

模糊聚类图像分割后处理

朱占龙^{1,2}, 郑一博², 王 远²

(1 河北地质大学 信息工程学院, 河北 石家庄 050031;

2 河北地质大学 河北省光电信息与地球探测技术重点实验室, 河北 石家庄 050031)

摘 要: 由于采用模糊聚类算法进行图像分割存在错分点的情况, 需要对错分点做进一步处理以提高分割效果, 对此提出一种图像分割后处理方法. 首先对模糊聚类算法得到的分割结果进行检测, 找出可能的错分点, 然后通过统计错分点周边的隶属度分布情况对其进行重新分类, 最后通过加噪的人工合成图像及自然图像对提出的后处理方法进行实验验证. 结果表明该方法不仅能够进一步提升模糊聚类算法的分割准确率, 而且所分割的图像视觉效果也有很大程度的提升.

关键词: 图像分割; 后处理; 模糊聚类; 局部空间信息

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)03-0068-06

Post Segmentation of Fuzzy Clustering Algorithm

ZHU Zhan-long^{1, 2}, ZHENG Yi-bo², WANG Yuan²

(1 School of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang 050031, China;

2 Hebei Key Laboratory of Optoelectronic Information and Geo-Detection Technology,
Hebei GEO University, Shijiazhuang 050031, China)

Abstract: Potentially misclassified pixels often display when the fuzzy clustering algorithm is used for image segmentation, so a post segmentation method corresponding to refining the segmentation results is proposed. The first step is the detection of segmentation results from the fuzzy clustering algorithms, and then it is natural to find and reclassify the potentially misclassified pixels by evaluating the membership matrix of neighborhood window. The last step is the experimental verification via several test images including both synthetic image and natural images. The results of the experiment demonstrate that the proposed method not only improves the segmentation accuracy of fuzzy clustering algorithm, but also promotes the visual effect of segmentation to some extent.

Key words: image segmentation; post segmentation; fuzzy clustering; local spatial information

1 引言

图像分割是图像处理和机器视觉领域的重要研究内容之一^[1], 它是将一幅图像分割成几个具有相似特性区域的过程. 近些年来, 聚类方法已发展成图像分割的重要方法, 广泛应用遥感图像、医学图像等领域的分割中^[2-3].

模糊 C 均值算法(FCM)^[4]对于无噪声图像的分割效果良好, 但是对噪声敏感, 因而对噪声图像的

分割效果较差. FCM_S 算法^[5]、FCM_S1 和 FCM_S2 的提出, 在一定程度上弥补了这一缺陷^[6]. 同时, EnFCM 算法^[7]、FGFCM 算法^[8]被提出, 这两种算法均利用原始图像构建线性加权和图像, 而且基于图像的灰度直方图进行图像分割, 提升了聚类速度. 以上算法均需要设定邻域的影响参数, 而文献[9]通过引入新的模糊因子改善图像的分割性能, 计算过程不引入参数, 减小了人为设定影响因子的影响.

另外, 由于噪声的存在导致图像分割后产生可

能的错分点,这需要额外的重新分类步骤.文献[10]基于图像灰度值、人为设置的目标和背景参数利用模糊熵对分类标签进行了重置,加大了时间消耗.文献[11]通过最小化目标函数实现可能错分点的标签重置,该目标函数需人为设置参数,且计算过程较为复杂.这里给出简单且新颖的图像分割后处理方法,它只需要统计可能错分点近邻窗口的隶属度分布情况就能够有效提高图像的分割准确率,而且对图像分割的视觉效果也有较大的改观.

2 相关工作

2.1 FCM_S1 算法和 FCM_S2 算法

FCM_S 算法^[5]是在标准 FCM 算法的目标函数中引入了空间限制项,目标函数为

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

式中, c 为聚类中心数; N 为像素数; $x_j (1 \leq j \leq N)$ 为图像第 j 个像素点灰度值; m 是模糊指数; $v_i (1 \leq i \leq c)$ 表示聚类中心; u_{ij} 表示第 j 个像素对第 i 个聚类中心的隶属度; α 为邻域项对中心像素 x_j 的影响程度.由拉格朗日乘子法优化式(1),可得

$$u_{ij} = \frac{(\|x_j - v_i\|^2 + \alpha \|x_j - v_i\|^2)^{-1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c (\|x_j - v_k\|^2 + \alpha \|x_j - v_k\|^2)^{-1/(m-1)}} \quad (2)$$

$$v_i = \sum_{j=1}^N u_{ij}^m (x_j + \alpha x_j) / [(1 + \alpha) \sum_{j=1}^N u_{ij}^m] \quad (3)$$

当 $\bar{x}_j$ 为像素 x_j 的邻域均值时,算法简写为 FCM_S1;当其为邻域中值时,算法写为 FCM_S2.

2.2 EnFCM 算法和 FGFCM 算法

为提高图像分割的速度,Szilagyi 等人^[7]和 Cai 等人^[8]分别提出了 EnFCM 算法和 FGFCM 算法,分别构建线性加权和图像、非线性加权和图像,然后在新构建的图像灰度直方图上进行图像分割,图像 ζ_j 中第 j 个像素的灰度值分别为

$$\zeta_j = (x_j + \alpha \sum_{r \in N_j} x_r / N_R) / (1 + \alpha) \quad (4)$$

$$\zeta_j = \sum_{i \in N_j} S_{ij} x_i / \sum_{i \in N_j} S_{ij} \quad (5)$$

式中, S_{ij} 表示像素 x_i 和 x_j 的相似性度量,具体表达式见文献[8],两种算法的隶属度和聚类中心为

$$u_{il} = (\zeta_j - v_i)^{-2/(m-1)} / \sum_{k=1}^c (\zeta_j - v_k)^{-2/(m-1)} \quad (6)$$

$$v_i = \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m \zeta_l / \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m \quad (7)$$

式中, γ_l 为灰度值为 l 的像素数目,满足 $\sum_{l=0}^q \gamma_l = N$.

2.3 FLICM 算法

FLICM 算法^[9]在目标函数中引入了一个新的因子 G_{ij} ,该因子考虑了局部空间信息,被用来控制与平衡噪声和图像细节,最大的优势是没有其余参数的设置,该模糊因子表示为

$$G_{ij} = \sum_{k \in N_j, k \neq j} \frac{1}{d_{jk} + 1} (1 - u_k)^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (8)$$

式中,像素 x_k 是像素 x_j 邻域像素; N_j 是 x_j 邻域像素数; d_{jk} 是 x_k 与 x_j 的距离.隶属度及聚类中心表示为

$$u_{ij} = (\|x_j - v_i\|^2 + G_{ij})^{-1/(m-1)} / \sum_{k=1}^c (\|x_j - v_k\|^2 + G_{ij})^{-1/(m-1)} \quad (9)$$

$$v_i = \sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j / \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \quad (10)$$

3 图像分割后处理

3.1 利用最终隶属度进行后处理

将 FCM 型算法分为两类.第一类:FCM_S1、FCM_S2、FLICM;第二类:EnFCM、FGFCM.主要从计算隶属度的方式、利用邻域信息的方式、隶属度矩阵的大小这几个方面进行分类,统计如表 1 所示.

表 1 隶属度的计算说明

类别	第一类	第二类
计算隶属度方式	遍历像素	遍历灰度级
利用邻域信息方式	计算像素隶属度时	构建加权和图像 ζ_j 时
隶属度大小	$c \times N$	$c \times 256$

当噪声很大时,考虑邻域信息的图像模糊聚类仍然会导致隶属度计算错误,从而导致图像的某个像素错分或者某个灰度级错分,以表 1 第一类为例进行说明:采用 FCM_S1 算法(参数 $\alpha=4$)进行计算,经过迭代,满足迭代终止条件后提取出某区域的最终隶属度如图 1 所示.

由图 1 可以看出,中心像素是噪声,由于噪声比较大,最终采用 FCM_S1 算法没有得到正确的分类标签,故需要图像分割后处理.另外,如图 1(c)所示,仔细观察当分类标签为 1 时的隶属度分布情况,错分的标签 2 被周围正确分类的标签 1 所包围,此时,将错分的标签 2 重新进行归类显然更符合实际的情况.图 1(d)所示的情况正好相反.

所以,通过统计最终的隶属度分布情况可以有



图1 含噪矩形窗、分类标签及相应隶属度(FCM_S1) 效地提高分割准确率. 统计隶属度分布情况通常采用算术均值、平方均值和指数均值, 分别为

$$J_i = \sum U_{N_j}^{(i)} / T_N \tag{11}$$

$$J_i = \sum (U_{N_j}^{(i)})^2 / T_N \tag{12}$$

$$J_i = \sum \exp(U_{N_j}^{(i)}) / T_N \tag{13}$$

对式(11) ~ (13) 统一说明: N_j 表示像素 x_j 的邻域; $U_{N_j}^{(i)}$ 表示第 i 类 N_j 区域像素的隶属度; T_N 表示邻域像素数目. 需指出, 三种统计方法均是寻找最大值对应的标签(类). 以图 1 为例进一步说明利用统计隶属度分布情况的有效性: 用三式计算中心像素各类隶属度的算术、平方、指数平均分布情况, 具体参见表 2.

表 2 隶属度统计			
序 号	隶属度统计	J_1 (标签 1)	J_2 (标签 2)
1	算术均值	0.821 1	0.150 8
2	平方均值	0.724 4	0.032 1
3	指数均值	2.325 8	1.138 5

从表 2 可以看出, 无论采用何种统计方式, J_1 均高于 J_2 , 即该中心像素是标签 1 的可能性远大于标签 2, 故将其修正为标签 1, 这样实现了该像素点标签的重新分类.

3.2 后处理方法框架

现给出整个图像的后处理过程, 共分为两步.

步骤 1: 检测所有可能的错分像素点, 方法是对所有像素检测邻域 3×3 区域分类标签, 如果标签相同, 则保持原分类标签不变, 反之则提取保存.

步骤 2: 对提取的可能错分点进行标签重置, 方法是利用式(11)~(13)对那些可能的错分点统计其邻域 5×5 区域的隶属度分布情况, $\arg \max(J_i)$ 对应的标签 i 为重置标签.

注意, 重置的标签必须是该像素点在 3×3 区域出现过的分类标签. 此外, 参见表 1, 隶属度的计算方式有历遍像素和历遍灰度级两种, 两者在后处理框架中唯一不同的是: 历遍灰度级这种方式需要事先把隶属度维数 $c \times 256$ 转变成 $c \times N$, 这样有利于步骤 2 的执行. 后处理方法框架如下:

步骤 1: 提取可能错误的像素分类点

```
1  l ← 1
2  for 所有的像素  $x_j$   do
3      if (label( $x_j$ ) ≠ label( $N_{3 \times 3}$ ))  then
4           $x_l = x_j$ 
5          l ← l + 1
6      end if
7  end for
8  return  $x_l$ 
```

步骤 2: 对提取可能错误的像素点 x_l 进行标签重置

```
1  for 所有的像素  $x_l$   do
2      for 任一像素  $x_j \in x_l$ , 可能的所有标签  do
3          利用式(11), 或式(12)、式(13)计算目标函数  $J_i$ 
4          寻找  $\arg \max(J_i)$ , 对进行像素  $x_l$  标签重置
5      end for
6  end for
7  return 分割结果
```

4 实验结果与分析

选择人工合成图像和自然图像进行分割展示后处理方法有效性. 所有聚类算法模糊指数 $m=2$, 迭代次数 $T=500$, 阈值 $\epsilon=10^{-5}$. 对于 FCM_S1、FCM_S2、EnFCM 算法, 参数 $\alpha=4^{[6-7]}$; 对于 FGFCM 算法, $\lambda_s=\lambda_g=3^{[8]}$, 此外, 所有算法的邻域范围为 3×3 .

4.1 人工合成图像分割实验

在合成图像分割实验中, 合成了图 2(a)所示方块图, 分别在合成图像上添加高斯噪声(0, 0.03)和椒盐噪声(0.03), 如图 2(b)~(c)所示. 显然, 设置聚类数目为 4, 采用五种算法对图 3(b)所示的图像进行分割, 结果如图 3(a)~(e)所示, 然后对分割结果进行后处理, 得到新的分割结果如图 3(f)~(j)所示.

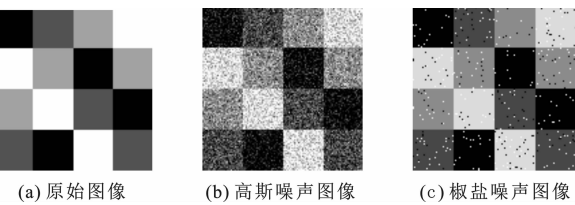


图 2 原始图像与噪声图像

由图 3 可直观看出,有很多错分点经过后处理,图像的分割效果变得更好.另外,椒盐噪声图像对应的分割量化结果如表 3 所示,同时还利用分割准确率指标(SA)给出了其他水平噪声的量化结果,表中“//”符号表示常用算法的分割结果.

从表 3 可以看出,经过后处理的图像分割精度

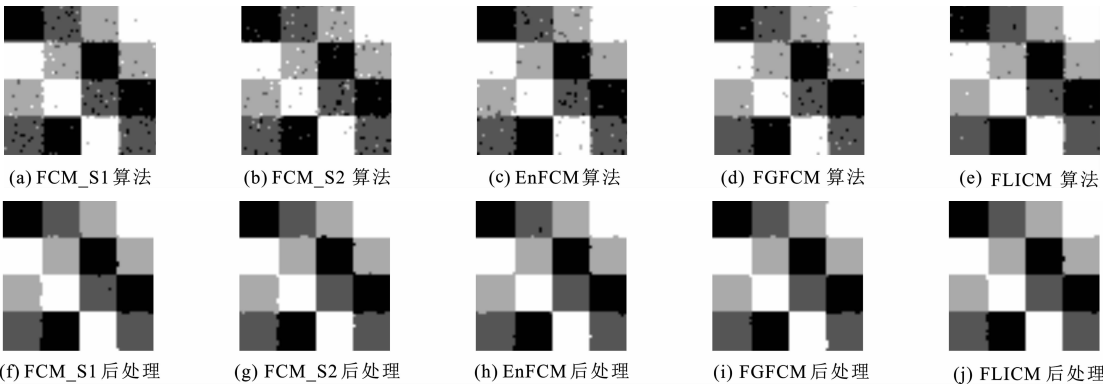


图 3 高斯噪声人工合成图像分割结果

表 3 不同噪声水平下 5 种算法分割结果经后处理 SA 对比

噪声水平	FCM_S1		FCM_S2		EnFCM		FGFCM		FLICM	
	//	后处理	//	后处理	//	后处理	//	后处理	//	后处理
高斯噪声(0, 0.02)	0.945 5	0.993 5	0.968 2	0.989 3	0.967 3	0.994 5	0.966 0	0.994 8	0.961 3	0.996 1
高斯噪声(0, 0.03)	0.923 6	0.987 1	0.935 6	0.981 7	0.949 9	0.991 5	0.946 8	0.990 7	0.954 8	0.992 3
椒盐噪声(0.03)	0.939 6	0.997 3	0.987 2	0.998 9	0.985 2	0.998 5	0.985 2	0.998 2	0.941 4	0.994 9
椒盐噪声(0.05)	0.931 5	0.995 9	0.978 2	0.998 4	0.982 0	0.997 8	0.982 7	0.997 9	0.925 5	0.9915

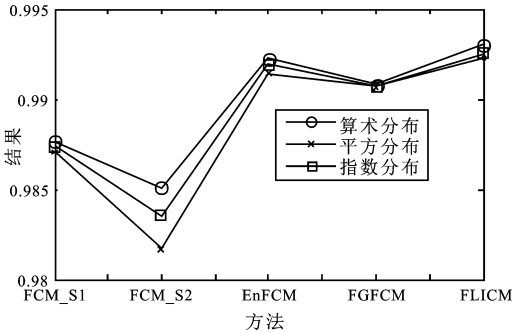


图 4 不同隶属度统计方式下的 SA

有了较大的提升.需指出,上述后处理统计隶属度分布采用的是平方均值法,即式(11).为了横向对比算术、平方、指数平均分布对后处理效果的影响,以高斯噪声(0, 0.03)为例,给出如图 4 所示的 SA 统计图.显见,无论采用哪种统计方式对后处理分割结果都没有体现明显的区别,故下面的分析中均采用平方均值分布进行后处理.

4.2 自然图像分割实验

对于自然图像的分割,选择了“硬币”图像和 Berkeley 图像库中的 #238011 图像.对“硬币”图像添加椒盐噪声(0.05),对 #238011 图像添加高斯噪声(0, 0.01),如图 5 所示.

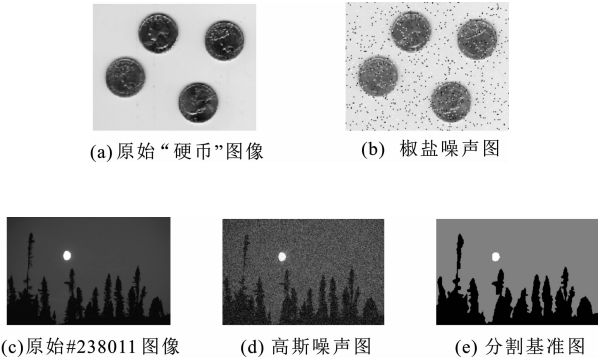


图 5 原图、加噪图和基准图

对“硬币”设置分类数为 3,五种算法分割结果如图 6(a)~(e)所示,进行后处理的结果如图 6(f)~(j)所示.从直观上看,“硬币”图像经过后处理,其分割效果有明显提升,不仅消除了一些噪声点,而且分割图像的边缘变得更平滑.接下来,对 # 238011

图像设置分类数为 3 用五种算法得到的分割结果如图 7(a)~(e)所示,经过后处理得到结果的如图 7(f)~(j)所示,另外, # 238011 图像量化的分割结果 SA 如图 8 所示.

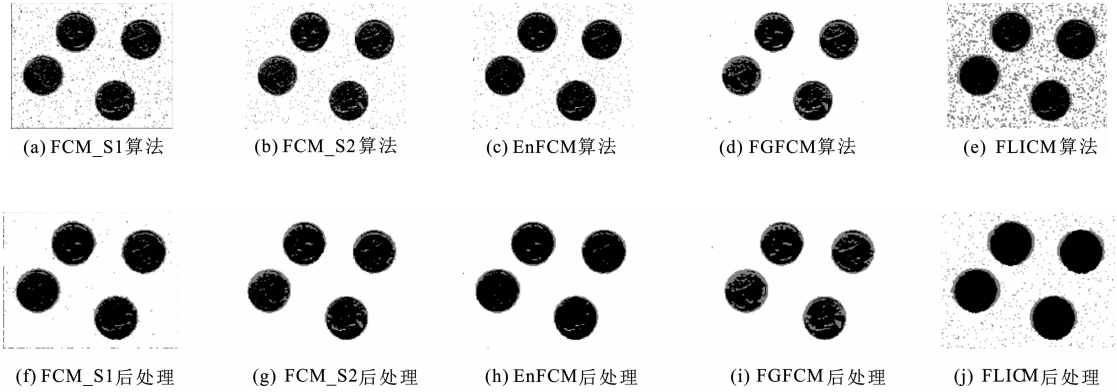


图 6 “硬币”的椒盐噪声 (0.05) 图像分割结果

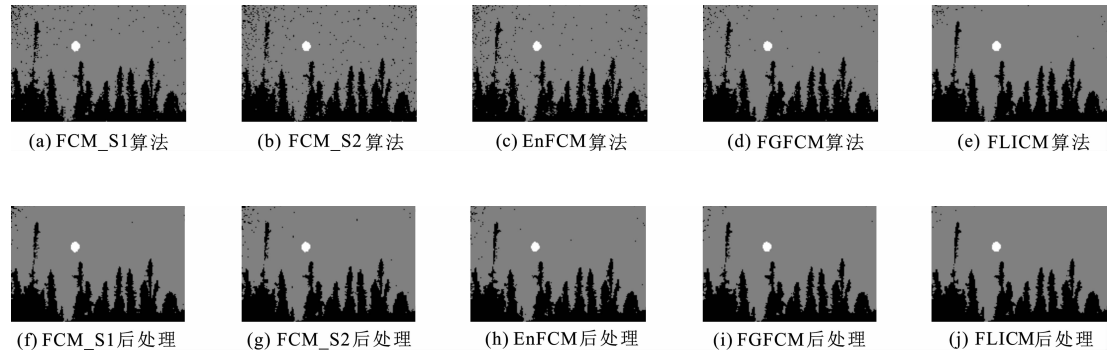


图 7 # 238011 图像高斯噪声图像分割结果

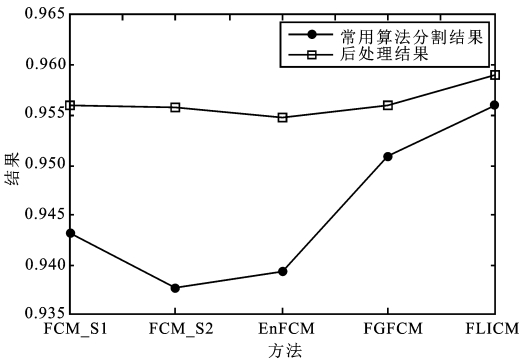


图 8 # 238011 图像量化结果

由图 8 可直观看出,采用 FCM 型图像分割方法得到的结果经过后处理可以进一步提升图像的分割效果,同时图 8 从定量评价的角度也反映了这一点.另外,分割效果较差的算法通过后处理得到的分割结果也比较差,同时需指出,该后处理方法不仅仅适用于这五种常见模糊聚类算法,事实上,只要是 FCM 型

算法,都可以通过后处理以提升分割准确率.

5 结束语

FCM 型算法在进行图像分割时可能存在错分点,以 FCM_S1、FCM_S2、EnFCM、FGFCM 以及 FLICM 这五种 FCM 型算法为例,通过后处理方法对错分点进行校正,能够有效提升 FCM 型算法的分割效果.该后处理方法分为两步,首先找到可能的错分点,然后统计该点邻域隶属度的分布情况,进而进行标签重置.实验结果表明,对于模拟图像和自然图像,不管是在直观上还是量化结果上,后处理方法在一定程度上能对 FCM 型算法的分割效果进行提升.

参考文献:

[1] Gong M, Liang Y, Shi J, et al. Fuzzy c-means clustering with local information and kernel metric for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Pro-

- cessing, 2013, 22(2): 573-584.
- [2] 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.
 - [3] Das S, Sil S. Kernel-induced fuzzy clustering of image pixels with an improved differential evolution algorithm [J]. Information Sciences, 2010, 180(8): 1237-1256.
 - [4] Bezdek JC. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. Springer, 1981.
 - [5] 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.
 - [6] 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 Cybernetics, 2004, 34(4):1907-1916.
 - [7] Szilágyi L, BenyóZ, Szilágyi S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy c-means algorithm[C] // Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2003: 17-21.
 - [8] Cai W, Chen S, Zhang D. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825-838.
 - [9] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
 - [10] 王保平, 范九伦, 谢维信, 等. 一种基于代价函数和模糊熵的图像分割方法[J]. 光子学报, 2003, 32(12): 1502-1505.
 - [11] Benaichouche A N, Oulhadj H, Siarry P. Improved spatial fuzzy c-means clustering for image segmentation using PSO initialization, Mahalanobis distance and post-segmentation correction [J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(5):1390-1400.

作者简介:

朱占龙 男, (1984-), 博士, 讲师. 研究方向为图像分割.

E-mail: zzl_seu@163.com.

郑一博 男, (1981-), 博士, 副教授. 研究方向为图像处理、人工智能.

王远 男, (1979-), 博士, 讲师. 研究方向为光纤光栅传感.

(上接第67页)

义与实用价值. 下一步将继续在融合颜色与纹理信息的基础上, 调节能量方程中两种特征的权值, 使得T-SEEDS算法在超像素数量较多的情况下, 也能获得良好的改进, 更好的图像分割效果.

参考文献:

- [1] Ren X F, Malik J. Learning a classification model for segmentation[C] // 9th IEEE International Conference on Computer Vision. France, 2003: 10-17.
- [2] 宋熙煜, 周利莉, 李中国, 等. 图像分割中的超像素方法研究综述[J]. 中国图像图形学报, 2015, 20(5): 599-608.
- [3] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [4] Levinshtein A, Stere A, Kutulakos K N, et al. TurboPixels: fast superpixels using geometric flows[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2009, 31(12):2290-2297.
- [5] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. Slic superpixels [R]. Lau-sanne, Vaud, Switzerland: Swiss federal Institute of Technology, 2010.
- [6] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905.
- [7] Moore A P, Prince S J D, Warrell J, et al. Superpixel lattices[C] // Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on. IEEE, 2008:1-8.
- [8] Veksler O, Boykov Y, Mehrani P. Superpixels and supervoxels in an energy optimization framework[C] // Computer Vision ECCV 2010, European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, September 5-11, 2010, Proceedings. DBLP, 2010:211-224.
- [9] Van den Bergh M, Boix X, Roig G, et al. SEEDS: superpixels extracted via energy-driven sampling [J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 111(3): 298-314.
- [10] Boix X, Roig G, Leistner C, et al. Nested Sparse Quantization for Efficient Feature Coding[C] // European Conference on Computer Vision. Springer-Verlag, 2012:744-758.

作者简介:

陈畅 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为计算机视觉、机器学习、人工智能. E-mail: 1344683503@qq.com.

刘永坚 男, (1962-), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为数字出版、数字传播、知识服务.

解庆 男, (1986-), 博士, 副教授, 硕士生导师. 研究方向为流数据挖掘与模式分析、连续查询优化、知识服务与推荐系统.