

# 改进遗传算法优化模糊均值 聚类中心的图像分割

董 倩

(石家庄学院 计算机学院, 石家庄 050035)

**摘要:** 针对传统模糊均值聚类算法存在的问题, 提出一种改进遗传算法优化模糊均值聚类中心的图像分割算法. 首先在标准遗传算法的交叉操作中引入方向因子, 使参与交叉的个体向最佳个体靠近, 加快算法的收敛速度, 并通过增强群体间的信息共享机制提高算法的全局搜索能力, 避免了早熟收敛, 改善了全局解的精度; 然后采用改进遗传算法选择模糊均值聚类算法的初始聚类中心, 实现图像分割; 最后采用仿真实验测试算法性能. 实验结果表明, 相对于传统模糊均值聚类算法及其他图像分割算法, 本文算法在分割正确率、分割速度及鲁棒性上均更优.

**关键词:** 图像分割; 模糊均值聚类算法; 遗传算法; 引向因子; 信息共享

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2015)04-0680-07

## Image Segmentation Based on Improved Genetic Algorithm Optimizing Fuzzy Means Clustering Center

DONG Qian

(School of Computer, Shijiazhuang University, Shijiazhuang 050035, China)

**Abstract:** In order to improve the image segmentation accuracy, in view of the problems in the traditional fuzzy clustering algorithm, the author proposed an image segmentation algorithm based on improved genetic algorithm optimizing fuzzy means clustering center. First of all, the direction factor was introduced into the crossover operation of standard genetic algorithm to make individual in cross approach to the best individual so as to accelerate the convergence speed, and inter group information sharing mechanism was enhanced to improve the algorithm's global search capability and avoid the premature convergence so as to improve the accuracy of global solution. Then the initial cluster centers of fuzzy  $k$ -means clustering algorithm were selected by improved genetic algorithm to realize image segmentation. Finally the performance was tested by simulation experiments. The experimental results show that compared with the traditional fuzzy  $C$ -means clustering algorithm and other images segmentation algorithm, the proposed algorithm is better in segmentation accuracy rate, the segmentation speed and robustness.

**Key words:** image segmentation; fuzzy means clustering algorithm; genetic algorithm; orientation factor; information sharing

收稿日期: 2014-12-08.

作者简介: 董 倩(1981—), 女, 汉族, 硕士, 讲师, 从事图像处理的研究, E-mail: 281807316@qq.com.

基金项目: 河北省教育厅科研基金(批准号: 13JY0138)和石家庄市科学技术研究与发展计划项目(批准号: 131130452A).

图像分割是指根据像素特征将图像划分成不同的区域,不同区域间差异明显,使目标与背景相分离,是计算机视觉后续处理的前提,在车牌识别、道路跟踪、银行票据处理等领域应用广泛.图像分割的质量直接影响后续图像分析、识别和解释结果,因此寻找快速、准确的图像分割算法是图像处理研究的焦点<sup>[1]</sup>.

目前,图像分割算法主要分为4类:阈值算法、边缘检测算法、区域增长算法和聚类算法<sup>[2]</sup>.阈值法根据图像灰度值将图像划分为目标和背景图像,具有简单、易实现等优点,对双峰直方图的图像分割精度较高,但其对噪声敏感,对包含噪声的图像分割效果不理想,误分率较高;边缘检测算法根据周围像素是否有阶跃变化实现图像分割,对于边缘灰度值过渡较明显的图像,分割效果较好,但对于采光不均匀的图像,边缘信息丢失严重,分割精度较低;区域增长算法根据相邻小区域特征间的差异实现图像分割,对图像的灰度值相近区域需要多次分割,分割效率较低,且对噪声较敏感<sup>[3]</sup>;聚类算法是一种基于模糊集理论的图像分割算法,它利用隶属度考虑各种因素的影响,解决了图像信息的不确定性和模糊性等难题,其中模糊C值聚类(fuzzy C-means, FCM)算法目前已成功应用于医学图像和遥感图像等分割中<sup>[4]</sup>.但在实际应用中,FCM聚类算法对噪声和聚类中心初始值较敏感,且易陷入局部最优值,因此文献<sup>[5]</sup>提出了基于空间信息的FCM聚类算法,较好地解决了噪声敏感问题,对噪声具有较强的鲁棒性,但聚类中心初始值敏感问题没有得到彻底解决<sup>[6]</sup>.文献<sup>[7-10]</sup>通过将群智能优化算法引入到聚类中心初始值选择中,给出了基于遗传算法、粒子群算法、蛙跳算法、人工蜂群算法与FCM聚类算法相结合的图像分割算法,分割效果较好,但这些算法均存在寻优速度慢、易“早熟”等问题<sup>[11]</sup>.

为了提高图像的分割精度,针对传统模糊均值聚类算法存在的问题,本文提出一种改进遗传算法(improved genetic algorithm, IGA)和FCM相融合的图像分割算法(IGA-FCM),并采用多幅图像分割的仿真实验对其性能进行检验.实验结果表明,本文方法可迅速、准确地找到最佳初始聚类中心,能获得较理想的图像分割效果,且对噪声具有较强的鲁棒性,提高了图像的分割效率,可以满足图像处理实际应用中的实时性需求.

## 1 模糊C值聚类算法

假设图像大小为 $M \times N$ 的 $I = \{f(i, j), i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N\}$ 共有 $c$ 个区域,即 $c$ 类,聚类中心为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ , $f(i, j)$ 表示图像像素的灰度值, $U = (u_k(i, j))$ 表示模糊隶属度矩阵,FCM算法通过寻求合适的隶属度和聚类中心获得数据样本的最优划分,其目标函数<sup>[12]</sup>可描述为

$$J(U, V) = \sum_{i,j} \sum_{k=1}^c (u_k(i, j))^m (d_k(i, j))^2, \quad (1)$$

其中: $m$ 表示隶属度的模糊加权指数; $d_k(i, j)$ 表示 $f(i, j)$ 到聚类中心 $v_k$ 的欧氏距离,计算公式为

$$d_k(i, j)^2 = \|f(i, j) - v_k\|^2 = (f(i, j) - v_k)^T (f(i, j) - v_k). \quad (2)$$

式(1)满足如下约束条件:

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^c u_k(i, j) = 1, \\ u_k \in [0, 1]. \end{cases} \quad (3)$$

利用Lagrange乘子法优化目标函数,求隶属度 $u_k(i, j)$ 和聚类中心 $v_k$ 的偏导数,求得隶属度和聚类中心迭代更新表达式为

$$\begin{cases} u_k(i, j) = \frac{1}{\sum_{p=1, p \neq k}^c (d_k(i, j)/d_p(i, j))^{2/m-1}}, \\ v_k = \frac{\sum_{i,j} (u_k(i, j))^m f(i, j)}{\sum_{i,j} (u_k(i, j))^m}. \end{cases} \quad (4)$$

在 FCM 聚类算法中, 聚类结果好坏与初始聚类中心选择密切相关, 当初始聚类中心与最优聚类中心偏离较严重时, 易陷入局部最优解, 因此, 本文将改进遗传算法应用于图像分割中, 能快速、准确地找到最优的初始聚类中心, 可获得更理想的图像分割结果.

## 2 遗传算法的改进及有效性测试

遗传算法(GA)是一种模拟自然界生物进化的群智能算法, 具有全局搜索能力强等优点, 在许多领域应用广泛, 其工作流程如下:

- 1) 根据待求解问题设置相应个体的编码方式;
- 2) 采用随机方式产生初始种群;
- 3) 计算当代种群中个体的适应度函数值, 并根据适应度函数值评价个体的优劣;
- 4) 根据适应度对父代种群做选择、交叉操作, 对生成的子代种群做变异操作, 经过遗传操作后的种群作为下一轮的父代种群;
- 5) 如果算法的迭代次数达到最大进化代数, 则进化过程结束; 否则, 转 3) 继续进化.

遗传算法具有全局搜索能力强、并行性等优点, 但在实际应用中, 仍存在一些缺点, 如种群多样性下降, 易获得局部最优解, 进化后期收敛速度慢等, 因此本文对标准遗传算法进行相应的改进.

改进的遗传算法步骤如下:

- 1) 非线性映射的选择操作. 设种群  $\text{pop}=(a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_P)$ ,  $P$  为种群规模. 先根据适应度值对个体进行降序排列, 计算个体选择概率, 然后进行轮盘赌选择, 防止因选择策略不合理出现“早熟”现象. 个体  $a_i$  的非线性映射选择概率计算公式为

$$\begin{cases} p(a_i) = q'(1-q)^{i-1}, \\ q' = \frac{q}{1-(1-q)P}, \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $q$  表示最佳个体被选中的概率;  $i$  表示个体排序序号.

- 2) 引向因子的交叉操作. 在标准遗传算法中, 交叉算子采用随机方式进行搜索, 没有方向性, 导致收敛速度慢. 本文在交叉操作中引入方向因子, 采用最佳个体替代其中一个交叉个体, 使搜索具有方向性, 并引入个体间信息共享机制, 避免出现局部最优解问题. 设交叉个体  $X_i=(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^n)$ , 交叉产生的新个体  $X'_i=(x'_1, x'_2, \dots, x'_n)$ , 则

$$X'_i = \gamma X_i + (1-\gamma)(G_{\text{best}} - X_i) + \beta(M_{\text{best}} - X_i), \quad (6)$$

$$M_{\text{best}} = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P X_i, \quad (7)$$

其中:  $G_{\text{best}}$  表示最佳个体;  $M_{\text{best}}$  表示种群平均值;  $\gamma, \beta$  表示随机数.

设  $P_{c1}, P_{c2}$  分别为最大和最小交叉概率,  $f$  为种群中个体适应度, 交叉概率值采用

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}}, \\ P_{c1}, & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (8)$$

的自适应方式进行调整. 其中,  $f_{\text{max}}$  和  $f_{\text{avg}}$  分别表示最大和平均个体适应度.

- 3) 自适应变异操作. 在进化初期, 采用较大变异尺度保持个体多样性; 在进化后期, 采用较小变异尺度提高算法的局部搜索能力. 设变异尺度为  $\mu$ , 个体  $x_k \in [x_k^{\min}, x_k^{\max}]$  为被选中的变异个体, 则变异后个体  $x_k^{\text{new}}$  的取值范围为

$$x_k^{\text{new}} \in \left[ \max\left(x_k - \mu \frac{x_k^{\max} - x_k^{\min}}{2}, x_k^{\min}\right), \min\left(x_k + \mu \frac{x_k^{\max} - x_k^{\min}}{2}, x_k^{\max}\right) \right], \quad (9)$$

其中, 变异尺度  $\mu$  的变化方式如下:

$$\mu(t) = 1 - r^{(1-t/T)^b}, \quad (10)$$

其中,  $T$  为最大进化代数.

设  $P_{m1}, P_{m2}$  分别为最大和最小变异概率, 变异概率采用

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f \geq f_{avg} \\ P_{m1}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (11)$$

的自适应方式进行调整。

本文采用下列 3 个标准测试函数对改进遗传算法(IGA)和标准遗传算法(GA)的性能进行对比分析:

1) Sphere 函数:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2; \quad (12)$$

2) Rosebrock 函数:

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^D [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]; \quad (13)$$

3) Schwefe 函数:

$$f_3(x) = 418.9829n - \sum_{i=1}^n x_i \sin \sqrt{|x_i|}. \quad (14)$$

IGA 和 GA 测试结果如图 1 所示. 由图 1 可见, 对于所有的标准测试函数, 无论是收敛速度还是收敛精度, IGA 的性能均更优, 这主要是由于 IGA 在交叉操作中引入了方向因子, 使参与交叉的个体向最佳个体靠近, 加快了算法的收敛速度, 同时, 通过增强群体间信息共享机制提高了算法的全局搜索能力, 避免了早熟收敛, 改善了全局解的精度。

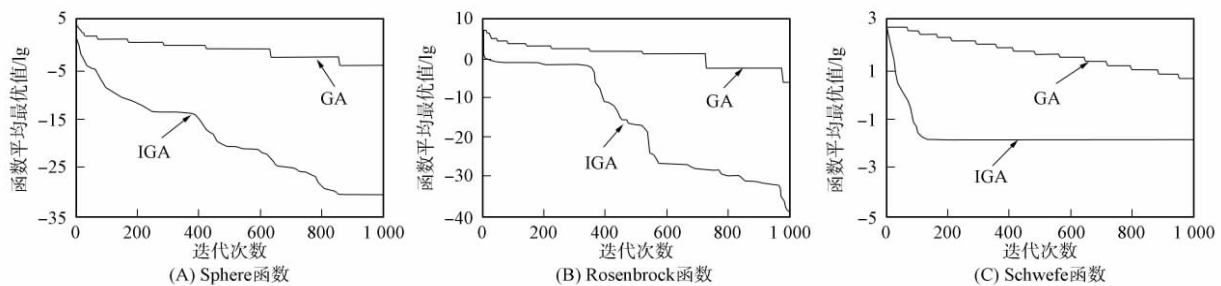


图 1 改进遗传算法和标准遗传算法的进化曲线

Fig.1 Evolutionary curves of genetic algorithm and standard genetic algorithm

### 3 IGA-FCM 的图像分割流程

采用改进遗传算法选择模糊均值聚类算法的初始聚类中心, 实现图像分割, 其流程如图 2 所示。

#### 3.1 仿真环境

为了测试 IGA-FCM 图像分割算法的有效性和优越性, 选择原始 Lena 图像、含噪 Lena 图像及加入 Gauss 噪声的医学图像作为仿真对象, 如图 3 所示. 仿真实验平台为: i5-3230 M-2.6 GHz CPU, 4 GB 内存, Window XP 操作系统, MATLAB2012 工具箱编程, 在相同仿真实验条件下, 选择文献[13]的改进 FCM 算法、最大熵分割算法进行对比实验, 分析这些算法的分割正确率和分割效率。

#### 3.2 结果与分析

3.2.1 主观效果对比 对于图 3 中的 3 类图像, 用

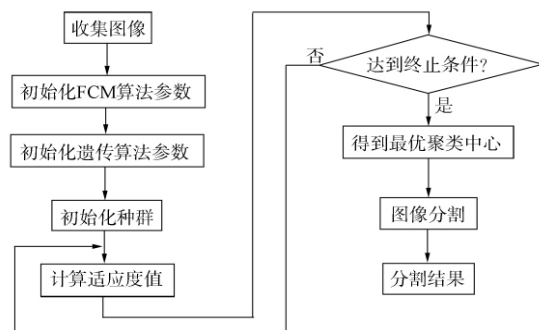


图 2 改进遗传算法优化聚类中心的图像分割流程

Fig.2 Image segmentation process of improved genetic algorithm optimizing the clustering center



图 3 仿真对象

Fig.3 Simulation objects

文献[13]算法、最大熵分割算法、IGA-FCM 算法的分割结果分别如图 4~图 6 所示. 由图 4~图 6 可见, 相对于文献[13]算法和最大熵分割算法, IGA-FCM 算法的分割效果最优, 鲁棒性更强. 通过分析可得如下结论:

- 1) 最大熵分割算法虽然取得了较好的分割效果, 但适合目标和背景灰度值分布较均匀的图像, 对噪声敏感、信噪比低的图像分割效果不理想, 鲁棒性较差;
- 2) 相对于最大熵分割算法, 文献[13]中改进 FCM 算法的图像分割精度更高, 对信噪比高的图像有很好的分割效果, 但对信噪比低的图像效果仍不理想, 实际应用范围受限;
- 3) 相对于文献[13]改进 FCM 算法和最大熵分割算法, IGA-FCM 算法分割更细, 可充分保持图像的细节信息, 边缘更连续和清晰, 对噪声具有稳健性, 可有效抑制噪声对图像分割结果的不利影响, 分割效果得到了显著提高.



图 4 原始 Lena 图像的分割结果

Fig.4 Segmentation results of the original Lena images



图 5 含噪 Lena 图像的分割结果

Fig.5 Segmentation results of noisy Lena images

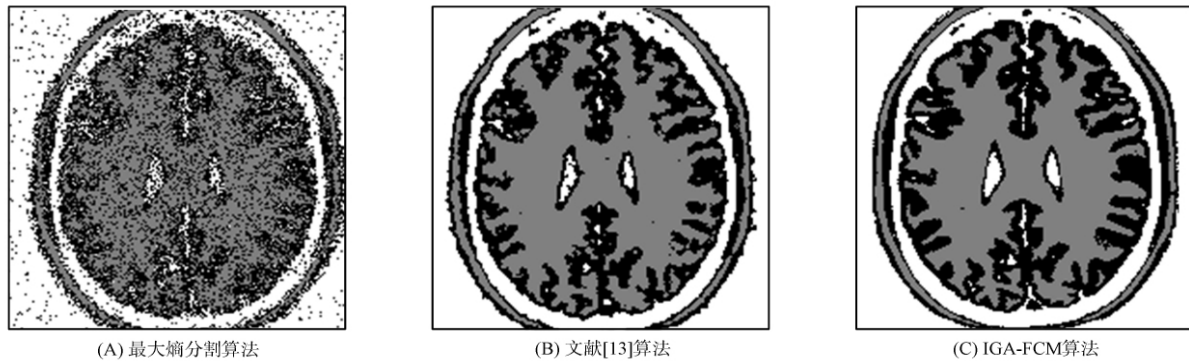


图6 含 Gauss 噪声医学图像的分割结果

Fig.6 Segmentation results of medical images containing Gauss noise

3.2.2 客观指标评价 主观分割结果通过人眼进行辨识,评价结果具有一定的主观性和盲目性,为了更客观、科学地评价各类图像算法的分割效果,可选择图像分割正确率( $R$ )对各种算法的分割结果进行定量分析,定义如下:

$$R(A, B) = \frac{P(E_p)}{P(E_{T_p})} \times 100\%, \quad (15)$$

其中:  $E_{T_p}$  表示专家分割结果;  $E_p$  表示算法分割结果与专家分割结果的交集<sup>[16]</sup>.

文献[13]的改进 FCM 算法、最大熵分割算法和 IGA-FCM 算法的分割正确率列于表 1. 由表 1 可见, IGA-FCM 算法的分割正确率高于文献[13]的改进 FCM 算法和最大熵分割算法,这主要是由于标准遗传算法自身存在不足,易找到局部最优的初始聚类中心敏感,导致分割误差较大,图像分割正确率低. 而最大熵分割算法对噪声和灰度值分布不均匀图像的误分像素点较多, IGA-FCM 算法提高了 FCM 算法的聚类性能,取得了较满意的分割结果,尤其对噪声图像的分割结果优势更明显.

表 1 IGA-FCM 算法与其他算法的分割正确率(%)对比

Table 1 Segmentation accuracy (%) of IGA-FCM algorithm and other algorithms

分割算法	Lena 图像	含噪 Lena 图像	噪声医学图像
最大熵分割算法	90.26	87.96	85.73
文献[13]算法	96.16	93.79	91.26
IGA-FCM 算法	97.65	94.23	92.18

3.2.3 分割速度的比较 在图像分割实际应用中,单幅图像的分割速度直接影响图像后续处理的时效性,采用 tic 和 toc 命令统计文献[13]改进 FCM 算法、最大熵分割算法、IGA-FCM 算法单幅图像的分割时间,所有算法均进行 10 次实验,平均分割时间如图 7 所示. 由图 7 可见,相对文献[13]改进 FCM 算法和最大熵分割算法, IGA-FCM 算法的单幅图像平均分割时间相对较少,这是由于 IGA-FCM 算法将遗传算法与模糊均值聚类算法相结合,找到了最佳聚类中心,极大缩短了 FCM 算法迭代次数,降低了运算复杂度,加快了图像平均分割速度,可有效提高图像后续处理的效率.

综上所述,本文针对 FCM 算法在图像分割过程的初始聚类中心选择问题,利用遗传算法全局搜索能力强的优点,提出了一种改进遗传算法和 FCM 算法相结合的图像分割算法,该算法先在标准遗传算法的交叉操作中引入方向因子,使参与交叉的个体向最佳个体靠近,加快算法的收敛速度,并通过增强群体间信息共享机制提高算法的全局搜索能力,避免了早熟收敛,改善了全局解的精度;再采用改进遗传算法选择模糊均值聚类算法的初始聚

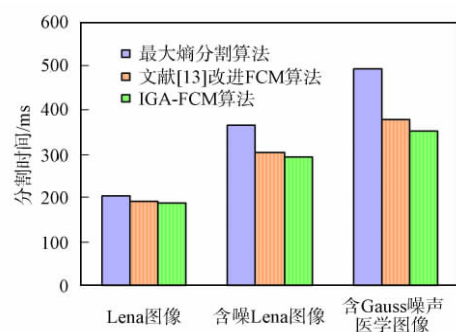


图7 IGA-FCM 算法与其他算法的分割时间对比

Fig.7 Comparison of segmentation time of IGA-FCM with those of other algorithms

类中心实现图像分割;最后采用仿真实验测试算法的性能.仿真实验结果表明,IGA-FMC算法不仅提高了图像分类的准确性,具有较强的鲁棒性,且克服了FCM算法对图像细节难分割的缺点,改善了图像分割的效率.

### 参 考 文 献

- [1] 王玥玥,王秋光.基于图像边缘信息的2维阈值分割方法[J].中国图象图形学报,2007,12(1):78-81.(WANG Yueyue, WANG Qiuguang. A Two Dimensional Thresholding Method Based on the Information of Image Edge [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(1): 78-81.)
- [2] 魏巍,申铨京,千庆姬,等.三维最大 Renyi 熵的灰度图像阈值分割算法[J].吉林大学学报:工学版,2011,41(4):1083-1088.(WEI Wei, SHEN Xuanjing, QIAN Qingji, et al. Thresholding Algorithm Based on Three-Dimensional Renyi's Entropy [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2011, 41(4): 1083-1088.)
- [3] 赵凤,范九伦,潘晓英,等.基于灰度和非局部空间灰度特征的二维 Otsu 曲线阈值分割法[J].计算机应用研究,2012,29(5):1987-1989.(ZHAO Feng, FAN Jiulun, PAN Xiaoying, et al. Two-Dimensional Otsu's Curve Thresholding Segmentation Method Based on Gray and Non Local Spatial Gray Feature [J]. Application Research of Computers, 2012, 29(5): 1987-1989.)
- [4] 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.
- [5] LI Nan, HUO Hong, ZHAO Yuming, et al. A Spatial Clustering Method with Edge Weighting for Image Segmentation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(5): 1124-1128.
- [6] 李岩波,韩啸.基于空间模糊聚类的图像分割优化算法[J].吉林大学学报:理学版,2014,52(3):565-567.(LI Yanbo, HAN Xiao. Spatial Fuzzy Clustering Optimization Algorithm for Image Segmentation [J]. Journal of Jilin University: Science Edition, 2014, 52(3): 565-567.)
- [7] 刘晓龙,张佑生,谢颖.模拟退火与模糊 C-均值聚类相结合的图像分割算法[J].工程图学学报,2007(1):89-93.(LIU Xiaolong, ZHANG Yousheng, XIE Ying. Image Segmentation Algorithm Based on Simulated Annealing and Fuzzy C-Means Clustering [J]. Journal of Engineering Graphics, 2007(1): 89-93.)
- [8] 李丽丽,李明,刘希玉.基于粒子群模糊 C-均值聚类的图像分割算法[J].计算机工程与应用,2009,45(31):158-160.(LI Lili, LI Ming, LIU Xiyu. Image Segmentation Algorithm Based on Particle Swarm Optimization Fuzzy C-Means Clustering [J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(31): 158-160.)
- [9] 顾英杰,贾振红,覃锡忠,等.蛙跳结合模糊 C-均值的图像分割算法[J].通信技术,2012,44(2):118-121.(GU Yingjie, JIA Zhenhong, QIN Xizhong, et al. Image Segmentation Algorithm Based on Shuffled Frog-Leaping with FCM [J]. Communications Technology, 2012, 44(2): 118-121.)
- [10] QIU Cunyong, XIAO Jian, YU Long, et al. A Modified Interval Type-2 Fuzzy C-Means Algorithm with Application in MR Image Segmentation [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(12): 1329-1338.
- [11] Chaira T. A Novel Intuitionistic Fuzzy C-Means Clustering Algorithm and Its Application to Medical Images [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(2): 1711-1717.
- [12] HE Yanyan, Hussaini M Y, MA Jianwei, et al. A New Fuzzy C-Means Method with Total Variation Regularization for Segmentation of Images with Noisy and Incomplete Data [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(9): 3463-3471.
- [13] 靳璐,付梦印.基于遗传模糊核聚类的图像分割[J].模式识别与人工智能,2013,26(2):205-210.(JIN Lu, FU Mengyin. Images Segmentation Based on Genetic Kernel Fuzzy C-Means Clustering Algorithm [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(2): 205-210.)

(责任编辑:韩 啸)