

一种改进的非局部极值 FCM 图像分割算法

马冬梅,武永娟,火元莲,邹鑫

(西北师范大学 物理与电子工程学院,甘肃 兰州 730070)

摘要:传统模糊 C 均值聚类算法在图像分割中对初始值敏感,并且需要手动输入聚类数和初始聚类中心,手动输入错误的初始值会导致图像分割结果差;图像中的每个像素点都是相互独立的,未利用其空间信息,导致算法对噪声敏感,分割出来的区域不连续,使得分割结果差。针对上述两个问题,提出了一种改进的非局部极值模糊 C 均值聚类算法。首先通过计算直方图中每个点的斜率,根据其规则来确定聚类中心和聚类数,解决了对初始值敏感、易陷入局部极值的问题;然后引入非局部滤波计算加权图像,结合了灰度信息和空间信息,抑制了每个像素在非局部空间信息图像中的噪声,提高了分割精度;最后根据最大隶属度原则,把图像像素点归类,完成分割。在医学图像上进行了实验验证,计算 JS 指标来定量分析分割精度。结果表明,该算法既能有效去除噪声,也能很好地保留图像细节,增强了分割的鲁棒性,提高了分割精度。

关键词:模糊 C 均值聚类;非局部滤波;图像分割;直方图斜率;空间信息

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2018)09-0020-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2018.09.005

An Improved Non-local Extreme FCM Image Segmentation Algorithm

MA Dong-mei, WU Yong-juan, HUO Yuan-lian, ZOU Xin

(School of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The traditional fuzzy C-means clustering algorithm is sensitive to the initial value in image segmentation, and it needs to manually input the number of clusters and the initial cluster center. Manual input of the wrong initial value will cause a poor image segmentation results. Each pixel in the image is independent of each other and does not utilize their spatial information, which results in the algorithm being sensitive to noise and poor segmentation due to not continuous segmented regions. In view of above problems, we propose an improved non-local extreme fuzzy C-means clustering algorithm. It first finds the clustering center and the number of clusters by calculating the slope of each point of the histogram, according to its rules to determine the cluster center and cluster number for the problem that the initial value is sensitive and easy to fall into the local optimal solution. Secondly, the non-local filter is introduced to compute the weighted image, and the gray information and spatial information are combined to suppress the noise of each pixel in the non-local spatial information image and improve the segmentation accuracy. Finally, according to the principle of the maximum degree of membership, the image pixels are classified to complete the segmentation. Through the experimental verification of medical images, we calculate JS index to quantitatively analyze the segmentation accuracy. The experiment shows that the algorithm can effectively remove the noise and keep the details of the image well, enhance the robustness of the segmentation and improve the segmentation precision.

Key words: fuzzy C-means clustering; non-local filter; image segmentation; histogram slope; spatial information

0 引言

图像分割是图像分析中最艰巨的任务和最具有挑战性的问题之一。其目的是将图像划分为区域或簇,使得同一簇中的像素尽可能相似,而且不同簇中的像素尽可能相异。图像分割用于机器人视觉、地理、对象

识别和监控视频分析等各种领域。图像分割方法可以分为基于图论的方法、基于分类的方法和基于聚类的方法^[1]。模糊 C 均值算法(FCM)是一种无监督的聚类算法,目前广泛应用于医学图像^[2]、遥感图像^[3]和红外图像^[4]等多个方面。

收稿日期:2017-11-06

修回日期:2018-03-20

网络出版时间:2018-05-16

基金项目:国家自然科学基金(61561044)

作者简介:马冬梅(1976-),女,博士,副教授,研究方向为数字图像处理与光电信号;武永娟(1993-),女,硕士研究生,研究方向为数字图像处理。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180515.1702.064.html>

FCM 算法由 Dunn^[5]提出并由 Bezdek^[6]改进建立了 FCM 算法理论,它是在硬聚类分割的基础上引入模糊性,可以保留图像中更多的信息。FCM 算法的主要缺点是:确定聚类中心和聚类数、未考虑空间信息。针对这两个问题,研究者提出了改进的 FCM 算法。例如,Hemalatha 等^[7]采用改进的粒子群优化聚类中心,克服了对初始值敏感的问题,但是与传统 FCM 算法结合,分割效果差;刘万军等^[8]首先用图像的灰度直方图确定聚类数,然后使用一种改进的快速 FCM 方法产生初始聚类中心,解决了自动分割的问题,但是计算复杂度高;Gong 等^[9]引入了权重加权模糊因子和核函数,增强了 FCM 算法的抗噪性能和鲁棒性,但聚类中心迭代公式存在理论缺陷,计算复杂度高;胡嘉骏等^[10]将图像的邻域灰度信息和隶属度的信息加入算法中,以自动调节算法对噪声的影响,但是未考虑初始值的选取,导致分割结果陷入局部极值。

在上述研究的基础上,文中利用直方图的斜率确定聚类中心和聚类数,解决了对初始值敏感、易陷入局部最优解的问题。采用非局部滤波方法,既能去除噪声也能很好地保持图像细节信息,提高了分割精度。

1 模糊 C 均值聚类

用于图像分割的 FCM 聚类算法的基本思想是,通过迭代像素到特征空间中的聚类中心的距离最小化的目标函数来实现,然后,按照最大隶属度准则对像素进行划分,实现图像分割。目标函数定义为:

$$J(u, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 \quad (1)$$

其中, $c \in [2, N)$ 为聚类数目; N 为像素的总数; m 为模糊隶属度上的权重指数; $\|x_i - v_j\|^2$ 为第 i 个像素 x_i 与第 j 个聚类中心 v_j 之间的欧氏距离; u_{ij} 为 x_i 相对于 v_j 的模糊隶属度。

式 1 需要满足的约束条件为:

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, N, \quad j = 1, 2, \dots, c \quad (2)$$

使用拉格朗日乘子法,在约束条件式 2 下找到目标函数式 1 的极值,构建拉格朗日函数。通过拉格朗日函数对各个变量求偏导,取得模糊隶属度和聚类中心的迭代公式如下:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_j\|^2}{\|x_i - v_k\|^2} \right)^{\frac{2}{(m-1)}}} \quad (3)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^c (u_{ij})^m x_i}{\sum_{j=1}^c (u_{ij})^m} \quad (4)$$

从式 1 目标函数得出不包括任何的局部信息,FCM 对噪声敏感。为了克服这一问题,Ahmed 等^[11]通过在像素周围应用正方形窗口来找到每个像素的邻域。该方法的目的是使用局部邻域信息保留图像细节,以增强图像对噪声的鲁棒性。FCM_S 算法的目标函数如下:

$$J(u, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \left(\sum_{r \in N_i} \|x_r - v_j\|^2 \right) \quad (5)$$

其中, α ($0 \leq \alpha \leq 1$) 为控制邻域空间信息的参数; N_i 为像素 i 落在邻域窗口中的邻域点; N_R 为邻域点的数量; x_r 为 x_i 的邻域。

该算法的缺点是必须在每次迭代步骤中都要计算局部邻域项,导致计算费时。为克服该缺点,Chen 等^[12]用 $\|\bar{x}_i - v_j\|^2$ 代替 $(1/N_R) \sum_{r \in N_i} \|x_r - v_j\|^2$,其中 \bar{x}_i 是预先计算的,可以减少整个计算时间。该算法应用均值滤波和中值滤波,即 FCM_S1 和 FCM_S2 两种形式。它们的目标函数定义为:

$$J(u, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|\bar{x}_i - v_j\|^2 \quad (6)$$

该算法需要手动设置参数 α ,对性能有很大的影响。对于不同图像需要设置不同的参数,导致去除噪声和保留图像细节信息都会受到很大影响。Yang 和 Tsai^[13]针对自适应调整 α ,提出用高斯核函数计算新参数 η_j ,虽然这个参数改进了结果,但是必须在每次迭代中更新,计算费时。为了解决这个问题,Ahmed 等^[14]引入了自适应正则化参数和加权滤波方法,来控制每个像素的局部信息。ARKFCM 具有三种形式,即均值滤波(ARKFCM₁)、中值滤波(ARKFCM₂)和加权滤波(ARKFCM_w)。因为加权滤波实际上是一种线性滤波,所以在滤波的过程中可能给图像细节造成损失,影响分割精度。而文中的非局部滤波既能去除噪声,也能很好地保持图像细节信息,提高了分割精度。

2 文中算法

首先按照直方图的斜率来确定聚类数和聚类中心,方法如下:

直方图上的某一点 p 与前一点和后一点的斜率分别为:

$$K_{p-1,p} = \frac{y_p - y_{p-1}}{x_p - x_{p-1}}, K_{p,p+1} = \frac{y_{p+1} - y_p}{x_{p+1} - x_p}$$

$$K_{mp} = K_{p-1,p} \times K_{p,p+1}$$

其中, x_{p-1} 、 x_p 、 x_{p+1} 分别是直方图中点 p 前一点、

点 p 以及点 p 后一点的灰度值; y_{p-1} 、 y_p 、 y_{p+1} 分别是直方图中点 p 前一点、点 p 以及点 p 后一点的频率值。

根据斜率来判断点 p 是否是聚类中心,判断规则如下:

$$\begin{cases} K_{mp} > 0, p \text{ 不是聚类中心} \\ K_{mp} < 0 \begin{cases} K_{p-1,p} \leq 0, p \text{ 不是聚类中心} \\ K_{p-1,p} > 0, p \text{ 是聚类中心} \end{cases} \\ K_{mp} = 0 \begin{cases} K_{p-1,p} < 0 \text{ 或 } K_{p+1,p} < 0, p \text{ 不是聚类中心} \\ K_{p-1,p} = 0 \text{ 且 } K_{p+1,p} = 0, p \text{ 不是聚类中心} \end{cases} \end{cases}$$

因此,不能成为聚类中心的点被删除,剩余的就是聚类中心。根据阈值参数,通过计算聚类中心之间的欧几里德距离来限制聚类中心距离差异,以确定最后的聚类中心。

阈值过程定义为: $D_{ji} \leq T$, 点 p 不是聚类中心,其中 $D_{ji} = \|x_{pj} - x_{pi}\|$ 。

而聚类数最终是由聚类中心决定的(聚类数 $c = |p|$)。

然后计算窗口邻域 N_i 中像素的相对灰度标准偏差(RSD_i),定义如下:

$$RSD_i = \frac{[\sum_{k \in N_i} (x_k - \bar{x}_i)^2]^{1/2}}{\bar{x}_i} \quad (7)$$

RSD_i 应用于指数核函数来求出局部窗口内的权重为:

$$\zeta_i = \exp(-(RSD_i - \overline{RSD_i})) \quad (8)$$

将获得的权重归一化为:

$$\omega_i = \frac{\zeta_i}{\sum_{k \in N_i} \zeta_k} \quad (9)$$

其中, x_k 为像素 i 落在邻域窗口的邻域点 N_i 中的灰度级; N_R 为邻域点 N_i 的个数; \bar{x}_i 为平均灰度。

自适应正则化参数 γ_i 描述如下:

$$\gamma_i = \begin{cases} 2 + \omega_i, RSD_i < \overline{RSD_i} \\ 2 - \omega_i, RSD_i \geq \overline{RSD_i} \end{cases} \quad (10)$$

通过非局部滤波^[15]引入空间信息,非局部滤波像素的权重不单单只与像素点的相似性相关,而且与每个像素点的邻域图像块的相似性相关,对每个像素进行非局部滤波,定义如下:

$$\xi_i = \sum_{j \in I} \omega_{NL}(i, j) \gamma_j \quad (11)$$

其中,权重 $\omega_{NL}(i, j)$ 取决于像素 i 和 j 之间的相似度,满足条件 $0 \leq \omega_{NL}(i, j) \leq 1$ 和 $\sum_{j \in I} \omega_{NL}(i, j) = 1$ 。通常取:

$$\omega_{NL}(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\|Y_{N_i} - Y_{N_j}\|^2}{\sigma_1^2}} \quad (12)$$

其中, $Z(i)$ 为归一化常数,而

$$Z(i) = \sum_{j \in I} e^{-\frac{\|Y_{N_i} - Y_{N_j}\|^2}{\sigma_1^2}} \quad (13)$$

其中, N_i 和 N_j 是以像素 i 和像素 j 为中心的正方形邻域; Y_{N_i} 和 Y_{N_j} 是两个邻域上所有像素灰度值的邻域向量;参数 σ_1 为控制滤波的平滑程度,根据数据本身的特性确定^[16],定义 σ_1 如下:

$$\sigma_1 = \sqrt{\frac{\sum_{k \in N_i} \|x_k - x_i\|^2}{N_R}} \quad (14)$$

文中使用核函数来代替欧氏距离,核函数就是将图像平面中的输入数据非线性映射到较高维特征空间,在特征空间中,欧氏距离 $\|\xi_i - v_j\|^2$ 被 $\|\Phi(\xi_i) - \Phi(v_j)\|^2$ 取代,定义为:

$$\|\Phi(\xi_i) - \Phi(v_j)\|^2 = 2(1 - K(\xi_i, v_j)) \quad (15)$$

根据文献[17],文中利用高斯核函数,方法如下:

$$K(\xi_i, v_j) = \exp(-\frac{\|\xi_i - v_j\|^2}{\sigma^2}) \quad (16)$$

其中, σ 是核带宽。它的选择仍然是一个问题。文献[9]中,基于所有像素之间的距离方差来计算 σ :

$$\sigma = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^2}{N - 1} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (17)$$

其中, $d_i = \|x_i - \bar{x}\|$ 是像素 i 的灰度值到所有像素灰度平均值的距离; \bar{x} 是所有距离 d_i 的平均值。

目标函数定义为:

$$J(u, v) = 2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m (1 - K(x_i, v_j)) + 2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c \gamma_i u_{ij}^m (1 - K(\xi_i, v_j)) \quad (18)$$

通过使用拉格朗日乘数法最小化公式,得到新的隶属度 u_{ij} 和聚类中心 v_j 的方程如下:

$$u_{ij} = \frac{((1 - K(x_i, v_j)) + \gamma_i(1 - K(\xi_i, v_j)))^{-1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c ((1 - K(x_i, v_j)) + \gamma_i(1 - K(\xi_i, v_k)))^{-1/(m-1)}} \quad (19)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m (K(x_i, v_j) x_i + \gamma_i K(\xi_i, v_j) \xi_i)}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m (K(x_i, v_j) + \gamma_i K(\xi_i, v_j))} \quad (20)$$

算法的步骤如下:

步骤 1: 输入待分割图像;

步骤 2: 计算图像直方图的斜率,确定聚类数和聚类中心;

步骤 3: 设置参数,如初始化阈值 $\varepsilon = 0.001$, $m = 2$,循环计数器 $t = 0$;

步骤 4:计算非局部均值 ξ_i ;

步骤 5:计算自适应正则化参数 γ_i ;

步骤 6:用式 19 计算隶属度函数 u_{ij} ;

步骤 7:用式 20 计算聚类中心 v_j ;

步骤 8:如果 $\max \| u (t+1) - u (t) \| < \varepsilon$ 或 $t > 100$,则停止;否则,更新 $t = t+1$ 并转到步骤 6;

步骤 9:按照隶属度大小,把像素点划分到隶属度最大的那一类,实现聚类分割。

3 实验结果与分析

以给定图像为对象,将该算法的分割结果与现有算法 FCM、EnFCM、ARKFCM₁、ARKFCM₂ 和 ARKFCM_w 进行比较,以验证算法的有效性。所有实验选择 3×3 像素的窗口大小,模糊指数 $m = 2$,迭代误

差 $\varepsilon = 0.001$,最大迭代次数 $t = 100$ 。使用 Jaccard 相似度(JS)度量对图像分割精度进行定量分析。JS 计算如下:

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

(21)

其中, S_1 、 S_2 分别是准确分割结果和需要判断的分割结果。JS 越大,分割精度越高。

第一个实验是将具有 217×181 的 T₁加权轴向切片 7% 噪声和 20% 灰度不均匀的图像进行分割,分割结果和 JS、平均运行时间分别如图 1 和表 1 所示。

第二个实验是将具有 181×217 的 T₁加权矢状切片 7% 噪声和 20% 灰度不均匀的图像进行分割,分割结果和 JS、平均运行时间分别如图 2 和表 2 所示。

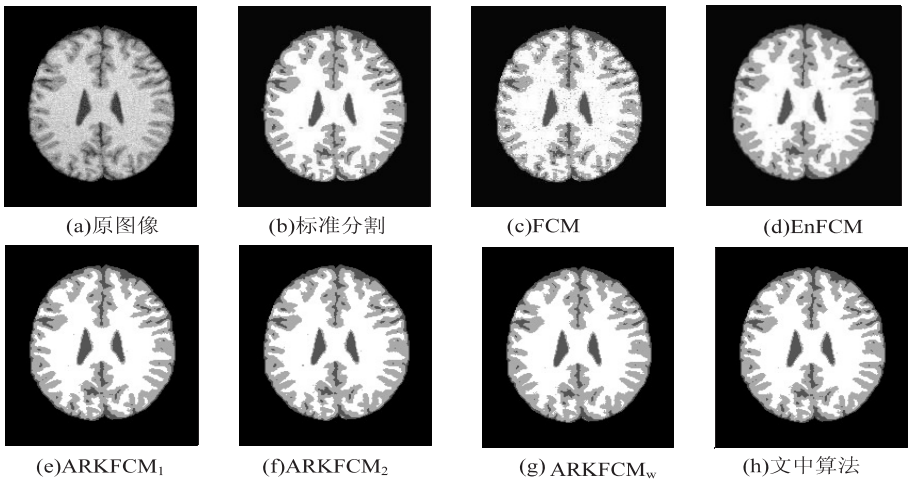


图 1 T₁加权轴向切片图像分割结果

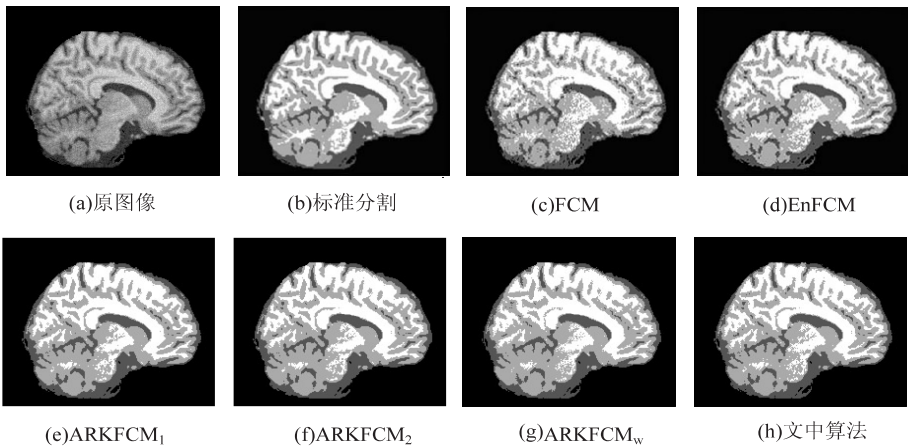


图 2 T₁加权矢状切片的图像分割结果

表 1 T₁加权轴向切片的图像分割 JS 和运行时间

指标	FCM	EnFCM	ARKFCM ₁	ARKFCM ₂	ARKFCM _w	文中算法
WM(脑白质)	0.896	0.933	0.940	0.941	0.940	0.943
GM(脑灰质)	0.795	0.851	0.864	0.868	0.865	0.869
CSF(脑脊液)	0.816	0.854	0.863	0.867	0.867	0.867
JS	0.835	0.879	0.889	0.892	0.891	0.893
平均运行时间/s	7.12	0.89	5.76	5.65	5.71	6.48

表 2 T_1 加权矢状切片的图像分割 JS 和运行时间

指标	FCM	EnFCM	ARKFCM ₁	ARKFCM ₂	ARKFCM _w	文中算法
WM(脑白质)	0.740	0.767	0.785	0.788	0.786	0.789
GM(脑灰质)	0.765	0.793	0.815	0.816	0.816	0.816
CSF(脑脊液)	0.838	0.866	0.871	0.872	0.875	0.874
JS	0.781	0.808	0.824	0.825	0.825	0.826
时间/s	7.13	0.85	5.76	5.75	5.78	6.50

从分割结果可以看出,FCM 算法分割出的边界比较模糊而去噪效果差,EnFCM 算法分割出的目标和背景中仍然存在很多的噪声点,ARKFCM 算法中,ARKFCM₂ 算法的分割效果最好,但是它在保持图像细节方面不准确,运行时间短。而文中算法对噪声和图像细节保持方面有更好的平衡。

4 结束语

通过计算直方图中每个点的斜率来确定聚类中心和聚类数,然后引入非局部滤波计算加权图像。自适应地结合了灰度信息和空间信息,以提高分割精度、增强噪声的鲁棒性。实验结果表明,文中算法比其他 5 种聚类算法具有更高的 JS,并且分割结果在平滑边界和保留图像细节之间具有很好的平衡。但该算法在运行时间上相对较慢,因此,缩短运行时间是进行分割的下一步研究方向。

参考文献:

[1] 周莉莉,姜枫. 图像分割方法综述研究[J]. 计算机应用研究,2017,34(7):1921-1928.

[2] 张翡,范虹. 基于模糊 C 均值聚类的医学图像分割研究[J]. 计算机工程与应用,2014,50(4):144-151.

[3] 赵泉华,刘冬,李晓丽,等. 利用包含度和隶属度的遥感影像模糊分割[J]. 中国图象图形学报,2017,22(7):988-995.

[4] 魏英姿,李静静. 红外图像分割的改进模糊 C 均值聚类方法[J]. 计算机工程与应用,2014,50(9):163-166.

[5] DUNN J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters[J]. Journal of Cybernetics,1973,3:32-57.

[6] BEZDEK J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. Norwell, MA, USA: Kluwer Academic Publishers,1981.

[7] HEMALATHA K L,RANJITHA S,SURESH H N. Image segmentation based on modified centroid weight particle

swarm optimization and spatial fuzzy C-means clustering algorithm[C]//International conference on applied and theoretical computing and communication technology. Davangere,India:IEEE,2015:723-727.

[8] 刘万军,赵永刚,闵亮. 结合 k-means 的自动 FCM 图像分割方法[J]. 计算机工程与应用,2015,51(16):199-203.

[9] GONG Maoguo, LIANG Yan, SHI Jiao, et al. Fuzzy C-means clustering with local information and kernel metric for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2013,22(2):573-584.

[10] 胡嘉骏,侯丽丽,王志刚,等. 基于模糊 C 均值隶属度约束的图像分割算法[J]. 计算机应用,2016,36(S1):126-129.

[11] 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(3):193-199.

[12] CHEN S,ZHANG D. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B,2004,34(4):1907-1916.

[13] YANG M S, TSAI H S. A Gaussian kernel-based fuzzy-means algorithm with a spatial bias correction[J]. Pattern Recognition Letters,2008,29(12):1713-1725.

[14] AHMED E,WANG C,JIA F, et al. Segmentation of brain tissues from magnetic resonance images using adaptively regularized kernel-based fuzzy c-means clustering[J]. Compute Math Methods Med,2015,2015:485495.

[15] 郭贝贝,易三莉,贺建峰,等. 改进的非局部均值滤波算法[J]. 计算机工程,2016,42(7):227-231.

[16] CAI Weiling, CHEN Songcan, ZHANG Daoqiang. Fast and robust fuzzy-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007,40(3):825-838.

[17] 肖林云,陈秀宏,林喜兰. 邻域信息熵的核模糊 C 均值聚类图像分割算法[J]. 微电子学与计算机,2016,33(11):166-170.