

峰值检测 FCM 算法的医学图像分割

唐文静¹, 许兆新², 张小峰¹

(1. 鲁东大学 信息与电气工程学院, 山东 烟台 264025; 2. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要:为了更好地平衡传统 FCM 及其相关改进算法的分割效果与分割效率问题,提出了一种基于峰值检测的快速 FCM 图像分割算法。首先基于峰值检测策略对聚类中心进行初始化;然后在初始化聚类中心的基础上对医学图像进行分割。其本质是运用峰值检测技术指导聚类中心的初始化,以使初始化的聚类中心尽可能靠近最终的聚类中心,从而以提高算法的工作效率。在医学图像上进行的实验表明,算法可以有效地提高图像分割的效率,并能得到很好的分割效果。

关键词:FCM; FCMs; EnFCM; 图像分割; 医学图像; 峰值检测; 聚类中心; 直方图

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2014)05-0584-06

中文引用格式:唐文静,许兆新,张小峰. 峰值检测 FCM 算法的医学图像分割[J]. 智能系统学报, 2014, 9(5): 584-589.

英文引用格式:TANG Wenjing, XU Zhaoxin, ZHANG Xiaofeng. Medical image segmentation based on FCM with peak detection [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2014, 9(5): 584-589.

Medical image segmentation based on FCM with peak detection

TANG Wenjing¹, XU Zhaoxin², ZHANG Xiaofeng¹

(1. College of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China; 2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: In order to balance the segmentation results and efficiency of traditional FCM and related improved algorithms, a fast FCM segmentation scheme based on peak detection is proposed in this paper. First the cluster centroids are initialized based on peak detection strategy, and then the medical image segmentation is performed based on the initial cluster centroids. The nature of the proposed scheme is to guide the initialization of cluster centroids with peak detection, which can make the initial centroids close to the final centroids and further improve the efficiency of the algorithm. Experiments on the medical images showed that the proposed scheme can improve the segmentation efficiency greatly and obtain good segmentation results.

Keywords: FCM; FCMs; EnFCM; image segmentation; medical image processing; peak detection; clustering centers; histogram

图像分割是医学图像处理的重要内容之一,对医学图像中感兴趣的组织或器官进行精确地分割是对病变部位进行定性或定量分析的基础,也是对病

变组织进行精确三维重建的重要前提。模糊聚类算法(fuzzy C-means, FCM)是一种非监督的聚类算法,已经被成功地应用到图像分割^[1-6]中,但有两个缺点:1)由于 FCM 算法仅仅考虑了图像的灰度信息,没有对图像提供的空间邻域信息加以利用,使得医学图像分割无法取得令人满意的效果;2) FCM 算法采用迭代的方式对定义的目标函数进行最小化,使

收稿日期:2014-08-04. 网络出版日期:.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61170161);山东省自然科学基金资助项目(ZR2012FQ029);鲁东大学基金资助项目(LY2010014).

通信作者:唐文静. E-mail:twj_tang@126.com.

得算法的运行效率低下。针对这些问题,许多研究者对传统的 FCM 算法进行了改进^[7-13],如利用图像的统计信息提高算法效率,或者把像素的邻域信息考虑到图像的分割过程等,然而这些改进算法始终无法很好地平衡分割的效果与算法的运行效率。基于此,提出峰值检测的 FCM 算法,并将其应用于医学图像分割进行实验。

1 峰值检测的 FCM 算法

1.1 经典的 FCM 算法

作为一种经典的聚类算法,FCM 已经被广泛地运用到模式识别、目标检测等领域。FCM 算法可以看作是对 K-均值算法(K-means)的改进^[13-14],其本质是用软处理代替传统的硬处理方式。在 FCM 算法中,目标函数定义为

$$F = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \tag{1}$$

式中: C 是预先设置的聚类数目, n 是图像中像素数目, $m > 1$ 是模糊因子, $u_{ij} \in [0,1]$ 是第 j 个像素属于第 i 类的隶属度,并且满足 $\sum_{i=1}^C u_{ij} = 1$, $d_{ij} = |x_j - v_i|$ 是第 j 个像素与第 i 个聚类中心间的距离,其中

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \tag{2}$$

应用 FCM 算法对图像进行分割就是最小化式中目标函数的过程,其目的是使所有的像素尽可能靠近相应的聚类中心,从而达到图像分割的目的。在 FCM 算法中,通常采用拉格朗日算子法最小化目标函数,即构造如下的函数:

$$F' = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^C u_{ij} - 1 \right) \tag{3}$$

通过 $\frac{\partial F'}{\partial u_{ij}} = 0$,可得

$$u_{ij} = \left(\sum_{k=1}^C \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1} \tag{4}$$

1.2 峰值检测的快速 FCM 算法

针对 FCM 算法的缺点,研究者相继提出了空间约束的 FCM 算法(FCMs)^[7]和改进的 FCM 算法(EnFCM)^[9]等相关算法。其中,FCMs 算法对图像邻域信息的利用是在目标函数中加入邻域项,而 EnFCM 算法对算法效率的改进主要是借助图像的直方图进行。然而,在这些相关的改进算法中,始终无法很好地平衡分割的效果与算法的运行效率。以图 1 中所示的医学图像分割结果为例加以说明。从

图 1 可以看出,FCM 算法和 FCMs 算法的分割效果明显好于 EnFCM 算法,而 EnFCM 算法的运行效率又明显好于前两个算法。因此,如何有效地平衡算法的分割效果与运行效率,一直是 FCM 算法的研究热点,这也是本文的出发点。本文认为,FCM 算法对图像中提供的信息远没有充分利用,以图 1(a) 的直方图加以说明,如图 2 所示。

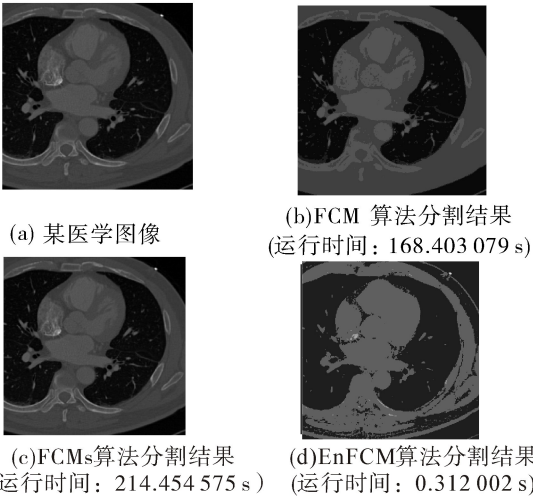


图 1 几种算法对某医学图像的分割结果

Fig.1 A medical image segmentation results of several algorithms

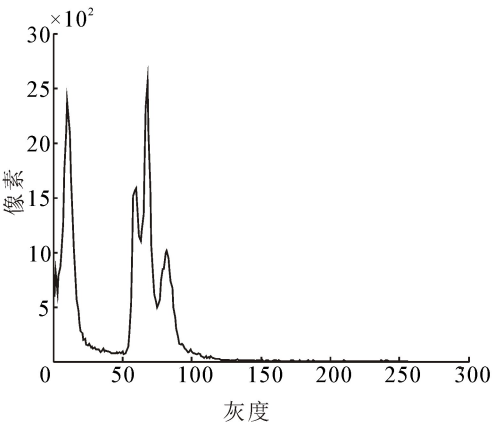


图 2 图 1(a) 的直方图

Fig.2 Histogram of Fig.1 (a)

从图 2 可以看出,该直方图具有 4 个明显的波峰,对应的灰度值分别是 10、58、67 和 81,而运用 FCM 算法求得的最最终聚类中心分别为 10.223 7、57.590 0、68.671 2 和 86.451 6。可以发现,这 4 个峰值比较接近最终的聚类中心。如果初始化时能够使算法的聚类中心接近最终的聚类中心,则在迭代过程中必定可以有效减少算法的迭代次数,提高算法的运行效率。而在 FCM、FCMs 以及 EnFCM 等相关改进算法中,并没有考虑这一点,它们的初始聚类

中心是在随机化产生隶属度的基础上计算的,通常情况下比较集中,因而导致了算法的运行效率低下。针对这个问题,提出了一种逼近策略,在获取到峰值的基础上计算相应的区间,利用区间信息初始化相应的聚类中心。算法的具体步骤如下:

- 1) 计算给定图像的直方图 H ;
- 2) 计算直方图 H 上所有峰值的集合 P , 即 $P = \{i | H(i) > H(i-1) \text{ 且 } H(i) > H(i+1)\}$;
- 3) 如果 $|P| \leq C$, 转 6), 否则转 4);
- 4) 根据像素灰度值与峰值的距离, 计算每个峰值 i 关联的像素数目, 即

$$N(i) = |\{j, |I(j) - i| = \min_{1 \leq k \leq |P|} |I(j) - k|\}| \quad (5)$$
- 5) 删除关联像素数目最少的峰值, 并将与其关联的像素与相邻的两个峰值重新关联, 转 3);
- 6) 根据获取的峰值初始化聚类中心;
- 7) 根据式(4)初始化像素的隶属度 u_{ij} ;
- 8) 根据式(1)计算目标函数的值 F ;
- 9) 根据式(2)计算聚类中心;
- 10) 根据式(4)更新像素的隶属度;
- 11) 根据式(1)计算目标函数的值 F' ;
- 12) 如果 $F - F' < \text{threshold}$, 算法结束; 否则, 令 $F = F'$, 转 9)。

1.3 聚类中心的初始化

峰值检测的 FCM 算法的关键在于聚类中心的初始化, 本部分将就这个问题进行讨论。初始化策略分为两步:

- 1) 基于获取的 C 个峰值将直方图分割为 C 个区间, 具体如下:

(1) 第一个区间下界 $l_1 = 0$, 上界 $h_1 = \{i | \arg \min_{P_1 \leq i \leq P_2} \{H(i)\}\}$;

(2) 最后一个区间上界 $h_c = 255$, 下界 $l_c = \{i | \arg \min_{P_{C-1} \leq i \leq P_C} \{H(i)\}\}$;

(3) 其他区间下界 $l_i = 1 + \{i | \arg \min_{P_{i-1} \leq i \leq P_i} \{H(i)\}\}$, 上界 $h_i = 1 + \{i | \arg \min_{P_i \leq i \leq P_{i+1}} \{H(i)\}\}$ 。

- 2) 在所获取的 C 个区间上, 初始化算法的聚类中心, 如式(6):

$$v_i = \sum_{j=l_i}^{h_i} jH(j) / \sum_{j=l_i}^{h_i} H(j) \quad (6)$$

1.4 与其他算法的比较

与 FCM 及 FCMs 算法相比, 本文算法有效地利

用了图像的统计信息, 因而可以有效地提高算法的运行效率; 与 EnFCM 算法相比, 算法在图像直方图的基础上进行了进一步的处理, 本文算法利用峰值检测技术来指导聚类中心的计算, 可以避免传统 EnFCM 算法中随机化产生隶属度的情况, 保证最终的分割效果。

2 实验分析

本部分将以图 3 中的医学图像为例, 将本文的算法与 FCM、FCMs 和 EnFCM 进行比较。需要说明的是, 实验选取的医学图像是真实的医学图像, 其尺寸为 512×512 。

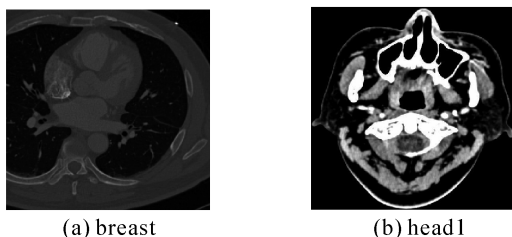


图3 实验选取的医学图像

Fig.3 Experimental images

2.1 视觉效果比较

本部分对 FCM、FCMs、EnFCM 以及本文提出的峰值检测的初始化策略的分割结果进行视觉效果比较。实验过程中相关参数的设置如下: 预设的聚类数目 $C = 4$, 允许迭代的最大次数为 100, $m = 1.75$, $\alpha = 2.0$ 。同时, 为了便于表示, 将本文初始化聚类中心的策略表示为 IntFCM。对图 3 中 4 幅图像运用 4 种算法分割的结果如图 4 所示。从图 4 的 breast 分割结果中可以看出, FCM 算法和 FCMs 算法由于在隶属度初始化时采取了随机产生的策略, 因而无法很好地区分 breast 图像的主要成分, 而 EnFCM 算法则对图像的细节部分无法很好地分辨, 分割结果中小而碎的区域较多。而本文提出的峰值检测 FCM 算法则可以较好地分辨出图像的主要成份, 这在图 2 中的直方图中非常明显。换句话说, FCM 和 FCMs 算法在最小化目标函数的过程中, 将灰度值为 58 和 67 的峰值判定为同一类, 而本文算法则可以有效地将二者分辨出来。同时, FCMs 算法由于考虑了像素的邻域信息, 因而分割后结果中的“琐碎区域”明显少于 FCM 算法的分割结果, 分割的整体性较好。比较其余图像, 得到本文的算法在上述 4 幅医学图像的分割结果较好, 明显优于传统的模糊 C 均值算法 (FCM)、基于空间约束的 FCM 算法 (FCMs) 和改

进的 FCM 算法(EnFCM)的分割效果。

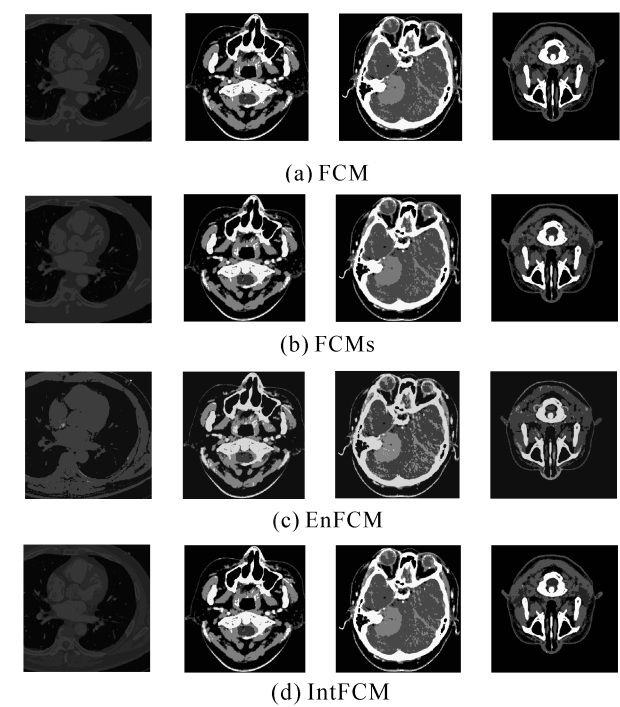


图 4 不同算法的分割结果

Fig. 4 The results of different image segmentation algorithms

2.2 分割质量比较

对于图像分割结果的质量比较,存在各种各样的标准,本部分将从聚类算法的角度出发,从中选择了 4 个标准,对涉及的 4 个算法进行比较。选择的相关标准如下所示。

1) 第 1 个量化评价标准称为 Bezdek 划分系数^[15],其定义如下:

$$V_{PC} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n u_{ij}^2 \quad (7)$$

从 V_{PC} 的定义来看,一个好的聚类应使图像中像素属于某一类的隶属度尽可能大,而属于其他类的隶属度尽可能小。因此,一个好的聚类的 V_{PC} 值应尽可能大。

2) 本文选用的第 2 个量化标准是 V_{XB} ,具体定义如下^[16]:

$$V_{XB} = \frac{\sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n (u_{ij}^2 I(j) - v_i^2)}{N \min \forall_{j \neq k} \{v_j - v_k\}} \quad (8)$$

从 V_{XB} 的描述可以看出, V_{XB} 的值反映的是聚类内部的一种距离度量。由于在图像分割时希望聚类内部更紧致一些,因此,对一个好的聚类而言,其 V_{XB} 值应稍小一些。

3) Liu 在进行多分辨率彩色图像分割时,提出

了一种 Liu 系数,用以描述分割后图像与原图像的差别^[17],本文对其中的距离进行了修正,使其可以运用在灰度图像的分割效果评价上,定义如下:

$$F(I) = \frac{\sqrt{C}}{n} \sum_{i=1}^C \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}} \quad (9)$$

式中: A_i 是第 i 类中像素的数目, $e_i = \sum_{j=1}^{A_i} |I(j) - I'(j)|$ 反映的是分割后图像与原图像在某一聚类上的颜色差。

从式(9)中 $F(I)$ 的定义可以看出,一个好的聚类应该会使分割后图像与分割前图像的差距越小越好,即它对应着较小的 $F(I)$ 值。

4) 重构错误率(reconstruct error)是由 Pedrycz 提出的,指的是利用分割后的图像对原图像进行重构后,与原图像之间的差别^[18-20],具体定义如下:

$$V_{RE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|I''(i) - I(i)\|^2 \quad (10)$$

式中: $I''(i)$ 表示重构后图像中第 i 个像素的灰度值,定义如下:

$$I''(i) = \frac{\sum_{k=1}^C u_{ki}^m I(i)}{\sum_{k=1}^C u_{ki}^m} \quad (11)$$

从式(10)重构错误率的定义可以看出,对分割后的图像进行重构后,当然希望所得到的图像与原图像尽可能地相似,因此,一个好的图像分割算法应具有较小的重构错误率。

实验从上述 4 方面进行了比较,结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,从 Bezdek 划分系数进行比较时,本文算法和 FCM 算法在这 4 种算法中表现较好,FCMs 算法和 EnFCM 算法表现较差;从聚类内部的距离来看,本文算法要略好于 FCM 和 FCMs 算法,明显好于 EnFCM 算法,这说明本文算法的区域同质性更强;从 Liu 系数进行比较时,本文算法和 FCM 算法较好,FCMs 算法由于考虑了邻域信息,所以其值比 FCM 稍大,EnFCM 算法表现较差;在重构错误率方面,本文算法要略好于 FCM 和 FCMs 算法,明显好于 EnFCM 算法,这说明本文算法重构的图像更接近于原图像。

从对聚类算法的 4 个衡量标准综合来看,本文提出的基于区间计算的聚类中心初始方案由于充分考虑了区间提供的信息,其结果可以与 FCM 算法相媲美,明显优于 FCMs 算法和 EnFCM 算法。

表 1 分割质量比较
Table 1 Qualitison compare of segmentation results

标准	算 法	breast	head1	tumor	head2
V_{PC}	FCM	0.908 256	0.937 925	0.920 705	0.943 104
	FCMs	0.890 121	0.910 757	0.891 943	0.923 302
	EnFCM	0.780 815	0.880 399	0.856 142	0.875 697
	IntFCM	0.887 940	0.937 925	0.920 705	0.943 104
V_{XB}	FCM	1.708 753	1.528 459	3.980 954	1.269 151
	FCMs	1.721 053	1.529 560	1.575 088	6.249 228
	EnFCM	1.705 063	3.370 459	1.704 269	1.702 875
	IntFCM	2.086 202	1.528 461	1.574 369	1.269 151
$F(I)$	FCM	0.375 072	1.785 398	1.611 865	1.164 947
	FCMs	0.383 582	2.034 325	1.777 18	1.298 093
	EnFCM	3.054 808	4.162 635	4.451 05	4.353 452
	IntFCM	0.373 781	1.785 398	1.6118 65	1.164 947
V_{RE}	FCM	39.986 882	96.725 345	106.032 120	61.193 914
	FCMs	40.237 596	105.220 373	114.231 665	67.188 700
	EnFCM	288.005 62	630.001 101	542.438 503	686.889 253
	IntFCM	37.937 884	96.725 322	106.032 094	61.193 855

2.3 运行时间比较

考虑到本文最初的出发点是在保证分割结果的前提下提高 FCM 算法的效率,因此,需要对算法的运行时间进行比较,结果如表 2 所示。需要说明的是,4 个算法均运行在相同的计算机软硬件环境,编程环境采用 MATLAB 2010b。

表 2 算法的运行时间比较

Table 2 Comparison of two algorithm runtime /s				
算 法	breast	head1	tumor	head2
FCM	197.921 875	163.937 5	212.390 625	177.875 000
FCMs	427.046 875	365.687 5	561.609 375	304.640 625
EnFCM	0.453 125	0.453 125	0.484 375	0.453 125
IntFCM	102.687 5	114.718 75	119.578 125	151.312 500

从表 2 可以看出,虽然文中算法在运行效率上明显不如 EnFCM 算法,但较 FCM 算法和 FCMs 算法有明显地提高,满足了本文最初的要求。

3 结束语

FCM 算法用于医学图像分割时存在低效率问题,其相关改进算法在效率与分割效果方面又很难取得平衡,针对这个问题,本文提出了基于峰值检测的 FCM 算法,其本质是在 FCM 算法进行初始化时使初始化的聚类中心逼近最终的聚类中心,以提高

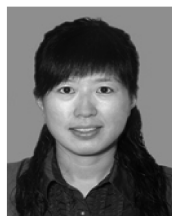
算法的效率。在医学图像上的实验表明,本文算法在视觉效果、图像分割质量方面,要优于 FCM 及其相关改进算法;相比于 FCM 和 FCMs 算法,其运行效率有所提高,但与 EnFCM 算法仍有较大的差距。在接下来的工作里,将继续研究如何保证分割效果的前提下进一步提高算法的运行效率,使其与 EnFCM 在运行效率上可以相媲美。

参考文献:

[1] 徐少平, 刘小平, 李春泉, 等. 基于区域特征分析的快速 FCM 图像分割改进算法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(6): 987-995.
XU Shaoping, LIU Xiaoping, LI Chunquan, et al. An improved fast FCM image segmentation algorithm based on region feature analysis[J]. Pattern Recognition and Aitificial Intelligence, 2012, 25(6): 987-995.
[2] HE Lianghua, WEN Ying, WAN Meng, et al. Multi-channel features based automated segmentation of diffusion tensor imaging using an improved FCM with spatial constraints[J]. Neurocomputing, 2014, 137: 107-114.
[3] 唐利明, 田学全, 黄大荣, 等. 结合 FCMS 与变分水平集的图像分割模型[J]. 自动化学报, 2014, 40(6): 1233-1248.
TANG Liming, TIAN Xuequan, HUANG Darong, et al. Image segmentation model combined with FCMS and variational

- level set[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(6): 1233-1248.
- [4] CAO H B, DENG H W, WANG Y P. Segmentation of M-FISH images for improved classification of chromosomes with an adaptive fuzzy C-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2012, 20(1): 1-8.
- [5] 张小峰. 基于模糊聚类算法的医学图像分割技术研究[D]. 济南:山东大学, 2014: 7-20.
- ZHANG Xiaofeng. Research of medical image segmentation based on fuzzy clustering algorithm [D]. Jinan: Shandong University, 2014: 7-20.
- [6] KANNAN S R, RAMATHILAGAM S, SATHYA A, et al. Effective fuzzy C-means based kernel function in segmenting medical images[J]. Computers in Biology and Medicine, 2010, 40(6): 572-579.
- [7] 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 Trans Med Imaging, 2002, 21(3): 193-199.
- [8] CHUANG K S, TZENG H L, CHEN S, et al. Fuzzy C-means clustering with spatial information for image segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30(1): 9-15.
- [9] SZILAGYI L, BENYO Z, SZILAGYI S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy c-means algorithm[C]. //Proceedings of 25th Annual International Conference of IEEE EMBS. Cancun, Mexico, 2003: 17-21.
- [10] 张保威, 钱慎一, 宋宝卫. 改进 FCM 在医学图像分割中的应用[J]. 计算机工程, 2012, 38(14): 193-195.
- ZHANG Baowei, QIAN Shenyi, SONG Baowei. Application of improved FCM in medical image segmentation[J]. Computer Engineering, 2012, 38(14): 193-195.
- [11] 吴林, 郭大勇, 施克仁等. 改进的 FCM 在人脑 MR 图像分割中的应用[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44(2): 157-159.
- WU Lin, GUO Dayong, SHI Keren, et al. Modified fuzzy c-means algorithm for image segmentation in brain magnetic resonance images[J]. Journal Tsinghua University: Sci & Tech, 2004, 44(2): 157-159.
- [12] MILIND M, MUSHIRIF, AJOY K. A-IFS histon based multithresholding algorithm for color image segmentation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2009, 16(3): 168-171.
- [13] LI Yang, YU Fusheng. A new validity function for fuzzy clustering [C]//Proceedings of the 2009 International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing. Park City, USA, 2009: 462-465.
- [14] ZHANG Daoqiang, CHEN Songcan. A novel kernelized fuzzy C-means algorithm with application in medical image segmentation [J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2004, 32(1): 37-50.
- [15] BEZDEK J C. Cluster validity with fuzzy sets[J]. Cybernetics, 1974, 3(3): 58-73.
- [16] XIE X L, BENLi G. A validity measure for fuzzy clustering [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1991, 13(8): 841-847.
- [17] LIU J Q, YANG Y H. Multi-resolution color image segmentation [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1994, 16(7): 689-700.
- [18] WITOLD P. Knowledge-based clustering[M]. Wiley-Interscience, 2005: 46-66.
- [19] GRAVES D, PEDRYCZ W. Kernel-based fuzzy clustering and fuzzy clustering: a comparative experimental study[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2010, 161(4): 522-543.
- [20] 贾旭, 崔建江, 薛定宇, 等. 基于感兴趣区域函数优化的静脉图像分割算法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(3): 475-480.
- JIA Xu, CUI Jianjiang, XUE Dingyu, et al. Vein image segmentation algorithm based on function optimization in regions of interest [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(3): 475-480.

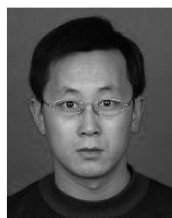
作者简介:



唐文静, 1980 年生, 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为图像处理、模式识别。主持山东省自然科学基金项目 1 项, 参与国家自然科学基金项目 1 项、山东省自然科学基金项目 1 项, 发表学术论文十余篇, 出版专著 1 部。



许兆新, 1966 年生, 女, 研究员, 博士, 主要研究方向为信息处理与控制、智能航海。完成预研、专项及与其他科研单位合作项目等 10 余项。获国防科学技术奖一等奖 1 项, 军队科技进步二等奖 1 项, 其他省级科技进步奖等多项, 发表学术论文 20 余篇, 出版专著 1 部。



张小峰, 1978 年生, 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为模式识别、数字图像处理。主持和参与多项省部级课题, 曾获烟台市科研论文一等奖, 发表学术论文 20 余篇, 多篇被 SCI/EI 收录。