

# 利用邻域差异性信息的 FCM 改进算法

林亚忠<sup>1</sup> 郝刚<sup>2</sup> 顾金库<sup>2</sup>

(1. 福建漳州第175医院(厦门大学附属东南医院) 福建漳州 363000; 2. 厦门大学 计算机科学系 厦门 361005)  
(yzlincqh@tom.com)

**摘要:** 为了克服模糊 C 均值(FCM)无法处理图像噪声的缺点以及常用改进算法分割不足,提出了一种利用邻域差异性信息的 FCM 改进算法。利用高斯函数来合理刻画邻域间像素的空间位置和灰度差异特性,实现对中心像素隶属度的调整,达到分割噪声图像的目的。实验证明,该算法可以有效地处理高斯和椒盐噪声,在去除噪声的同时较完整地保留了图像的细节,其分割效果优于几种常用 FCM 改进算法。

**关键词:** 模糊 C 均值;空间差异;灰度值差异;高斯函数

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Improved FCM algorithm using difference of neighborhood information

LIN Ya-zhong<sup>1</sup>, HAO Gan<sup>2</sup>, GU Jin-ku<sup>2</sup>

(1. The 175 Hospital (Southeast Hospital of Xiamen University), Zhangzhou Fujian 363000, China;  
2. Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen Fujian 361005, China)

**Abstract:** In order to overcome the shortcoming of Fuzzy C-means (FCM) that cannot deal with image noise and weaknesses of its common improved algorithms, an improved FCM algorithm using the difference of neighborhood information was proposed in this paper, which used Gaussian function to characterize the difference of space and gray value about neighborhood pixels reasonably, and to adjust the center pixel membership to achieve the purpose of noise image segmentation. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively deal with the images with Gaussian and Pepper & Salt noise, and can remove the noise while retaining more complete details of image. Its segmentation results are better than several improved FCM algorithms in the literatures.

**Key words:** Fuzzy C-Means (FCM); difference of space; difference of gray value; Gaussian function

## 0 引言

图像分割是指将一幅图像分解为若干个互不交迭区域的集合,是图像处理和机器视觉的基本问题之一,广泛地应用在机器人视觉、目标识别和医学领域中<sup>[1-2]</sup>。常见的图像分割算法有边缘分割算法、区域分割算法以及边缘与区域相结合的分割算法。

模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)是一种典型的区域分割算法,它在传统硬聚类的基础上,引入了模糊度的概念,可以尽可能多地保留图像的信息,是一种应用比较广泛的图像分割算法。但是,传统的 FCM 算法在每次迭代过程中,是以单个像素作为单位,没有考虑像素的邻域信息,所以它在处理噪声图像时,效果并不理想。近年来,一些学者已经将像素的邻域信息结合到 FCM 算法中<sup>[3-8]</sup>。其中文献[3-4]修改了 FCM 的目标函数,增加了邻域信息对像素的影响;文献[5]首先利用像素邻域信息生成一幅加权图像,然后对新图像进行聚类分割;文献[6]通过修改距离函数改进了 FCM 算法;文献[7-8]在像素隶属度的计算中加入了邻域信息。这些改进在某种程度上改善了噪声图像的分割结果,但忽略了邻域像素对中心像素影响的差异性,造成它们在处理部分噪声图像的分割精度上仍有不足。因此,本文提出一种新颖有效的

改进算法,利用高斯函数来刻画邻域像素点的空间和灰度等差异性信息,从而指导中心像素隶属度的调整,实现对噪声图像的精确分割。

## 1 FCM 及其部分改进算法

### 1.1 标准 FCM 算法

FCM 算法根据图像中像素和聚类中心的加权相似性测度,通过对目标函数进行迭代优化以确定最佳分类。设图像像素点集  $\{x_k\}_{k=1}^n$ , 利用传统 FCM 算法将其分为  $c$  类,其目标函数表示为:

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad 0 \leq u_{ik} \leq 1, \forall k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \quad (3)$$

其中:  $U$  为隶属度矩阵;  $u_{ik}$  表示像素点  $x_k$  对聚类中心  $v_i$  的隶属度;  $m$  为隶属度加权系数,决定结果的模糊程度;  $V$  为聚类中心矩阵。

利用 Lagrange 乘子寻优算法得到隶属度和聚类中心的迭代公式为:

收稿日期:2010-08-23。

基金项目:福建省自然科学基金资助项目(2008J0312);南京军区“十一五”计划项目(06MA99);南京军区重点课题资助项目(08Z021)。

作者简介:林亚忠(1973-),男,福建漳州人,高级工程师,博士,主要研究方向:计算机图像处理、模式识别、数据挖掘;郝刚(1986-),男,内蒙古巴彦淖尔人,硕士研究生,主要研究方向:计算机图像处理;顾金库(1985-),男,山东德州人,硕士研究生,主要研究方向:计算机图像处理。

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - v_i\|}{\|x_k - v_j\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (5)$$

显然,标准的FCM算法是通过迭代式(4)~(5)实现对图像的分割。

## 1.2 几种常用FCM改进算法

### 1) FCM\_S<sup>[3]</sup>。

Ahmed等人通过在FCM目标函数中加入邻域附加项,将邻域信息结合到每个像素的处理过程中,从而补偿了图像灰度的不均匀性。其改进目标函数为:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \sum_{r \in N_k} \|x_r - v_i\|^2 \quad (6)$$

其中: $x_k$ 是第 $k$ 个像素的灰度值; $v_i$ 代表第 $i$ 个聚类中心; $u_{ik}$ 表示第 $k$ 个像素对第 $i$ 个聚类中心的隶属度; $m$ 为隶属度加权系数; $N_R$ 代表像素点 $x_k$ 的邻域像素个数; $x_r$ 代表 $x_k$ 的邻域内像素灰度值;参数 $\alpha$ 决定了邻域对中心像素的影响程度。

### 2) FCM\_S1<sup>[4]</sup>。

为了解决FCM\_S算法在分割时间和精确性上的不足,Chen等人提出了FCM\_S1算法。该算法通过引入邻域均值来简化FCM\_S对邻域附加项的计算,且其邻域均值在算法迭代前事先计算出来,从而既可减少运算时间又可有效减弱噪声对分割结果的影响。其目标函数为:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|\bar{x}_k - v_i\|^2 \quad (7)$$

其中 $\bar{x}_k$ 代表像素点 $x_k$ 的邻域像素均值。

### 3) FCM\_S2<sup>[4]</sup>。

由于FCM\_S1算法在处理含有椒盐噪声等脉冲噪声的图像时效果不理想,Chen等人进一步提出了FCM\_S2算法,它利用邻域中值代替了FCM\_S1算法中的邻域均值,增强了算法处理含有脉冲噪声类型图像的能力。

### 4) EnFCM<sup>[5]</sup>。

为了克服标准FCM算法没有利用像素邻域信息的不足,同时弥补引入邻域信息后算法在速度上的缺陷,Szilágyi等人提出了一种结合邻域信息的快速FCM算法。它首先对每个像素及其邻域像素的灰度值进行加权平均,并生成一幅新图像 $\xi$ ,然后结合新图像的直方图信息,实现图像的快速分割。利用如下公式生成 $\xi$ 图像:

$$\xi_k = \frac{1}{1+\alpha} \left( x_k + \frac{\alpha}{N_{Rj \in N_k}} \sum x_j \right) \quad (8)$$

其中 $\xi_k$ 代表图像 $\xi$ 第 $k$ 个像素点的灰度值。

结合图像 $\xi$ 直方图信息的EnFCM算法目标函数为:

$$J_s = \sum_{i=1}^c \sum_{l=1}^q \gamma_l u_{il}^m (\xi_l - v_i)^2 \quad (9)$$

其中: $\gamma_l$ 表示灰度值为 $l$ 的像素点个数; $q$ 为图像的灰度级。

上述提到的几种常用FCM改进算法,均将邻域中每个像素点对中心像素点的影响程度设为一样,忽略了像素之间的位置和灰度值差异,造成它们在处理噪声图像的精度方面存在一些不足。本文提出的改进算法不仅考虑了邻域像素点与中心像素点的空间位置差异,而且也考虑了邻域像素点与邻域均值的灰度值差异,通过高斯函数来刻画这两类差异,对不

同邻域像素点赋予不同的权值,最后利用邻域像素点隶属度对中心像素点的隶属度进行影响并使之进行相应调整。

## 2 利用邻域差异性信息的FCM改进算法

在本文的FCM改进算法中,邻域像素点对中心像素点的影响被设定为不一样。对于邻域内每个像素点,如果其位置离中心像素点越接近,灰度值与邻域灰度均值差异越小,则它对中心像素点的影响程度越大。因此,可以考虑利用高斯函数来确定这种影响程度,并通过邻域像素的隶属度进行加权来影响和调整中心像素点的隶属度。利用该算法处理噪声图像时,当噪声点是邻域中心像素时,由于它受到周围邻域大量正常像素点的影响,通过自动调整其隶属度,可以较好地避免误分类;另外,如果中心像素点是正常的图像像素,由于噪声点与邻域大部分正常像素的灰度值差异大,自动使其加权系数调小,从而不会对正常像素的分类造成过大的影响;同时,利用像素空间位置的差异信息,可以最大限度保留噪声图像中丰富细节信息,防止细节被算法过度平滑。

在该算法每次迭代中,首先计算出隶属度矩阵 $U$ ,然后利用每个像素的邻域信息对该像素的隶属度进行调整,具体的公式为:

$$h_{ik} = \frac{1}{1+\alpha} \left( u_{ik} + \alpha \frac{\sum_{j \in N_k} u_{ij} k_{\sigma_1}(\text{dist}(x_k, x_j)) k_{\sigma_2}(\bar{x}_k - x_j)}{\sum_{j \in N_k} k_{\sigma_1}(\text{dist}(x_k, x_j)) k_{\sigma_2}(\bar{x}_k - x_j)} \right) \quad (10)$$

其中: $\alpha$ 代表整个邻域对中心像素的影响程度; $\bar{x}_k$ 表示以 $x_k$ 为中心的邻域像素灰度均值; $\text{dist}$ 函数计算两个像素点之间的距离,其具体形式如下:

$$\text{dist}(x_k, x_j) = \sqrt{(p_k - p_j)^2 + (q_k - q_j)^2} \quad (11)$$

在式(11)中, $(p_k, q_k)$ 、 $(p_j, q_j)$ 分别代表像素点 $x_k$ 、 $x_j$ 的坐标信息。

式(10)中 $k_{\sigma}(x)$ 为高斯函数,它通过邻域像素的空间和灰度信息来确定对中心像素点的影响程度,用如下公式表示:

$$k_{\sigma}(x) = e^{-x^2/\sigma^2} \quad (12)$$

因此,本文FCM改进算法的实现步骤可以描述如下:

- 1) 设置分类数 $c$ ,模糊加权系数 $m$ ,迭代终止阈值 $\varepsilon$ ,以及邻域影响系数 $\alpha$ ,方差系数 $\sigma_1$ 、 $\sigma_2$ ,设置聚类中心初始值 $V(0)$ 。
- 2) 利用式(4)得到隶属度矩阵 $U$ 。
- 3) 利用式(10),并利用像素邻域信息对隶属度矩阵进行调整和归一化。
- 4) 利用式(5),通过将新得到的隶属度矩阵计算出聚类中心值。
- 5) 如果 $\|V(t+1) - V(t)\| < \varepsilon$ ,则算法停止;否则 $t = t+1$ 转向2)。

## 3 实验及结果分析

在该实验中,利用FCM算法、FCM\_S算法、FCM\_S1算法、FCM\_S2算法、EnFCM算法以及本文的改进算法分别对人工合成图像和仿真脑组织图像进行分割比较。

### 3.1 人工合成图像分割

如图1(a)构造一幅 $256 \times 256$ 人工图像,其不同区域分别由30、100、170、220共4种不同灰度值构成。对该图像用Matlab的`imnoise`函数分别加入均值为0,方差与灰度级平方的比值为5%、8%、10%的高斯噪声和密度为5%、10%、15%的

椒盐噪声,并利用上述算法对其进行分割比较。设置每个算法的模糊加权系数  $m = 2$ , 分类数  $c = 4$ , 迭代终止阈值  $\varepsilon = 1.5$ , 设置 FCM\_S、FCM\_S1、FCM\_S2、EnFCM 和本文改进算法的邻域窗口大小为  $5 \times 5$ , 邻域影响系数  $\alpha = 3.0$ , 设置本文改进算法的方差系数  $\sigma_1 = 3$ ,  $\sigma_2 = 13$ 。定义分割准确率的定义为<sup>[3]</sup>:

$$\text{分割准确率} = \frac{\text{图像中被正确分类的像素个数}}{\text{图像像素总个数}} \quad (13)$$

图 1 显示图像在含有 15% 椒盐噪声情况下各算法分割结果,表 1 显示在不同噪声情况下各算法的分割准确率。

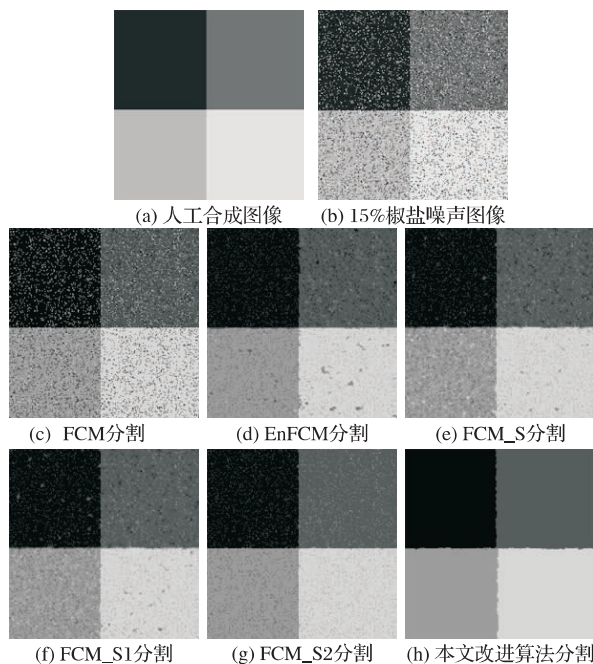


图 1 各算法对含 15% 椒盐噪声合成图像分割结果

表 1 各算法在不同类型不同程度噪声下的分割准确率 %

算法	高斯噪声			椒盐噪声		
	5%	8%	10%	5%	10%	15%
FCM	55.80	50.00	47.50	96.11	92.51	88.85
EnFCM	90.27	85.61	82.00	96.73	93.89	91.04
FCM_S	92.72	85.83	81.73	96.60	93.45	90.29
FCM_S1	93.19	86.57	82.59	96.61	93.71	90.70
FCM_S2	93.09	87.04	83.41	97.37	94.92	92.45
本文改进算法	97.25	94.14	90.90	99.79	99.58	99.41

从图 1 可以看出,FCM 算法对噪声图像的分割存在困难,大部分噪声都没有很好地被去除,这主要是由于 FCM 算法没有考虑到图像的邻域信息,因此算法易受噪声的影响,如图 1(c) 所示。EnFCM、FCM\_S、FCM\_S1、FCM\_S2 等常用改进算法由于考虑了图像的邻域信息,因此可以部分去除了图像的噪声,但表现在分割结果上仍有大量分散噪声存在,如图 1(d) ~ (g) 所示。而本文改进的 FCM 算法不仅利用了图像的邻域信息,而且也将邻域中的灰度和空间位置的差异特性用高斯函数给予合理地描述,较好地影响并指导中心像素点隶属度的调整,从而较好地完成对噪声图像的分割,从图 1(h) 可以看出,除在 4 种灰度级的连接部分(即边界)存在一些误分类外,其余大部分像素点都得到正确分类。

从表 1 可以看出,不管是高斯噪声还是椒盐噪声的影响,4 种分割算法随着噪声成分的增加,分割精度呈现递减趋势。在高斯噪声从 5% 提高至 10% 时,递减速度表现为本文改进算法最好,EnFCM 次之,具体为 FCM 准确率降低 8.3%, EnFCM 降低 8.27%, FCM\_S 降低了 10.99%, FCM\_S1 降低了

10.60%, FCM\_S2 降低了 9.69%, 而本文改进算法降低仅为 6.35% 且较 EnFCM 少 1.3 倍左右;在椒盐噪声从 5% 提高至 15% 时,本文改进算法最好,FCM\_S2 次之,具体为 FCM 降低了 7.26%, EnFCM 降低了 5.69%, FCM\_S 降低了 6.31%, FCM\_S1 降低了 5.91%, FCM\_S2 降低了 4.92%, 而本文改进算法降低仅为 0.38% 且较 FCM\_S2 少 12.95 倍左右。同样从表 1 还可以看到,在相同类型相同程度噪声情况下,本文改进算法准确率最高,平均比 FCM 高出 25.1%, 比 EnFCM 高出 6.92%, 比 FCM\_S 高出 6.74%, 比 FCM\_S1 高出 6.28%, 比 FCM\_S2 高出 5.47%。如图 2 所示本文改进算法的准确率折线最为平坦,它直观地说明本文提出改进算法对噪声图像分割的稳定性最好,尤其在椒盐噪声中表现极其明显,比传统改进算法稳定性高出 12.9 倍以上;在分割时间方面,本文改进算法平均在 2 ~ 3 s, 比 EnFCM 稍慢,但和其他常用改进算法相当。

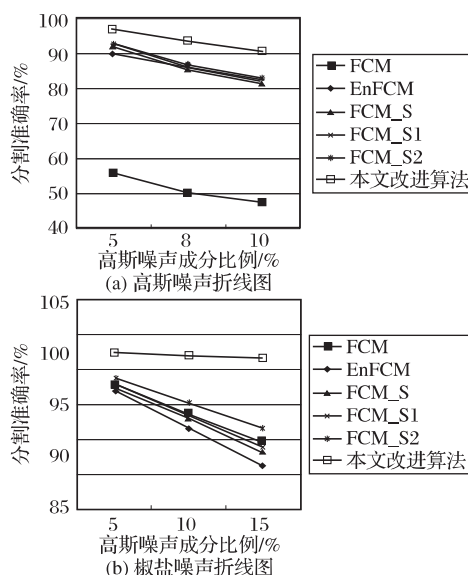


图 2 各算法分割准确率折线图

从上面的实验可以看出,在高斯噪声影响下,FCM 基本无法较好地去除图像的噪声,不适合于这类型噪声的图像分割;而本文改进算法不管在高斯还是椒盐噪声影响下,在速度相当情况下,其精度和稳定性均比文中其他常用改进算法有明显的优势。造成上述结果迥异的主要原因是它们是否合理描述了邻域间像素的相关性,其中,FCM 算法根本没有利用图像的邻域信息;其他常用改进算法却将这种邻域相关性简单地设置为一致,没有充分考虑邻域像素的位置差异和灰度差异均可能对中心像素点产生不同影响;而本文改进算法考虑图像邻域相关性,成功地利用了高斯函数合理地描述了邻域间位置和灰度差异对中心像素影响,因此在准确率和稳定性方面均有较大地改善。

### 3.2 脑组织图像分割

该实验在脑组织图像中加入 10% 椒盐噪声,如图 3(b) 所示,同样利用 3.1 节提供的算法进行分割比较。如图 3(a) 所示仿真脑组织是由背景、灰质、白质和脑脊液 4 部分组成,因此该实验设定的分类数  $c = 4$ , 其余参数设置与上节相同。图 3(c) ~ (h) 为各算法对加入 10% 椒盐噪声脑组织的分割结果。

从图 3 可以得出类似 3.1 节对合成图像的分割结果,即 FCM 算法的去噪能力极差,如图 3(c) 所示。其他常用的改进算法的去噪能力均比 FCM 算法有不同程度改善,如图 3



(d) ~ (g) 所示;而本文改进算法的去噪能力更佳,如图 3(h) 所示。从图 3 也发现本文改进算法在去噪同时也较好地保留图像细节,为更好说明这一特点,将图 3 部分区域进行局部放大,如图 4 所示。

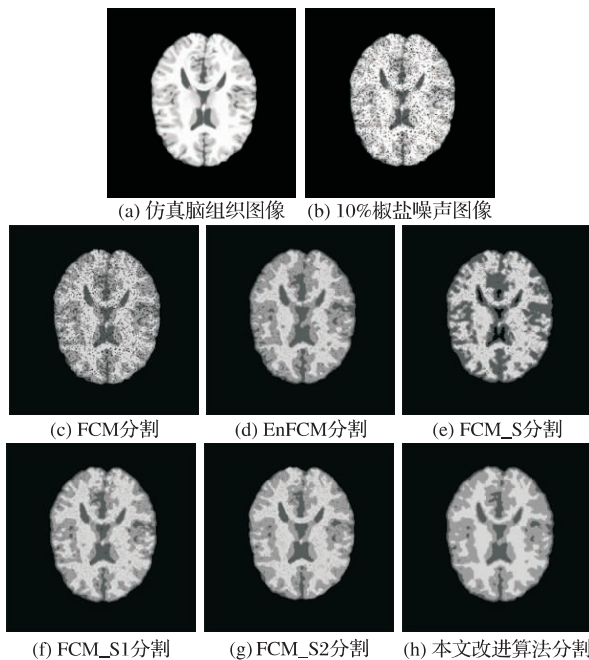


图 3 各算法对含 10% 椒盐噪声脑组织的分割结果

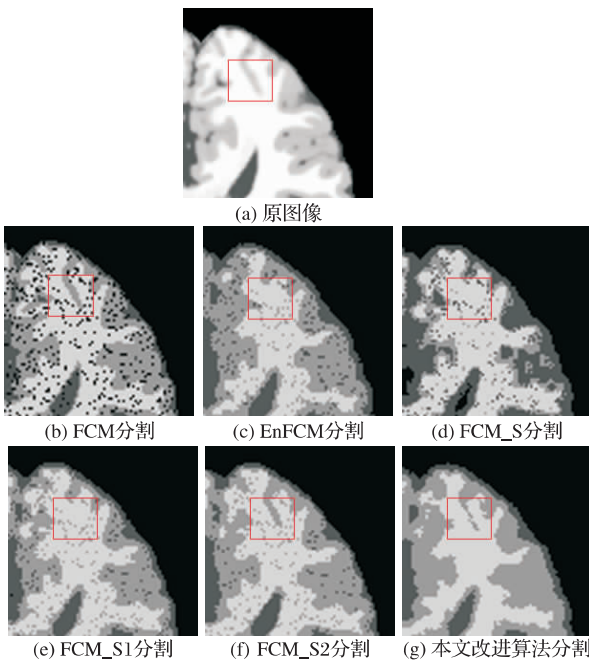


图 4 图 3 局部放大细节信息对比

从图 4 图框标示的区域进行比较可以清楚看出,FCM、FCM\_S2 和本文改进算法在细节保留方面较好,但在去噪同时保留图像细节只有本文改进算法最好。

## 4 结语

从上面不同分割算法对人工合成图像和脑组织图像多组实验比较可以得出如下结论:1) 图像像素邻域间相关信息的合理描述与否直接关系到算法的去噪能力;2) 高斯函数能较好地刻画邻域像素位置差异和灰度差异对中心像素点影响;3) 本文提出的利用邻域差异性信息的 FCM 改进算法通过利用高斯函数来描述邻域像素间空间和灰度的差异特性,完成对邻域相关信息的合理表征,大大改善了算法在不同类型噪声影响下的分割能力,并在一定程度上提高了算法的稳定性。

参考文献:

- [1] 王爱民,沈兰荪. 图像分割研究综述[J]. 测控技术, 2000, 19(5): 1-6.
- [2] BEZDEK J C, HALL L O, CLARKE L P. Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition[J]. Medical Physics, 1993, 20(4): 1033-1048.
- [3] 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.
- [4] CHEN SONG-CAN, ZHANG DAO-QIANG. Robust image segmentation using FCM with spatial constraint based on new kernel-induced distance measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernet, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [5] SZILAGYI L, BENYO Z, SZILAGYI S, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy c-means algorithm [C]// 25th Annual International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 724-726.
- [6] ZHANG DAO-QIANG, CHEN SONG-CAN. A novel kernelized fuzzy c-means algorithm with application in medical image segmentation [J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2004, 32(1): 37-50.
- [7] 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.
- [8] 李志梅,肖德贵. 快速模糊 C 均值聚类的图像分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(12): 187-189.

(上接第 343 页)

- [4] SAXENA A, SUN M, NG A Y. Make 3 D: Learning 3 D scene structure from a single still image[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(5): 824-840.
- [5] ZHENG DAN, WANG YUAN-QING. Depth measurement based on bifocus imaging [C]// 2nd International Congress on Image and Signal Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 1-5.
- [6] 王元庆. 双焦距立体视觉中的光学成像模型[J]. 光学技术, 2007, 33(6): 935-936.
- [7] GARCIA M A, VINTIMILLA B X, SAPPA A D. Efficient

- approximation of gray-scale images through bounded error triangular meshes [C] // IEEE International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1999: 168-170.
- [8] 刘莹,曹剑中,许朝晖. 基于灰度相关的图像匹配算法的改进[J]. 光学技术, 2007, 28(5): 536-540.
- [9] CHENG YIZONG. Mean-shift, mode seeking, and clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [10] 李鑫,王元庆. 双焦立体图像对像素级匹配[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(9): 303-304.