

引用格式:梁丹,于海燕,范九伦,等.核空间局部自适应模糊 C-均值聚类图像分割算法[J].微电子学与计算机,2019,36(2):21-25. [LIANG D, YU H Y, FAN J L, et al. Kernel space local adaptive fuzzy C-means clustering image segmentation [J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(2): 21-25.]

核空间局部自适应模糊 C-均值聚类图像分割算法

梁 丹¹, 于海燕^{1,2,3}, 范九伦^{1,2,3}, 雒 僖¹

(1 西安邮电大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121;

2 电子信息勘察应用技术公安部重点实验室, 陕西 西安 710121;

3 陕西省无线通信与信息处理技术国际合作研究中心, 陕西 西安 710121)

摘 要:针对传统模糊 C-均值聚类算法对在噪声干扰下图像的分割效果不理想问题,提出一种核空间与自适应中值滤波相结合的改进算法,算法利用自适应中值滤波获得像素的局部空间信息,并由此生成一种新的模糊因子加入到目标函数中,然后在核空间中对目标函数进行优化求解,得到最优聚类中心和隶属度。实验结果表明,该算法对被高椒盐噪声污染的图像具有较高的精度和鲁棒性。

关键词:自适应中值算法;模糊 C-均值聚类;核函数;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(2019)02—0021—05

Kernel Space Local Adaptive Fuzzy C-means Clustering Image Segmentation

LIANG Dan¹, YU Hai-yan^{1,2,3}, FAN Jiu-lun^{1,2,3}, LUO Xi¹

(1 School of Communication and Information Engineering, Xi'an University Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China; 2 Key Laboratory Electronic Information Application Technology for Scene Investigation, Ministry of Public Security, Xi'an 710121, China; 3 International Joint Research Center for Wireless Communication and Information Processing, Xi'an 710121, China)

Abstract: Aiming at the segmentation effect of traditional fuzzy c-means algorithm on the image under noise interference, an improved algorithm combining the kernel space and adaptive median is proposed. The algorithm used adaptive median filter to obtain the local spatial information of the pixel, and then generates a new fuzzy factor to add to the objective function. Finally, the objective function is optimized and solved in kernel space to obtain the optimal cluster center and membership degree. Experimental results show that the algorithm has high accuracy and robustness to images polluted by high salt and pepper noise.

Key words: adaptive median algorithm; fuzzy c-means; kernel function; local spatial information

1 引言

图像分割是图像处理领域中一项重要的研究内容,它将图像分为不同的区域,这些区域具有相同的特点如灰度级、颜色、色调、纹理等。图像分割技术在

目标识别与跟踪、图像检索以及人脸识别等领域具有重要价值。模糊 C-均值聚类(FCM)^[1-3]在图像分割中应用最流行,但它对噪声敏感且忽略了图像的空间信息无法对含噪图像取得理想的分割结果。为此学者们采用核诱导距离并加入空间信息提出了

KFCM_S1 算法^[4], KFCM_S2 算法^[4], ARKFCM 算法^[5]等,在一定程度上改善了图像的分割效果. FLICM 算法^[6]通过在目标函数中引入无参数模糊因子,提高了算法的鲁棒性,但对被高噪声污染的图像,无法获得理想的分割效果.

针对被高椒盐噪声污染的图像,本文利用自适应中值滤波算法能够根据噪声大小自适应调节滤波半径的特点,提出核空间局部自适应模糊 C-均值聚类算法,提高了算法的聚类性能和有效性,进一步解决了在强噪声干扰下图像的聚类分割效果不理想的问题. 仿真实验结果表明了本文算法的有效性.

2 核空间局部自适应模糊 C-均值聚类算法

2.1 自适应中值滤波算法

自适应中值滤波算法^[7]主要有 3 个目的:(1)去除脉冲噪声;(2)平滑其它非脉冲噪声;(3)保护图像边缘信息. 它在滤波时使用一个矩形区域的窗口 S_{xy} ,能够根据噪声强弱改变滤波窗半径的大小. 当判断滤波窗中心像素是噪声时,自适应中值滤波器为常规中值滤波器,即用中值代替该值;当判断滤波窗中心像素不是噪声时,则不改变其当前像素值,用滤波器的输出值替代当前滤波窗中心的像素值. 自适应中值滤波器能够得到比常规中值滤波器更好的滤波效果,因为它对噪声概率更大地脉冲噪声进行平滑的同时还能更好地保持图像细节.

自适应中值滤波算法由两部分组成:第一层(LevelA)和第二层(LevelB).

第一层(LevelA):

$$A1 = Z_{med} - Z_{min} \quad (1)$$

$$A2 = Z_{med} - Z_{max} \quad (2)$$

如果 $A1 > 0$ 并且 $A2 < 0$,则转到 LevelB,否则增加滤波窗 S_{xy} 的尺寸. 如果滤波窗 S_{xy} 的大小达到 S_{max} 则重复执行 LevelA,否则把 Z_{med} 作为输出.

第二层(LevelB):

$$B1 = Z_{xy} - Z_{min} \quad (3)$$

$$B2 = Z_{xy} - Z_{max} \quad (4)$$

如果 $B1 > 0$ 并且 $B2 < 0$,则把 Z_{xy} 作为输出值,否则把 Z_{med} 作为输出值.

式中, Z_{min} 表示在 S_{xy} 滤波窗内灰度的最小值, Z_{max} 表示在滤波窗 S_{xy} 内灰度的最大值, Z_{med} 表示在滤波窗 S_{xy} 内灰度的中值, Z_{xy} 表示坐标 (x, y) 处的灰度值, S_{max} 表示为 S_{xy} 所允许的最大窗口尺寸.

2.2 本文算法

FLICM^[6] 算法在目标函数中引入无参数模糊因子 G_{ki} 即引入局部空间信息,控制图像中噪声和细节的平衡. 在本文算法中我们用核空间欧式距离代替传统 FCM 中样本与聚类中心之间的欧式距离,引入自适应中值滤波算法对图像进行滤波并将模糊因子中的局部邻域值替换为自适应中值滤波的像素值,以更好的利用邻域像素.

新的目标函数为

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c u_{ki}^m [\|\Phi(x_i) - \Phi(v_k)\|^2 + G'_{ki}] \quad (5)$$

式中, n 表示一幅图像的像素个数; c 表示图像的聚类数目; u_{ki} 表示第 i 个像素对 k 个聚类中心的隶属度值;参数 m 表示隶属度的加权指数,决定聚类结果的模糊程度,通常 $m = 2$; x_i 表示原始图像的像素; v_k 表示聚类中心; Φ 表示高维空间的非线性映射; G'_{ki} 表示模糊因子.

其中调整模糊因子为:

$$G'_{ki} = \sum_{\substack{j \in N_i \\ i \neq j}} \frac{1}{1 + d_{ij}} (1 - u_{kj})^m \|\Phi(\bar{x}_j) - \Phi(v_k)\|^2 \quad (6)$$

式中, $\bar{x}_j$ 表示经过自适应中值滤波后的像素; N_i 表示中心像素为 i 的邻域窗口; d_{ij} 表示中心像素 i 和其所对应邻域窗口中的像素 j 之间的欧式距离; u_{kj} 表示隶属度.

核空间平方欧式距离为:

$$\|\Phi(x_i) - \Phi(v_k)\|^2 = K(x_i, x_i) + K(v_k, v_k) - 2K(x_i, v_k) \quad (7)$$

当取高斯核函数时, $K(x, x) = 1, K(x, y) = \exp(-\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2})$,则:

$$\|\Phi(x_i) - \Phi(v_k)\|^2 = 2(1 - K(x_i, v_k)) \quad (8)$$

式中, σ 表示带宽,表示为:

$$\sigma = (\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d}))^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

式中, d 表示像素 x_i 和像素均值 $\bar{x}$ 之间的距离,

$d = \|x_i - \bar{x}\|$, $\bar{d}$ 为:

$$\bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad (10)$$

将高斯核函数公式带入目标函数可将目标函数简化为:

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c u_{ki}^m [(1 - K(x_i, V_k)) + G_{ki}] \quad (11)$$

式中

$$G_{ki} = \sum_{\substack{j \in N_i \\ i \neq j}} \frac{1}{1 + d_{ij}} (1 - u_{kj})^m (1 - K(\bar{x}_j, V_k)) \quad (12)$$

对目标函数(11) 优化得到隶属度的更新表达式为:

$$u_{ki} = \frac{((1 - K(x_i, v_k)) + G_{ki})^{-\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c ((1 - K(x_i, v_j)) + G_{ji})^{-\frac{1}{m-1}}} \quad (13)$$

聚类中心的更新表达式为:

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ki}^m (K(x_i, v_k)) x_i + A_1}{\sum_{i=1}^n u_{ki}^m (K(x_i, v_k)) + A_2} \quad (14)$$

式中

$$A_1 = \sum_{i=1}^n u_{ki}^m \sum_{\substack{j \in N_i \\ i \neq j}} (1 - u_{kj})^m (K(\bar{x}_j, v_k)) \bar{x}_j \frac{1}{1 + d_{ij}} \quad (15)$$

$$A_2 = \sum_{i=1}^n u_{ki}^m \sum_{\substack{j \in N_i \\ i \neq j}} (1 - u_{kj})^m (K(\bar{x}_j, v_k)) \frac{1}{1 + d_{ij}} \quad (16)$$

本文算法步骤为:

Step 1 设置聚类类别数 c , 隶属度加权指数 m , 迭代误差限 ϵ , 最大迭代次数 T , 初始迭代次数 $t = 1$;

Step 2 通过自适应中值滤波算法对图像进行平滑处理, 得到滤波后的图像 I_1 ;

Step 3 初始聚类中心 $v_{k(0)}$ 和初始隶属度划分矩阵 $u_{ki(0)}$;

Step 4 通过表达式(13), 更新隶属度矩阵 $u_{ki(t)}$;

Step 5 通过表达式(14), 更新聚类中心 $v_{k(t)}$;

Step 6 当 $v_{k(t)} - v_{k(t+1)} < \epsilon$ 或 $T > T_{max}$ 时停止迭代, 输出隶属度 $u_{ki(t)}$ 和聚类中心 $v_{k(t)}$, 否则返回 step4 进行下一次迭代;

Step 7 通过对最终输出的隶属度 $u_{ki(t)}$ 和聚类中心 $v_{k(t)}$ 产生分割图像 I_2 .

3 实验结果及分析

通过 Matlab 仿真软件来验证本文算法对人工合成图像、Berkeley 图像以及自然图像“硬币”的有

效性以及鲁棒性, 并将 FCM 算法、KFCM_S1 算法、KFCM_S2 算法、ARKFCM 算法和 FLICM 算法作为比较算法. 对于比较算法的参数设定根据文献^[4,5,6]. 为取得较好的实验结果, 本文算法中的参数设置为 $m=2, \epsilon=10^{-5}$, 局部邻域窗口为 3×3 , 最大迭代次数 $T=500$, 自适应中值滤波的最大的滤波半径为 10.

我们采用分割精度(SA)^[6]、划分系数(V_{pc})^[8]、划分熵(V_{pe})^[8]以及聚类有效性指标(V_{xb})^[9]作为算法性能的客观评价指标.

实验一 对人工合成图像(200×200)添加强度为 0.2 的椒盐噪声, 采用 6 种算法对其进行分割, 分割结果如图 1 所示.

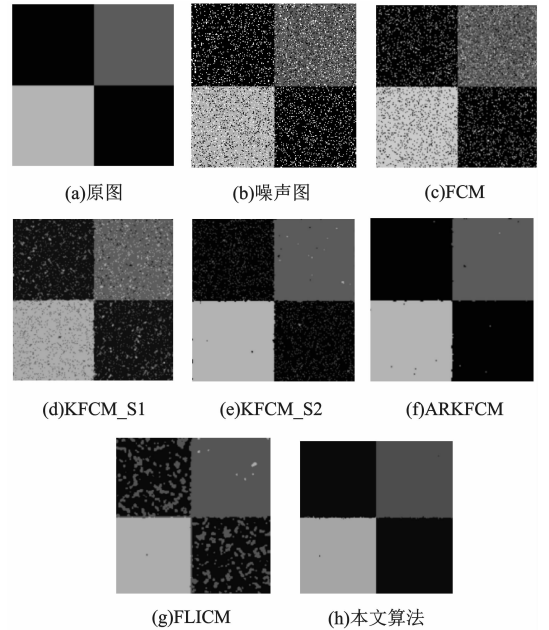


图 1 6 种算法对加噪人工合成图像的分割效果

从图中 1 可以看出, FCM 算法的分割结果最不理想, 其中包含的噪声点最多, 这是因为 FCM 算法忽略了图像中像素的空间信息, 导致算法对噪声敏感. KFCM_S1 算法、KFCM_S2 算法引入了均值滤波和中值滤波, 结合了图像像素的空间信息, 并转化到核空间. 相比而言, 对于含椒盐噪声的图像, KFCM_S2 比 KFCM_S1 的分割效果更好, 但分割结果中仍含有噪声, 分割效果欠佳. ARKFCM 引入正则化参数控制空间信息, 同样转化到核空间, 但对被噪声影响严重的图像分割效果较差. FLICM 算法结合了图像局部信息的灰度信息和空间信息, 能够更多的利用图像中像素的空间信息, 但是仍对含噪强度较大的图像鲁棒性较差, 因此该算法的分割效果仍然不理想. 本文算

法通过引入自适应中值滤波,并结合滤波后图像像素的局部空间信息,同时使用具有鲁棒性的核函数,因此得到了理想的分割效果.

表 1 给出了随着噪声强度增强,6 种不同算法分割结果的分割精度(SA)值,由表 1 可得随着噪声强度的增大,其余 5 种算法分割精度逐步降低,但本文算法仍然能够保持较高的分割精度.

表 1 6 种算法对加噪人工合成图像的分割精度(%)

算法	椒盐噪声		
	0.2	0.3	0.4
FCM	87.24	81.31	74.60
KFCM_S1	92.28	84.38	78.61
KFCM_S2	99.62	98.96	97.30
ARKFCM	99.66	98.89	97.19
FLICM	87.18	80.15	71.81
本文算法	99.80	99.68	99.32

实验二 图像 # 42049 (312×481)添加强度为 0.2 的椒盐噪声和均值为 0,方差为 0.01 的高斯噪声,使用 6 种算法分别对其进行分割,结果如图 2 所示.

由图 2 和表 2 可明显看出,将本文算法与 FCM、KFCM_S1、KFCM_S2、FLICM、ARKFCM 算法作比较,可明显得出本文算法具有较好的分割效果,随着噪声强度的变化本文算法仍能够保持较高的准确性.

表 2 6 种算法对加噪图像 # 42049 的分割精度(%)

算法	椒盐噪声	椒盐噪声 高斯噪声	椒盐噪声 高斯噪声
	0.3	0.2 0.01	0.1 0.01
FCM	80.90	86.75	81.20
KFCM_S1	81.37	88.20	93.59
KFCM_S2	95.26	95.66	95.83
ARKFCM	95.74	96.06	96.04
FLICM	94.32	95.39	95.80
本文算法	96.24	96.12	96.35

实验三 自然图像“硬币”(242×308)添加强度为 0.2 的椒盐噪声,使用 6 种算法分别对其进行分割.

表 3 6 种算法对加噪自然图像的聚类性能

算法	V_{pc}	V_{pe}	V_{xb}
FCM	0.936 0	0.113 0	0.138 9
KFCM_S1	0.821 2	0.293 7	0.142 2
KFCM_S2	0.896 2	0.162 3	0.051 0
FCM	0.936 0	0.113 0	0.138 9
ARKFCM	0.882 3	0.190 4	0.022 7
FLICM	0.846 6	0.245 1	0.071 6

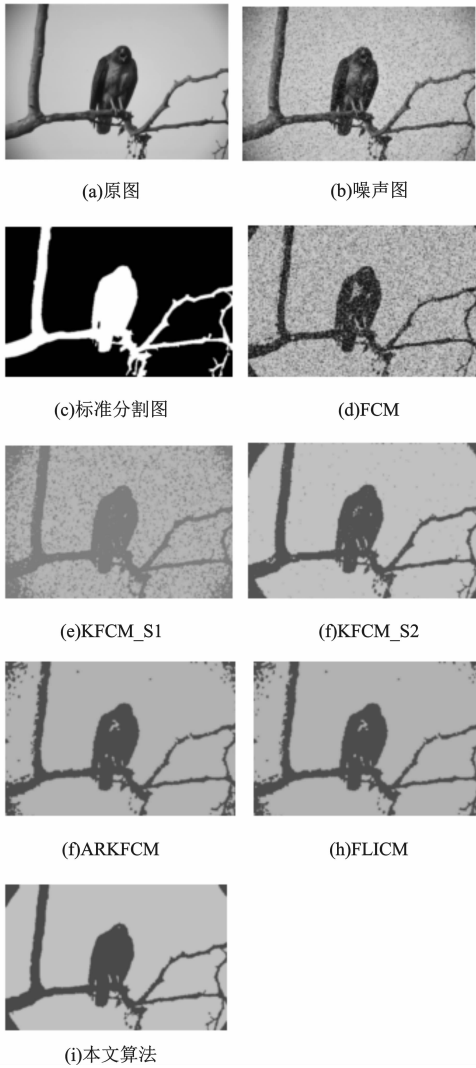


图 2 6 种算法对加噪 # 42049 图像的分割效果

本文算法	0.969 0	0.055 2	0.016 3
------	---------	---------	---------

由表 3 可以看出,FCM、KFCM_S1、KFCM_S2、ARKFCM 和 FLICM 算法的分割结果中,均含有不同程度大小的噪声,对噪声的抑制能力不强,算法的鲁棒性较差,因此这 5 种算法对自然图像“硬币”的分割效果不佳.而本文算法对噪声有一定的抑制能力,具有更好的鲁棒性,得到了较好的分割效果.

表 3 为 6 种算法对加噪自然图像“硬币”分割后所得到的划分系数 V_{pc} 、划分熵 V_{pe} 、以及聚类有效性指数 V_{xb} .表 2 说明本文算法与其余 5 种算法相比,能够得到更高的值 V_{pc} 和更低的 V_{pe} 值,这表明由本文算法计算得到的隶属度矩阵划分性能更好,分割精度更高;同时本文算法 V_{xb} 值更小,表明同一类中像素具有更高的紧密性,不同类之间像素的空间分离性更强,因此本文算法具有良好的

聚类性能.

4 结束语

本文提出一种基于核空间的自适应模糊 C-均值聚类图像分割算法. 算法通过利用模糊因子和自适应中值滤波获取图像的局部空间信息,并采用核空间欧式距离代替传统的欧式距离作为相似性度量,最后实现对加入椒盐噪声图像的分割. 通过仿真实验表明,本文算法相比于 FCM 算法、KFCM_S1 算法、KFCM_S2 算法、FLICM 算法、ARKFCM 算法具有更好的分割效果和鲁棒性.

参考文献:

- [1] 朱红霞,王黎明. 改进的自适应模糊 C 均值聚类图像分割算法[J]. 微电子学与计算机,2010,27(12):87-89.
- [2] 朱占龙. 融入邻域距离与隶属度模糊聚类图像分割算法[J]. 微电子学与计算机,2018,35(04):93-97.
- [3] 朱占龙,郑一博,王远. 模糊聚类图像分割后处理[J]. 微电子学与计算机,2018,35(03):68-73.
- [4] Chen S, Zhan D. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. B, Cybern. 2004, 34(4): 1907-1916.
- [5] Fang R, Lu Y, Liu X, et al. Segmentation of brain MR images using an adaptively regularized kernel FCM

algorithm with spatial constraints[C]. 2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), Shanghai, 2017: 1-6.

- [6] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [7] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 北京:电子工业出版社, 2006.
- [8] Xie X L, Beni G. A validity measure for fuzzy clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(8): 841-847.
- [9] Kwan R K S, Evans A C, Pike G B. MRI simulation-based evaluation of image-processing and classification methods[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(11): 1085-1097.

作者简介:

梁 丹 女,(1993-),硕士研究生. 研究方向为图像处理.
E-mail:452202012@qq.com.

于海燕 女,(1982-),博士,副教授. 研究方向为模式识别与图像处理.

范九伦 男,(1964-),博士,教授. 研究方向为模式识别、图像处理与智能信息处理等.

雒 僖 女,(1995-),硕士研究生. 研究方向为图像处理.