

# 基于局部隶属度和邻域信息的 GIFP-FCM 图像分割算法

王海军\*, 柳明

(滨州学院 航空信息技术研发中心, 山东 滨州 256603)

(\*通信作者电子邮箱 whjym@163.com)

**摘要:**基于一般化的模糊划分 GIFP-FCM 聚类算法是模糊 C 均值算法(FCM)的一种改进算法,一定程度上克服了 FCM 算法对噪声的敏感性,但由于其没有考虑图像的邻域信息,对含有较大噪声的图像分割效果不理想。为此,提出将局部隶属度和局部邻域信息等引入到 GIFP-FCM 算法的目标函数中,通过重新计算每个像素的局部隶属度和邻域信息,较好地克服了噪声影响。利用该算法对合成图像、脑图分割的实验结果表明,对于含有高斯噪声、椒盐噪声和混合噪声的图像,新算法得到的划分系数值最大,划分熵最小,是一种去噪效果较好的图像分割算法。

**关键词:**图像分割;模糊 C 均值;邻域信息;鲁棒性;空间信息

**中图分类号:** TN911.73 **文献标志码:** A

## Generalized fuzzy c-means algorithm with improved fuzzy partitions based on local membership and neighbor information

WANG Haijun\*, LIU Ming

(Aviation Information Technology R&D Center, Binzhou University, Binzhou Shandong 256603, China)

**Abstract:** As an improved algorithm of Fuzzy C-Means (FCM), generalized fuzzy c-means algorithm with improved fuzzy partitions (GIFP-FCM) can reduce the influence of image noises on image segmentation to some extent. However, since the neighbor information is not taken into consideration, GIFP-FCM cannot work well on image with much noises. In order to solve this problem, a new objective function was established with neighbor information and local membership. Every pixel with local membership and neighbor information was recomputed to overcome the influences of noises. The experimental results on synthesized images and brain images show that the proposed algorithm can get the maximum partition coefficient and the minimum partition entropy, which shows the effectiveness of the proposed algorithm.

**Key words:** image segmentation; Fuzzy C-Means (FCM); neighbor information; robustness; spatial information

## 0 引言

模糊 C-均值算法(Fuzzy C-Means, FCM)<sup>[1]</sup>作为无监督聚类算法的一种,已经成功地应用在模式识别、计算机视觉以及图像理解等领域。传统的模糊 C-均值算法由于没有考虑图像的邻域空间信息,因此在分割含噪声图像时不能得到满意的结果。为了能在分割图像时有效地抑制噪声的影响,国内外许多学者<sup>[2-11]</sup>对传统的模糊 C-均值算法进行了改进。Ahmed 等<sup>[12]</sup>提出了基于空间约束的模糊 C-均值(Fuzzy C-Means with Spatial constrains, FCM\_S)算法,该算法在模糊 C-均值算法的基础上,考虑了邻域像素对中心像素的影响,能够大大增强对噪声的抑制能力;但是 FCM\_S 算法需要计算中心像素的邻域信息均值,所以抗噪性能的取得是以牺牲算法的运算时间为代价的。为了减少运算量,Cai 等<sup>[13]</sup>对 FCM\_S 算法进行了改进,提出了基于均值滤波空间约束的模糊 C-均值算法 FCM\_S<sub>1</sub>(Fuzzy C-Means with Spatial constrains of mean value)和基于中值滤波空间约束模糊 C-均值算法 FCM\_S<sub>2</sub>(Fuzzy C-Means with Spatial constrains of median value)。FCM\_S<sub>1</sub>与 FCM\_S 相比,减少了运算时间,但是对椒盐噪声比较敏感;FCM\_S<sub>2</sub>通过用中值滤波代替均值滤波,改善了算法的性能。Chuang 等<sup>[14]</sup>根据图像中相邻像素具有相似的特征值,属于同一类别的概率较大的性质,提出了一种基于隶属度修正的 sFCMpq 算法(Fuzzy C-Means with spatial information),该算

法空间函数只是加强原有隶属度函数的值,所以当噪声比较大时,分割效果并不理想。朱林等<sup>[15]</sup>在 FCM 算法的基础上,引入了新的隶属度约束惩罚项,提出了一般化的改进模糊划分的 FCM 聚类算法(Generalized Fuzzy C-Means with Improved Fuzzy Partitions, GIFP-FCM),该算法虽然使模糊指数  $m$  的取值相对灵活,但是由于没有考虑局部邻域像素的信息,所以对噪声图像的分割效果也不理想。

本文结合空间隶属度修正,同时考虑图像邻域像素信息,在 sFCMpq 算法和 GIFP-FCM 算法的基础上提出了基于均值滤波空间约束的模糊 C-均值算法(sGIFP-FCMpq\_S<sub>1</sub>)和基于中值滤波空间约束模糊 C-均值算法(sGIFP-FCMpq\_S<sub>2</sub>)。实验结果表明,对于合成图像和医学图像,在高斯噪声、椒盐噪声和混合噪声污染下,本文算法与 FCM、FCM\_S<sub>1</sub>、FCM\_S<sub>2</sub>、sFCMpq 和 GIFP-FCM 等算法相比,都具有较好的分割效果,对噪声具有较强的鲁棒性。

## 1 模糊 C 均值(FCM)算法

设图像由  $n$  个像素的集合  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  组成,其中  $x_j$  表示第  $j$  个像素的灰度值,则图像分割问题就转化为  $n$  个像素组成的集合  $X$  分成  $c$  个聚类的问题。通过对目标函数进行迭代优化,获取图像像素到每个聚类中心的隶属度。FCM 算法的目标函数为

收稿日期:2013-03-11;修回日期:2013-04-07。 基金项目:滨州学院科研基金资助项目(BZXYG1214)。

作者简介:王海军(1980-),男,山东烟台人,讲师,硕士,主要研究方向:图像分割;柳明(1980-),男,山东潍坊人,副教授,博士,主要研究方向:图像分割。

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (1)$$

其中:  $\|\cdot\|$  表示欧拉距离;  $m$  为模糊加权指数, 其取值范围为  $1 < m < \infty$ ;  $v_i (1 \leq i \leq c)$  表示聚类中心;  $u_{ij}$  表示第  $j$  个像素到第  $i$  个聚类中心的隶属度。式(1) 要满足下面的约束条件:

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

隶属度函数和聚类中心通过下面的表达式进行迭代更新:

$$u_{ij} = \left[ \sum_{i=1}^c \left( \frac{\|x_j - v_i\|^2}{\|x_j - v_i\|^2} \right) \right]^{-\frac{1}{m-1}} \quad (3)$$

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

## 2 GIFP-FCM 分割算法

GIFP-FCM 模型是基于惩罚对手的竞争学习思想, 对于每一个单独的像素点  $x_j$ , 引入新的隶属度约束惩罚项, 构造新的目标函数如下:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^n a_j \sum_{i=1}^c u_{ij} (1 - u_{ij}^{m-1}) \quad (5)$$

隶属度函数和聚类中心通过下面的表达式进行迭代更新:

$$u_{ij} = \left\{ \sum_{i=1}^c \left[ \left( \frac{\|x_j - v_i\|^2 - a_j}{\|x_j - v_i\|^2 - a_j} \right) \right] \right\}^{-\frac{1}{m-1}} \quad (6)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (7)$$

其中: 式(2) 的约束条件, GIFP-FCM 模型也要满足,  $a_j = \alpha \min \{ \|x_j - v_i\|^2 \mid i \in \{1, 2, \dots, c\} \}$ , 参数  $\alpha (0 < \alpha < 1)$  控制 GIFP-FCM 模型的演化速度。

## 3 sGIFP-FCM<sub>pq-S<sub>1</sub></sub> 和 sGIFP-FCM<sub>pq-S<sub>2</sub></sub> 算法

本文方法的目标函数如下:

$$J_{sGIFP-FCMpq-S} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^n a_j \sum_{i=1}^c u_{ij} (1 - u_{ij}^{m-1}) + \beta \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{x}_j - v_i\|^2 \quad (8)$$

采用拉格朗日乘法算子, 将式(8) 进行最小化, 式(8) 也必须满足式(2) 的约束条件。则式(8) 可重新写成如下式子:

$$L(u_{ij}, v_i, \lambda_j, a_j, \beta) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^n a_j \sum_{i=1}^c u_{ij} (1 - u_{ij}^{m-1}) + \beta \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{x}_j - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left( 1 - \sum_{i=1}^c u_{ij} \right) \quad (9)$$

将  $L$  分别对  $u_{ij}$  和  $\lambda_j$  进行求导, 并令其等于 0, 则可得到隶属度函数的迭代更新表达式:

$$u_{ij} = \left\{ \sum_{i=1}^c \left( \frac{\|x_j - v_i\|^2 - a_j + \beta \|\bar{x}_j - v_i\|^2}{\|x_j - v_i\|^2 - a_j + \beta \|\bar{x}_j - v_i\|^2} \right) \right\}^{-\frac{1}{m-1}} \quad (10)$$

同理, 将  $L$  对  $v_i$  进行求导, 并令其等于 0, 可得聚类中心函数的迭代更新表达式:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (x_j + \beta \bar{x}_j)}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (1 + \beta) u_{ij}^m} \quad (11)$$

图像中某一像素点周围的像素点一般都具有较高的相关性, 它们属于同一聚类中心的可能性比较大。受文献[14] 的启发, 式(10) 求得的隶属度迭代函数也考虑周围像素点的隶属度, 因此, 定义隶属度空间函数为

$$h_{ij} = \sum_{k \in NB(x_j)} u_{ik} \quad (12)$$

其中:  $NB(x_j)$  表示中心像素  $x_j$  周围方形窗口区域, 本文中, 方形窗口边长为 3。如果中心像素  $x_j$  的周围像素同属于同一聚类中心, 则  $h_{ij}$  取较大值的可能性较大; 反之, 则较小。将式(12) 引入到式(10)、(11), 得到考虑局部像素隶属度的新的隶属度迭代函数和聚类中心迭代函数分别为:

$$u_{ij}' = u_{ij}^p h_{ij}^q / \sum_{k=1}^c u_{ij}^p h_{ij}^q \quad (13)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}'^m (x_j + \beta \bar{x}_j)}{\sum_{j=1}^n (1 + \beta) u_{ij}'^m} \quad (14)$$

其中  $p, q$  表示相对重要性的参数。

式(8) 中  $\bar{x}_j$  为图像  $X$  滤波后输出图像第  $j$  个像素的灰度值, 当采用均值滤波时, 算法被称为 sGIFP-FCM<sub>pq-S<sub>1</sub></sub>; 当采用中值滤波时, 算法被称为 sGIFP-FCM<sub>pq-S<sub>2</sub></sub>。

本文算法描述:

步骤 1 初始化聚类数目  $c (2 \leq c \leq n, n$  为图像样本(即像素)数目), 算法终止迭代参数  $\varepsilon$ , 最大循环迭代次数  $T_{\max}$ , 模糊指数  $m$ , 参数  $\alpha, \beta$ , 窗口参数  $\omega$  以及  $p, q$ 。

步骤 2 计算图像  $X$  的均值滤波输出图像  $\bar{X}$  或计算图像  $X$  的中值滤波输出图像  $\bar{X}$ 。

步骤 3 初始化聚类中心和循环指数  $k = 1$ 。

步骤 4 根据式(10)、(13) 计算新的隶属度值  $u_{ij}^{(k)}$ 。

步骤 5 根据式(11)、(14) 计算新的聚类中心  $v_i^{(k+1)}$ 。

步骤 6 如果  $\|V^{k+1} - V^k\| < \varepsilon$  或者  $k > T_{\max}$ , 则停止循环, 计算结束; 否则, 跳转到步骤 4。

## 4 实验结果及分析

为了验证本文算法的性能, 对合成图像和医学图像进行分割, 并与 FCM、GIFP-FCM、FCM<sub>S<sub>1</sub></sub>、FCM<sub>S<sub>2</sub></sub> 和 sFCM<sub>pq</sub> 等算法进行比较。算法实验平台为: Windows XP 系统, Pentium Dual-Core CPU E5300@ 2.60 GHz, 2 GB 内存。实验参数为: 模糊指数  $m = 2$ , 终止迭代参数  $\varepsilon = 10^{-5}$ , 最大循环次数为  $T_{\max} = 200$ ,  $\alpha = 0.99$ ,  $\beta = 6$ ,  $p, q$  取值均为 1, 局部隶属度的窗口参数  $\omega = 3$ 。

为了定量评价本文算法的有效性, 引入划分系数和划分熵作为评价函数, 分别定义如下:

$$V_{pc} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^2 / n \quad (15)$$

$$V_{pe} = - \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij} \lg u_{ij}) / n \quad (16)$$

当聚类效果达到最好时, 划分系数  $V_{pc}$  的值应达到最大, 划分熵  $V_{pe}$  的值应达到最小。

### 4.1 合成图像分割结果

图 1 所示为合成图像的分割结果, 图 1(a) 为加上均值为

0、方差为 0.09 的高斯噪声的合成图像,图 1(b)~(h) 分别是 FCM、FCM<sub>S1</sub>、FCM<sub>S2</sub>、GIFP-FCM、sFCMpq、sGIFF-FCMpq<sub>S1</sub> 和 sGIFF-FCMpq<sub>S2</sub> 算法的分割结果。从图 1 中可以看出,同 FCM、FCM<sub>S1</sub>、FCM<sub>S2</sub>、GIFP-FCM 和 sFCMpq 等算法相比,sGIFF-FCMpq<sub>S1</sub> 和 sGIFF-FCMpq<sub>S2</sub> 算法提高了对高斯噪声的鲁棒性,有效地消除了高斯噪声的影响。

表 1 为各聚类算法分割加有三种噪声的合成图像时的结果比较,可以看出无论分割加有高斯噪声、椒盐噪声还是混合噪声的合成图像,除了 sGIFF-FCMpq<sub>S1</sub> 分割含椒盐噪声的合成图像时,其划分系数小于 GIFP-FCM 算法的划分系数外,其他情况下,sGIFF-FCMpq<sub>S1</sub> 和 sGIFF-FCMpq<sub>S2</sub> 算法的划分系数都是最大,分割熵最小,说明本文算法的分割效果最好。

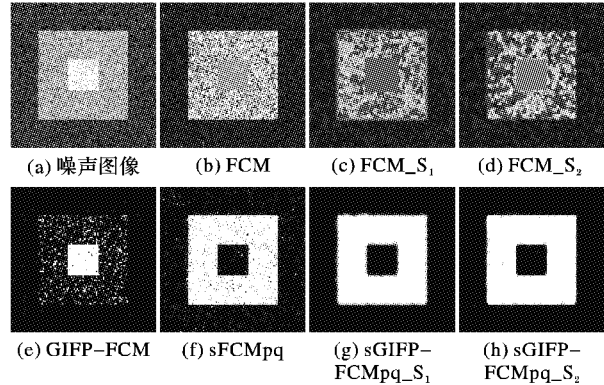


图 1 受高斯噪声(0,0.09)污染的合成图像分割结果

表 1 各聚类算法分割加有三种噪声的合成图像时的结果比较

方法	高斯噪声(0,0.09)		椒盐噪声(0.03)		混合噪声	
	$V_{pc}$	$V_{pe}$	$V_{pc}$	$V_{pe}$	$V_{pc}$	$V_{pe}$
FCM	0.5865	0.7215	0.9531	0.1173	0.5741	0.7407
FCM <sub>S1</sub>	0.6498	0.6229	0.8233	0.3468	0.6178	0.6762
FCM <sub>S2</sub>	0.6564	0.6156	0.9598	0.1016	0.5893	0.7112
GIFP-FCM	0.7766	0.3995	0.9962	0.0104	0.8391	0.3039
sFCMpq	0.8523	0.2555	0.9907	0.0198	0.8530	0.2964
sGIFF-FCMpq <sub>S1</sub>	0.9815	0.0340	0.9805	0.0356	0.9756	0.0472
sGIFF-FCMpq <sub>S2</sub>	0.9918	0.0186	0.9991	0.0020	0.9897	0.0237

4.2 脑图分割结果

图 2~4 所示为医学脑图的分割结果,图 2(a) 为加上均值为 0、方差为 0.02 的高斯噪声的脑图像,图 3(a) 为加上噪声浓度为 0.03 的椒盐噪声的脑图像,图 4(a) 为加上均值为 0、方差为 0.02 的高斯噪声和噪声浓度为 0.03 的椒盐噪声形成混合噪声的脑图像。图 2~4 的 (b)~(h) 分别是 FCM、FCM<sub>S1</sub>、FCM<sub>S2</sub>、GIFP-FCM、sFCMpq、sGIFF-FCMpq<sub>S1</sub> 和 sGIFF-FCMpq<sub>S2</sub> 算法的分割结果。噪声对脑图的分割精度有一定的影响,噪声越大,脑图的纹理细节变化越大,对纹理细节区域分割时越易产生误分类。

图 2~4 分割结果表明,FCM 和 GIFP-FCM 算法对噪声比较敏感,不能很好地消除噪声的影响;虽然 FCM<sub>S1</sub> 和 FCM<sub>S2</sub> 算法考虑了图像的邻域信息,可以去除图像的部分噪声,但是分割结果仍然有大量噪声存在;sFCMpq 算法虽然考虑了局部像素的隶属度,但是对去除噪声的效果还是不理想;而 sGIFF-FCMpq<sub>S1</sub> 和 sGIFF-FCMpq<sub>S2</sub> 算法由于在 GIFP-FCM 算法的基础上,既考虑局部隶属度,又引进了图像的局部像素信息,无论对高斯噪声、椒盐噪声,还是两者的混合噪声,消除噪声的效果都比较明显,有效地保留了图像的边缘信息。

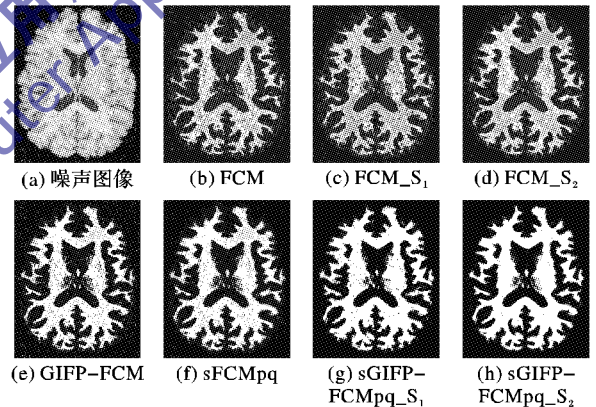


图 3 受椒盐噪声(0.03)污染的脑图像分割结果

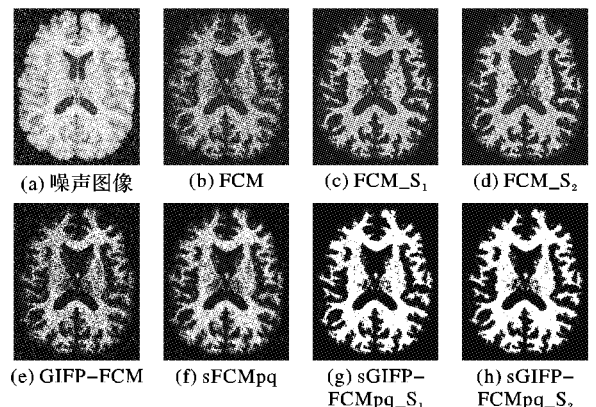


图 4 受混合噪声污染的脑图像分割结果

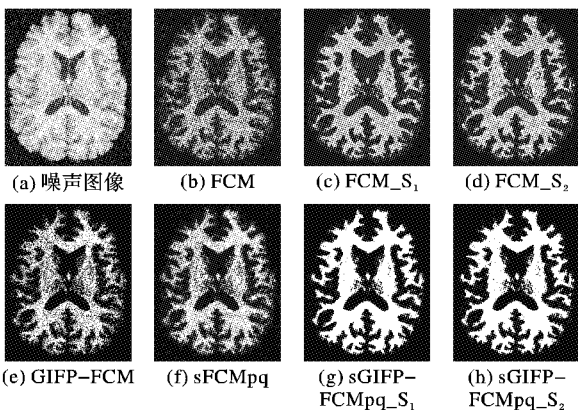


图 2 受高斯噪声(0,0.02)污染的脑图像分割结果

表 2 为利用各 FCM 聚类算法分割加有三种噪声的脑图像时的结果比较。可以看出,无论对高斯噪声、椒盐噪声还是二者的混合噪声,本文算法的划分系数最大,分割熵最小,分割结果中细碎斑块减少明显,分割区域较一致,分割区域边缘比较平滑,表明了本文算法在医学图像分割时抗噪声性能的鲁棒性。

表 2 利用 7 种 FCM 聚类算法分割加有三种噪声的脑图像时的结果比较

方法	高斯噪声(0,0.02)		椒盐噪声(0.03)		混合噪声	
	$V_{pc}$	$V_{pe}$	$V_{pc}$	$V_{pe}$	$V_{pc}$	$V_{pe}$
FCM	0.5562	0.8500	0.6455	0.6903	0.5593	0.8448
FCM <sub>S<sub>1</sub></sub>	0.5622	0.8389	0.5868	0.7970	0.5351	0.8860
FCM <sub>S<sub>2</sub></sub>	0.5623	0.8389	0.6359	0.7085	0.5541	0.8529
GIFP-FCM	0.7996	0.3854	0.8512	0.2833	0.8013	0.3820
sFCMpq	0.7419	0.4851	0.8316	0.3326	0.7311	0.5061
sGIFP-FCMpq <sub>S<sub>1</sub></sub>	0.9072	0.1635	0.9103	0.1566	0.8886	0.1966
sGIFP-FCMpq <sub>S<sub>2</sub></sub>	0.9093	0.1606	0.9243	0.1318	0.9024	0.1730

## 5 结语

针对 FCM、FCM<sub>S<sub>1</sub></sub>、FCM<sub>S<sub>2</sub></sub>、GIFP-FCM 和 sFCMpq 等算法对噪声比较敏感的不足,提出了用于噪声图像分割的 FCM 聚类的改进算法 sGIFP-FCMpq<sub>S<sub>1</sub></sub> 和 sGIFP-FCMpq<sub>S<sub>2</sub></sub>,通过引进局部隶属度和局部像素信息,修改了由朱林等<sup>[15]</sup>提出的聚类算法的目标函数,从而考虑了邻域内各像素的灰度信息和隶属度信息对中心像素的不同影响。实验结果表明,在分割加有不同类型噪声的合成图像和脑图时,算法 sGIFP-FCMpq<sub>S<sub>1</sub></sub> 和 sGIFP-FCMpq<sub>S<sub>2</sub></sub> 的分割性能均优于其他五种对比算法。

### 参考文献:

- BEZDEK J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- ZHAO F, JIAO L C, LIU H Q. Fuzzy c-means clustering with non-local spatial information for noisy image segmentation [J]. *Frontiers of Computer Science in China*, 2011, 5(1): 45 - 56.
- ZHAO F, JIAO L C, LIU H Q, *et al.* A novel fuzzy clustering algorithm with non-local adaptive spatial constraint for image segmentation [J]. *Signal Process*, 2011, 91(4): 988 - 999.
- KANG J Y, MIN L Q, LUAN Q X, *et al.* Novel modified fuzzy c-means algorithm with applications [J]. *Digital Signal Processing*, 2009, 19(2): 309 - 319.
- YANG M-S, TSAI H-S. A Gaussian kernel-based fuzzy c-means algorithm with a spatial bias correction [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(12): 1713 - 1725.
- WANG X Y, BU J. A fast and robust image segmentation using FCM with spatial information [J]. *Digital Signal Processing*, 2010, 20(4): 1173 - 1182.
- 李艳灵, 沈轶. 基于空间邻域信息的 FCM 图像分割算法 [J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2009, 37(6): 56 - 59.
- GONG M G, LIANG Y, SHI J, *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.
- FENG J, JIAO L C, ZHANG X B, *et al.* Robust non-local fuzzy c-means algorithm with edge preservation for SAR image segmentation [J]. *Signal Processing*, 2013, 93(2): 487 - 499.
- WANG C H, LI D H. A fast and effective fuzzy clustering algorithm for color image segmentation [J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2012, 21(4): 518 - 525.
- TAN K S, LIM W H, ISA N A M. Novel initialization scheme for Fuzzy C-Means algorithm on color image segmentation [J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(4): 1832 - 1852.
- 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.
- CAI W L, CHEN S C, ZHANG D Q. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 825 - 838.
- 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.
- 朱林, 王士同, 邓赵红. 改进模糊划分的 FCM 聚类算法的一般化研究 [J]. *计算机研究与发展*, 2009, 46(5): 814 - 822.
- SERRE T, WOLF L, BILESCCHI S, *et al.* Robust object recognition with cortex-like mechanisms [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(3): 411 - 426.
- MUTCH J, LOWE D G. Object class recognition and localization using sparse features with limited receptive fields [J]. *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, 2008, 80(1): 45 - 47.
- 李文波, 孙乐, 张大鲲. 基于 Labeled-LDA 模型的文本分类新算法 [J]. *计算机学报*, 2008, 31(4): 620 - 627.
- 姚全珠, 宋志理, 彭程. 基于 LDA 模型的文本分类研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(13): 150 - 153.
- 石晶, 李万龙. 基于 LDA 模型的主题词抽取方法 [J]. *计算机工程*, 2010, 36(19): 81 - 83.
- BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I. Latent dirichlet allocation [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, 3(1): 993 - 1022.
- FEI L F, FERGUS R, PERONA P. Learning generative visual models from few training examples: an incremental Bayesian approach tested on 101 object categories [J]. *Journal of Computer Vision and Image Understanding*, 2004, 106(1): 59 - 70.
- HEINRICH G. Parameter estimation for text analysis [R]. Darmstadt: University of Leipzig, 2008.
- LEE T S, MUMFORD D. Hierarchical Bayesian inference in the visual cortex [J]. *Journal of the Optical Society of America Association*, 2003, 20(7): 1434 - 1448.
- YANG J, YU K, GONG Y, *et al.* Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification [C]// *CVPR'09: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 1794 - 1801.
- KAVUKCUOGLU K, SERMANET P, BOUREAU Y L, *et al.* Learning convolutional feature hierarchies for visual recognition [C]// *NIPS '10: Advances in Neural Information Processing Systems*. Cambridge: MIT Press, 2010: 1090 - 1098.
- FIDLER S, BOBEN M, LEONARDIS A. Similarity-based cross-layered hierarchical representation for object categorization [C]// *CVPR 2008: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 1 - 8.

(上接第 2312 页)