

融入邻域距离与隶属度模糊聚类图像分割算法

朱占龙

(河北地质大学 信息工程学院, 河北 石家庄 050031)

摘 要: 为提升图像分割算法的抗噪性和准确性, 提出融入邻域距离与隶属度的模糊聚类算法. 首先结合像素邻域灰度信息自适应地对噪声图像进行滤波以构建新的滤波图像, 然后在聚类过程中将像素邻域与聚类中心的距离做平滑处理以提高算法的鲁棒性, 接着为平衡边界与噪声关系对全局隶属度和邻域隶属度进行结合产生新的权重隶属度函数和新的聚类中心, 最后利用加噪的人工合成图像、真实图像进行分割实验. 相比其他模糊聚类算法, 从定性方面来看, 所提算法能够去除更多的噪声点, 显示出更好的视觉效果; 从定量方面看, 所提算法在分割准确率和 ARI 指标上有进一步的提升.

关键词: 图像分割; 模糊聚类; 邻域信息; 隶属度函数

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)04-0093-05

Fuzzy Clustering Algorithm by Incorporating Local Distance and Membership for Image Segmentation

ZHU Zhan-long

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

Abstract: Due to limitation of the fuzzy clustering algorithm, a new fuzzy clustering algorithm is proposed by incorporating local distance and membership for image segmentation so as to enhance the segmentation accuracy and robustness. Firstly, combining the neighborhood gray information of pixels, the noise image is adaptively filtered to construct a new filtering image. Secondly, the neighborhood distances between local gray values and clustering centers are smoothed for improving the anti-noise capability, and then a weighted membership function, incorporating local and global spatial membership, is emerged to control the tradeoff between boundary and noise, and as a result the new clustering centers is formed. Finally, the obtained segmentation algorithm is carried out on synthetic image, and real images in different levels of noise. The segmentation results not only can reduce the number of spurious blobs and show better visual effects qualitatively, but also demonstrate the higher segmentation accuracy and ARI quantitatively compared with others common fuzzy clustering algorithms.

Key words: image segmentation; fuzzy clustering; spatial information; membership function

1 引言

近些年来, 模糊聚类方法及相应的改进方法已成为图像分割的重要研究方向, 广泛地应用在自然图像、医学图像、遥感图像等图像的分割中^[1].

模糊 C 均值聚类算法(FCM)^[2]因其具有方法简单, 运行速度快等优势, 在图像分割中较为常用,

但是对噪声敏感的缺陷导致分割效果较差. 考虑邻域信息的算法如 FCM_S 系列算法^[3]、FLICM 算法^[4]等的提出弥补了该缺陷, 提高了算法对噪声的干扰能力. 但是一些算法需要设定参数才能进行实际应用, 如描述中心像素与邻域像素关系的参数, 而所确定的参数不能对所有的噪声图像都适用, 于是结合邻域像素自适应选择参数的算法被提出^[5], 这

在一定程度上加强了算法的健壮性。

此外,有的学者直接将邻域隶属度进行平滑而引入聚类过程^[6],或者将算法最终得到的隶属度进行平滑处理以得到更精确的结果^[7]。

综上所述,由于图像每一个像素所包含的噪声不同,需要结合邻域信息自适应地得到原图像的滤波图像以减少噪声的干扰,同时,在聚类过程中不仅需要将近域的隶属度平滑,而且为进一步提升图像分割的准确性,需要在聚类过程中将像素与聚类中心之间的距离进行平滑,有希望进一步增强算法的抗噪性。于是,本文首先结合邻域信息给出了新的像素计算方法以构建滤波图像,然后将邻域隶属度与距离信息融入聚类过程,以达到提高算法抗噪性和准确性之目的。

2 DMFCM 算法

2.1 FCM 算法

FCM 算法^[2]目标函数为

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

式中, c 表示设定的聚类中心数; $v_i (1 \leq i \leq c)$ 表示设定的聚类中心; N 表示图像像素数; $x_j (1 \leq j \leq N)$ 表示图像第 j 个像素点灰度值; $m (1 < m < +\infty)$ 是模糊指数; u_{ij} 表示第 j 个像素对第 i 个聚类中心的隶属度; $\|\cdot\|$ 表示 x_j 与 v_i 之间的相似度测量。

优化目标函数(1),可得

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

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

具体的 FCM 算法执行步骤参见文献^[1]。

2.2 提出的新算法

2.2.1 滤波图像的构建

由于图像的每个像素都包含了噪声,直接用原图进行分割会产生较大的分类错误,所以首先对原图进行滤波处理。通过邻域集来重新确定该像素处的灰度值能够有效减小噪声带来的影响。很显然,采取邻域均值的方法误差比较大,这里给出新的计算像素 x_j 处灰度值的方法,步骤如下:

(1) 判断邻域集像素灰度($x_r \in N_j$) 是否为强噪声

$$\beta_r = \begin{cases} 1 & |x_r - \bar{x}_j| \leq \sigma_j \\ 0 & |x_r - \bar{x}_j| > \sigma_j \end{cases} \quad (4)$$

式中, N_j 表示中心像素 x_j 的邻域集; x_r 表示 N_j 内的像素; $\bar{x}_j$ 为 N_j 均值; σ_j 表示 N_j 的标准差; β_r 表示邻域像素 x_r 为强噪声的可能性;如果 x_r 在单位标准差之内,则认为是可靠值,赋值为 1;否则,认为是强噪声,赋值为 0。

(2) 由邻域集度量像素 x_j 处的灰度值

$$\Gamma_j = \sum_{r \in N_j} \beta_r x_r / \sum_{r \in N_j} \beta_r \quad (5)$$

式(5) 表示邻域集 N_j 中判断为可靠值的平均灰度值, Γ_j 构成了新的滤波图像,还可以从式(5) 看出对强噪声检测的自适应性,接下来的分割过程是基于新的滤波图像 Γ_j 展开的。

2.2.2 融入邻域距离与隶属度的模糊聚类算法

在图像分割中,邻域像素具有较强的相关性和互相依赖性,如果在聚类过程中不考虑这种特性会导致较低的分割准确率。实际上,在聚类过程中不仅邻域像素的隶属度相似,而且邻域像素与聚类中心的距离也是相似的,这里将二者都融入聚类进程。首先像素与聚类中心的距离 d_{ij} 表示为 $\|\Gamma_j - v_i\|$,考虑邻域距离后,表示为

$$\bar{d}_{ij} = \sum_{r \in N_j} d_{ij} / M \quad (6)$$

式中, Γ_r 表示中心像素 Γ_j 的邻域像素值; M 为该邻域集的总个数,其值越大表示边缘越平滑,可能导致的错分率越高。于是将邻域距离平滑后,可得像素隶属度,表示为

$$u_{ij} = (\bar{d}_{ij})^{-2/(m-1)} / \sum_{k=1}^c (\bar{d}_{kj})^{-2/(m-1)} \quad (7)$$

利用邻域信息将式(7) 中的隶属度平滑

$$\bar{u}_{ij} = \sum_{r \in N_j} u_{ij} / M \quad (8)$$

式中, M 同样为该邻域集的总个数,其值越大表示边缘越平滑。

u_{ij} 和 $\bar{u}_{ij}$ 分别表示全局的隶属度和平滑的隶属度。为平衡全局和平滑隶属度的关系,突出图像边界,引入新的隶属度变量 μ_{ij} 和新的聚类中心 w_i ,分别表示为

$$\mu_{ij} = (u_{ij})^t (\bar{u}_{ij})^s / \sum_{k=1}^c (u_{kj})^t (\bar{u}_{kj})^s \quad (9)$$

$$w_i = \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \Gamma_j / \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \quad (10)$$

式(9) 和式(10) 中,参数 t 和 s 控制两种隶属度的相对重要性。事实上, s 越大,越倾向于分割边界平滑;反之, t 越大,越能突显边界。

2.2.3 算法描述

为简单起见,将所提算法表示为 DMFCM 算

法,其流程描述如下.

输入:设置聚类数 c 、模糊度 $m = 2$ 、迭代次数 T 、参数 t 和 s 以及停止迭代阈值 ϵ ;

1. 滤波构建滤波图像 Γ_j ;
2. 初始化聚类中心 $v_i^{(0)}$;
3. $q = 1$
4. Repeat
 - 4.1 $q = q + 1$;
 - 4.2 利用聚类中心 $v_i^{(q-1)}$ 计算像素与聚类中心的距离, $d_{ij}^{(q)} = ||\Gamma_j - v_i^{(q-1)}||$;
 - 4.3 将距离平滑得到 $\bar{d}_{ij}^{(q)}$, 如式(6);
 - 4.4 利用 $\bar{d}_{ij}^{(q)}$ 计算全局隶属度矩阵 $U^{(q)}$, 如式(7);
 - 4.5 将隶属度平滑得 $\bar{U}^{(q)}$, 如式(8);
 - 4.6 构建新的隶属度变量 $\mu_{ij}^{(q)}$ 和新的聚类中心 w_i , 分别表示为式(9) 和式(10);
 - 4.7 利用隶属度矩阵 $U^{(q)}$ 更新聚类中心 $v_i^{(q)}$, 表示为 $v_i = \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \Gamma_j / \sum_{j=1}^N u_{ij}^m$;
5. Until $||w_i^{(q)} - w_i^{(q-1)}|| < \epsilon$ 或者 $q > T$;
6. 输出聚类中心 w_i 和隶属度矩阵 μ_{ij} .

3 实验与结果

为验证所提 DMFCM 算法有效性,采用人工合成图像、真实图像进行分割实验,同时采用 FCM_S1、FCM_S2、EnFCM、FGFCM 以及 FLICM 五种 FCM 型算法进行对比.

分割结果评价主要采用分割准确率(SA)^[8]和ARI 指标^[9]两种. 另外,实验中包含所提算法在内的六种算法迭代次数 T 与阈值 ϵ 均分别设置 300 和 10^{-5} ,邻域窗口均设置为 3×3 ,其他所涉及到的参数及其设置见表 1.

表 1 不同分割算法的参数设置

算法	参数设置					
	m	α	λ_s	λ_g	t	s
FCM_S1	2	4	//	//	//	//
FCM_S2	2	4	//	//	//	//
EnFCM	2	4	//	//	//	//
FGFCM	2	//	3	3	//	//
FLICM	2	//	//	//	//	//
DMFCM	2	//	//	//	2	3

其中“//”表示算法不需要设置该参数,参数 α 表示控制原图像和滤波图像权重的因子^[3], λ_s 和 λ_g 表示尺度因子^[8].

3.1 人工合成图像实验

人工合成图像如图 1(a)所示,图中展示了 10、70、140 和 220 四种灰度值,对其添加均值为 0,归一化方差为 0.03 的高斯噪声,如图 1(b)所示,为了书写方便,添加的噪声表示为(0, 0.03). 另外,对图 1(a)添加密度为(0.1)的椒盐噪声,如图 1(c)所示.

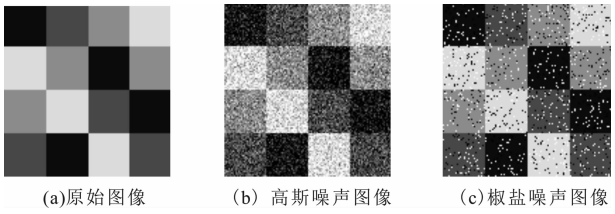


图 1 原始图像与加噪图像

利用表 1 所示的六种 FCM 型算法对图 1(b)~(c)所示的噪声图像分别进行分割,显然设置聚类数 c 为 4,对图 1(b)进行分割的结果如图 2(a)~(f)所示,对图 1(c)进行分割的结果如图 3(a)~(f)所示. 另外,表 2 还给出了这六种算法的定量评价结果,并对更多不同水平的噪声图像也进行了评价.

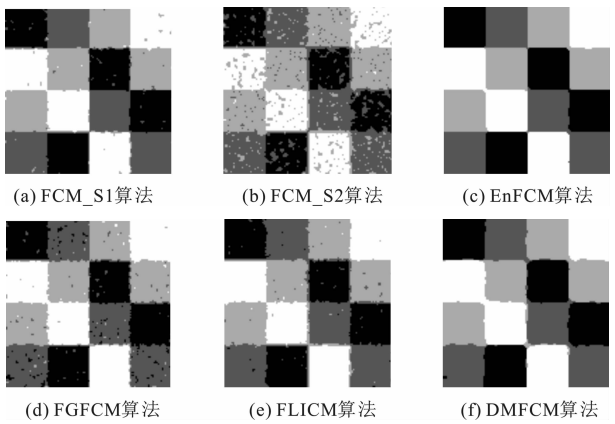


图 2 添加高斯噪声(0, 0.03)的合成图像分割图

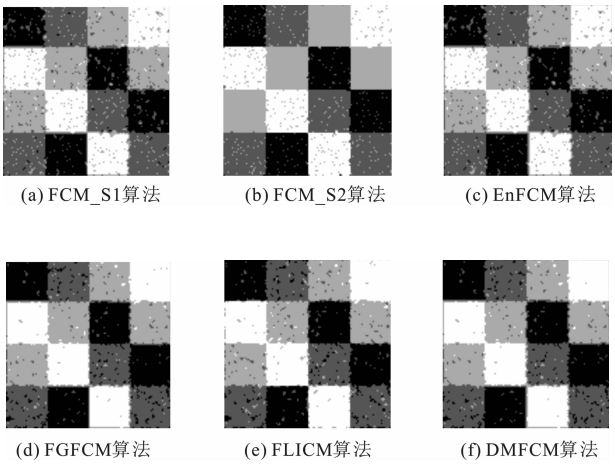


图 3 添加椒盐噪声(0.1)的合成图像分割图

表 2 不同噪声水平下各算法的指标(SA&ARI)对比

噪声水平	指标	FCM_S1	FCM_S2	EnFCM	FGFCM	FLICM	DMFCM
高斯噪声(0,0.03)	SA	0.916 7	0.927 6	0.917 4	0.943 5	0.953 7	0.977 4
	ARI	0.889 0	0.903 5	0.889 9	0.924 7	0.938 2	0.969 8
高斯噪声(0,0.04)	SA	0.881 4	0.882 0	0.882 4	0.908 6	0.942 2	0.972 6
	ARI	0.841 9	0.842 7	0.843 2	0.878 1	0.923 0	0.963 5
椒盐噪声(0.1)	SA	0.897 4	0.958 8	0.897 8	0.969 3	0.866 1	0.997 1
	ARI	0.863 2	0.945 1	0.863 7	0.959 1	0.821 5	0.996 2
高斯噪声(0,0.02) & 椒盐噪声(0.1)	SA	0.843 1	0.910 3	0.844 2	0.929 1	0.867 5	0.981 3
	ARI	0.790 8	0.880 5	0.792 2	0.905 4	0.823 3	0.975 1

由图 2、图 3 可以看出,在高斯噪声或者是椒盐噪声的干扰下,DMFCM 算法体现了更强的抗噪声能力.从表 2 可以定性看出,在不同噪声的水平下所提算法的 SA 指标和 ARI 指标均优于其他算法.

3.2 真实图像实验

在真实图像实验中采用无标准分割的图像和有标准分割(ground truth)的图像进行这六种 FCM 型算法的性能验证.

3.2.1 无标准分割结果的真实图像实验

为验证所提算法,对“石头山”图像添加混合噪声,其中高斯噪声为(0, 0.02),椒盐噪声密度为(0.1);对“硬币”图像添加密度为(0.1)的椒盐噪声.

采用六种 FCM 型算法进行噪声图像进行分割,设置聚类数目为 4.

从实验结果可以看出,与 FCM_S1 算法、FCM_S2 算法、EnFCM 算法、FLICM 算法相比,FGFCM 算法对图像的分割效果较好,但仍然有大量噪声存在,而 DMFCM 算法不仅分割的轮廓清晰,而且视觉的整体效果最好,显示了算法的鲁棒性.

3.2.2 有标准分割结果的真实图像实验

从 Berkeley 图像库^[10]中选择编号为 # 42049 和 # 238001 的图像进行分割实验,原始图如图 4(a)~(b)所示.对两幅图像分别添加噪声进行图像分割验证算法的性能,其中对编号为 # 42049 的图像添加(0, 0.04)的高斯噪声以及密度为(0.1)的椒盐噪声,对编号为 # 238001 的图像添加密度为(0.1)的椒盐噪声,见图 4(c)~(d),两幅图像具有标准的人工分割结果(ground truth),分别如图 4(e)~(f)所示.

利用表 1 中的六种算法对图 4 中的噪声图像进行分割,聚类数目分别设置为 2 和 3,为更有效评价算法的分割性能,还分别对这两幅图像添加了其他水平的噪声,并给出了算法分割相应的量化结果,具

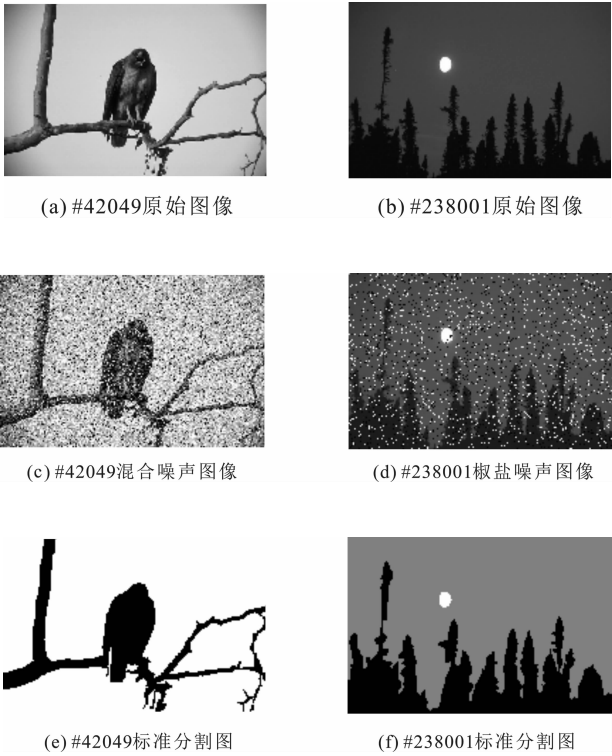


图 4 Berkeley 图像

体见表 3. 可以看出,DMFCM 算法有效地减小了噪声对图像分割结果的影响,而且结合表 3 中的 SA 和 ARI 指标来看,DMFCM 算法在可量化的指标上也最高.

4 结束语

提出了融入邻域距离与隶属度的模糊聚类图像分割 DMFCM 算法.该算法首先利用邻域的像素信息对图像进行滤波得到新的滤波图像,然后在聚类过程中将像素邻域与聚类中心的距离进行平滑以更进一步地提升算法的鲁棒性,接着为平衡全局隶属度和邻域隶属度的关系引入新的隶属度变量和聚类中

心,最后利用 DMFCM 算法与其他五种 FCM 型算

表 3 Berkeley 图像各算法的指标(SA&ARI)对比

图像	噪声水平	指标	FCM_S1	FCM_S2	EnFCM	FGFCM	FLICM	DMFCM
# 42049	高斯噪声(0, 0.05)	SA	0.940 4	0.938 9	0.941 2	0.947 9	0.953 9	0.957 1
		ARI	0.881 2	0.878 5	0.883 8	0.896 5	0.905 5	0.914 0
	椒盐噪声密度(0.2)	SA	0.892 3	0.953 1	0.891 8	0.946 7	0.937 2	0.959 4
		ARI	0.783 5	0.905 9	0.782 9	0.893 0	0.834 5	0.918 8
	高斯噪声(0,0.04)& 椒盐噪声(0.1)	SA	0.906 9	0.929 3	0.914 5	0.941 6	0.945 5	0.957 3
		ARI	0.814 3	0.858 3	0.829 5	0.883 4	0.890 7	0.914 7
	高斯噪声(0, 0.02)	SA	0.592 7	0.574 5	0.894 1	0.915 4	0.844 4	0.959 2
		ARI	0.389 1	0.361 0	0.840 6	0.873 4	0.767 3	0.938 8
# 238001	椒盐噪声密度(0.1)	SA	0.708 4	0.907 2	0.767 4	0.914 7	0.663 3	0.962 7
		ARI	0.563 0	0.860 9	0.650 8	0.872 1	0.495 0	0.944 0
	高斯噪声(0,0.01)& 椒盐噪声(0.5)	SA	0.628 8	0.600 4	0.659 3	0.942 3	0.703 3	0.959 9
		ARI	0.442 9	0.400 7	0.488 9	0.913 3	0.554 8	0.939 8
	高斯噪声(0, 0.02)	SA	0.592 7	0.574 5	0.894 1	0.915 4	0.844 4	0.959 2
		ARI	0.389 1	0.361 0	0.840 6	0.873 4	0.767 3	0.938 8

法基于人工合成图像、真实图像进行了定性定量评价,结果表明提出的算法能在含噪图像上取得满意的分割效果.

参考文献:

[1] 朱然,李积英. 基于改进的 FCM 算法图像分割研究[J]. 微电子学与计算机, 2015, 32(6):151-153.

[2] Bezdek J C. A convergence theorem for the fuzzy ISO-DATA clustering algorithms. [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1980, 2 (1):1-8.

[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] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-Means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.

[5] Guo F F, Wang X X, Shen J. Adaptive fuzzy c-means algorithm based on local noise detecting for image segmentation[J]. Iet Image Processing, 2016, 10 (4): 272-279.

[6] Adhikari S K, Sing J K, Basu D K, et al. Conditional

spatial fuzzy C-means clustering algorithm for segmentation of MRI images[J]. Applied Soft Computing, 2015, 34:758-769.

[7] 崔西希, 吴成茂. 核空间中智模糊聚类及图像分割应用[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21 (10): 1316-1327.

[8] Cai W L, Chen S K, 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.

[9] Mukhopadhyay A, Maulik U. A multiobjective approach to MR brain image segmentation[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 872-880.

[10] Zhao F, Fan J L, Liu H Q. Optimal-selection-based suppressed fuzzy c-means clustering algorithm with self-tuning non local spatial information for image segmentation [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(9): 4083-4093.

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.