑白质和脑脊液,而其余两幅中脑灰质分割较完全但是脑脊液效果不好。因此可以看出,K 均值和 FCM 方法分割效果依赖初始聚类中心。SSCLFCM 算法中不需要给出初始类别数目和选取类心,通过 SSCLFCM 算法可以自适应获得类别数目为 4,初始聚类中心为 $[3.5283, 87.8526, 75.9962, 131.0055]$,从分割图像上可以看出比较清晰地得到脑白质、脑灰质、脑脊液和背景 4 部分正确的分类。从收敛速度来看(图 2),虽然 K 均值收敛速度最快,但是其分割效果是最不好的,而 SSCLFCM 的算法收敛速度要明显优于 FCM。

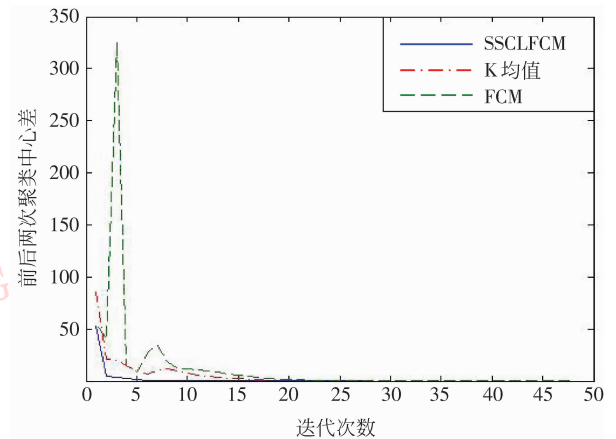


图 2 收敛速度比较

Fig. 2 Comparison of convergence speed

3.2 噪声 MRI 图像分割

为了更好地测试 SSCLFCM 算法对噪声图像的处理能力,原始 MRI 图像分别添加 3%、5% 和 10% 的高斯噪声和椒盐噪声。从图 3 可以看出 K 均值

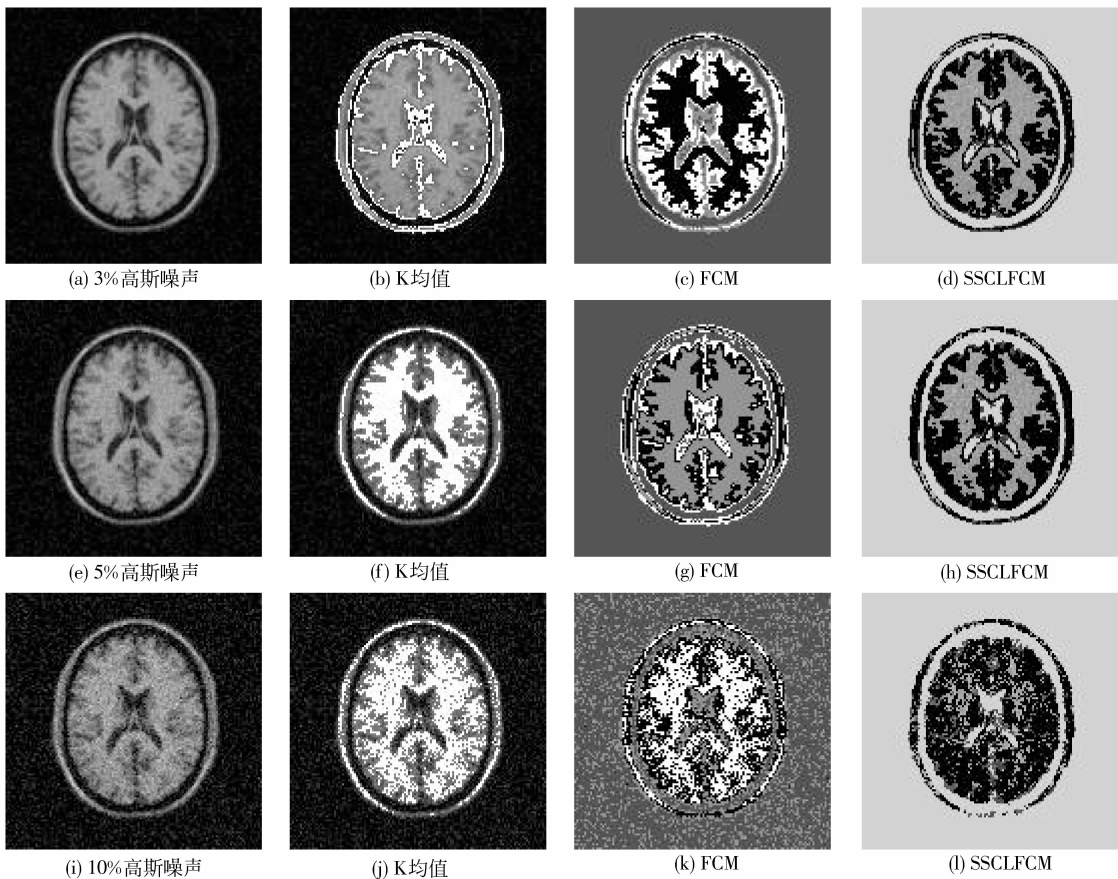


图 3 高斯噪声 MRI 图像分割结果

Fig. 3 Segment results of Gaussian noise MRI image

和 FCM 分割的结果受高斯噪声的影响致使脑脊液和脑灰质含有很多杂色像素,特别当高斯噪声大于等于 10% 时效果更差,而图 3 中 3% 高斯噪声、5% 高斯噪声以及 10% 高斯噪声情况下,SSCLFCM 的分割结果较好。从图 4 可以发现 K 均值和 FCM 方法对于不同程度椒盐噪声的影响不具有抗干扰性,而 SSCLFCM 方法可以在一定程度上去除原始图像中噪声的影响获得较好的图像分割效果。因此,从图 3 和图 4 可以发现 SSCLFCM 方法对于小于 10% 的高斯噪声和椒盐噪声具有较好的抗干扰性能,也就是说该方法对较小的噪声影响不敏感。而对于大于等于 10% 的高斯噪声和椒盐噪声,SSCLFCM 方法尽管能够在一定程度上避免噪声的影响,但图像分割的精度相对于噪声较小时的分割精度有了很大的下降。鉴于此,SSCLFCM 方法利用图像分割后处理中空间信息进行模板的自动选择。当噪声小于 10% 时采用 3×3 模板,噪声大于等于 10% 时采用

5×5 模板, 5×5 的模板为

$$\rho = \begin{pmatrix} 0.020\ 2 & 0.025\ 4 & 0.028\ 4 & 0.025\ 4 & 0.020\ 2 \\ 0.025\ 4 & 0.040\ 3 & 0.056\ 8 & 0.040\ 3 & 0.025\ 4 \\ 0.028\ 4 & 0.056\ 8 & 0.2 & 0.056\ 8 & 0.028\ 4 \\ 0.025\ 4 & 0.040\ 3 & 0.056\ 8 & 0.040\ 3 & 0.025\ 4 \\ 0.020\ 2 & 0.025\ 4 & 0.028\ 4 & 0.025\ 4 & 0.020\ 2 \end{pmatrix}$$

从图 3 和图 4 中可以看出噪声等于 10% 时采用 3×3 模板分割效果较差,从图 5 中可以看出采用 5×5 模板时图像分割效果得到了明显的改善。

为了更好地比较分割的效果,文中用类内均方误差来对提出的算法 SSCLFCM、FCM 和 K 均值方法进行客观性能的比较(表 1)。类内均方误差体现了各类类内样本的聚合程度,因此均方误差的值越小越好。由表 1 可以看出,无论是原始图像还是人为添加了噪声的图像 K 均值和 FCM 的均方误差均明显大于采用 SSCLFCM 方法的均方误差,特别是对于椒盐噪声,更体现了优势。

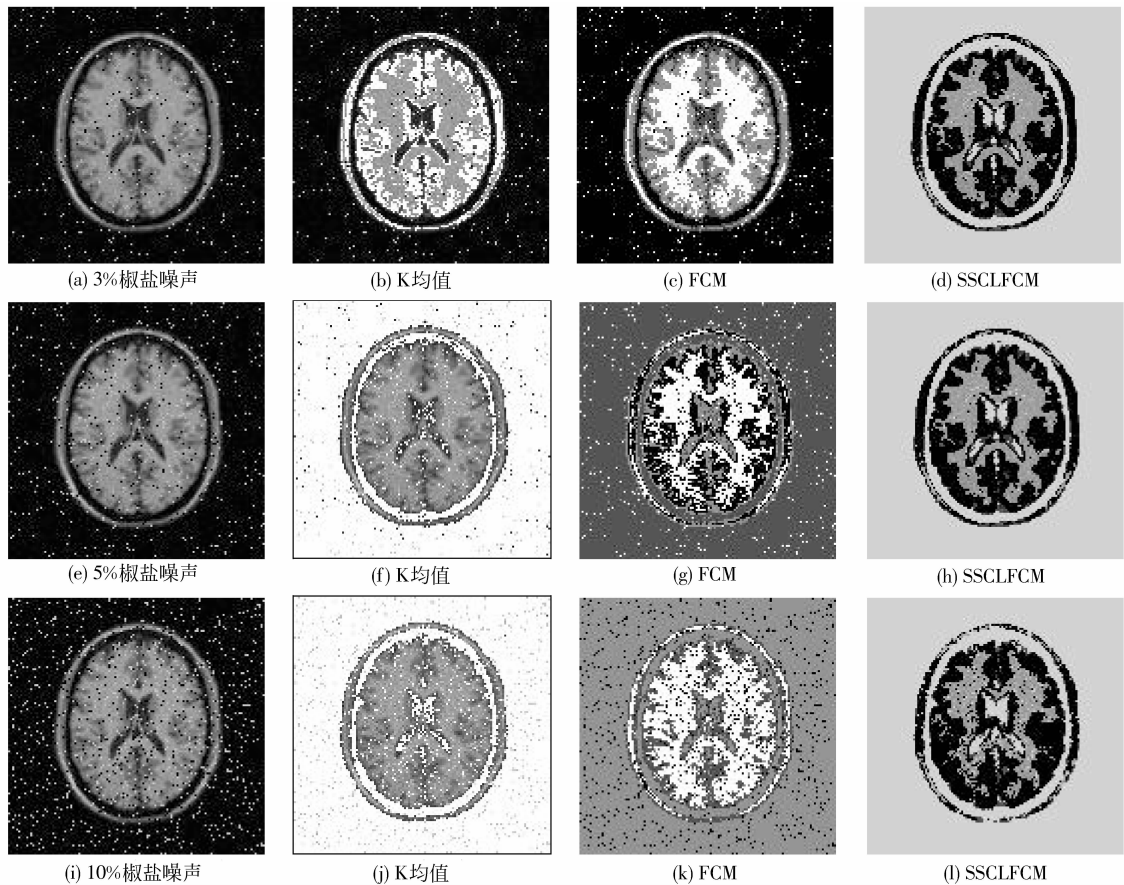
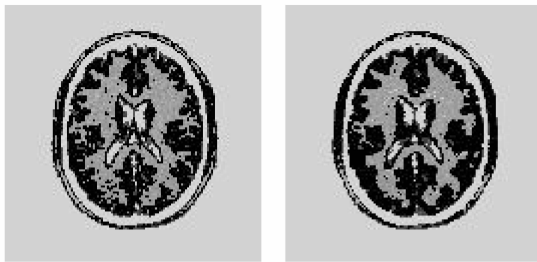


图 4 椒盐噪声 MRI 图像分割结果

Fig. 4 Segment results of salt and pepper noise MRI image



(a) 高斯噪声

(b) 椒盐噪声

图 5 10% 噪声的 MRI 图像 SSCLFCM 方法分割结果(5×5 模板)

Fig. 5 Segment results of 10% noise MRI image(5×5 template)

表 1 几种方法均方误差比较

Tab. 1 Comparison of mean square error

图像类型	K 均值	FCM	SSCLFCM
原始 MRI 图像	9.335 2	7.787 6	6.760 3
3% 高斯噪声	10.651 0	8.198 9	7.462 1
5% 高斯噪声	11.342 7	9.327 9	8.110 2
10% 高斯噪声	12.835 1	10.411 2	8.906 4
3% 椒盐噪声	11.869 4	10.247 0	7.335 6
5% 椒盐噪声	13.005 7	11.304 0	8.276 0
10% 椒盐噪声	14.786 3	12.923 8	8.932 1

4 结 论

SSCLFCM 算法结合了 SSCL 和 FCM 算法各自本身的优点以及基于空间信息的图像分割后处理,该算法可以自动确定类别数和聚类中心,克服了传

统 FCM 对噪声敏感和收敛速度慢的缺点,能够自适应的进行图像分割,获得较好的图像分割的结果。由于噪声的数量是未知的,所以模板的大小选择是进一步要解决的问题。

参考文献 (References)

- [1] Hao Yingming, Zhu Feng. Fast algorithm for 2D Otsu adaptive threshold algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(4):484-488. [郝颖明,朱枫. 2 维 Otsu 自适应阈值的快速算法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(4):484-488.]
- [2] Lu Yingli, Jiang Tanzi, Zang Yufeng. A split-merge based region-growing method for mri activation detection [J]. Human Brain Mapping, 2004, 22(31):271-279.
- [3] Dunn J C. A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact well-separated clusters [J]. J Cybern Infsci (S0146-5090), 1974, 27(3):32-57.
- [4] Bezdek J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms[M]. New York: Plenum, 1981:215-220.
- [5] Richard O D, Peter E H, David G S. 模式分类[M]. 2 版. 北京:机械工业出版社, 2003:423-427.
- [6] Zhang Yajun, Liu Zhiqiang. Self-splitting competitive learning: a new on-line clustering paradigm [J]. Neural Networks IEEE Transactions, 2002, 13(2):369-380.
- [7] Fayed H A, Hashem S R, Atiya A F. Self-generating prototypes for pattern classification [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(5):1498-1509.
- [8] Masson M H, Denoex T. ECM: An evidential version of the fuzzy c-means algorithm [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(4):1384-1397.
- [9] Lin T C. Partition belief median filter based on dempster-shafer theory for image processing [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(1):139-151.