

融合混沌优化和改进模糊聚类的图像分割算法

朱占龙^{1,2,3}, 刘永军^{1,3}

(1. 河北地质大学信息工程学院, 河北石家庄 050031; 2. 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; 3. 河北地质大学人工智能与机器学习研究室, 河北石家庄 050031)

摘要: 基于邻域广义模糊聚类算法能够分割含噪声灰度图像, 但是如果图像灰度分布不均衡或者起始的聚类中心设置不合适仍会导致该算法分割失败, 为此, 提出一种基于混沌优化和改进模糊聚类算法相融合的图像分割算法. 首先, 将每一类的隶属度之和引入基于邻域广义模糊聚类算法的目标函数中, 从而能够均衡较大类和较小类对目标函数的贡献. 其次, 以新目标函数为基础, 利用拉格朗日乘法推导出相应的隶属度和聚类中心. 再次, 将混沌优化和改进模糊聚类算法联合得到最优解, 即最合适的聚类中心, 细节上, 每一代的聚类中心分别由混沌系统和改进模糊聚类算法两种路径产生, 具有较小目标函数的聚类中心进入下一个迭代进程. 最后, 利用具有不平衡特性的无损检测图像进行实验, 结果表明本文算法具有更高的分割准确率和更好的视觉效果.

关键词: 图像分割; 混沌优化; 模糊聚类; 灰度分布不均衡

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)05-0975-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.05.019

A Novel Algorithm by Incorporating Chaos Optimization and Improved Fuzzy C-Means for Image Segmentation

ZHU Zhan-long^{1,2,3}, LIU Yong-jun^{1,3}

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

2. Hebei Key Laboratory of Optoelectronic Information and Geo-Detection Technology, Shijiazhuang, Hebei 050031, China;

3. Laboratory of Artificial Intelligence and Machine Learning, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China)

Abstract: The spatial generalized fuzzy c-means clustering algorithm (GFCM_S) is a popular technique for image segmentation, but it is not so effective when the image has the features of unequal cluster sizes or the initial cluster centers we choose are improper. In this paper, for solving the above shortcomings of GFCM_S, a novel algorithm incorporating chaos optimization and improved fuzzy c-means (CIGFCM_S) is proposed. Firstly, each size of clusters is integrated into the objective function of GFCM_S so as to equalize the contribution of larger and smaller clusters to the objective function. Secondly, the iteratively membership degree and cluster centers are deduced by the Lagrange multiplier method. Thirdly, a new iterative strategy is used to seek the optimal solutions. In detail, the optimal solutions of next generation are searched by two paths, one path originates chaos optimization and the other is obtained by updating membership degree and cluster centers on the basis of current optimal solutions, and then the better solutions go to next generation until the end. Lastly, the non-destructive testing (NDT) images with the characters of unequal cluster sizes are used for experiments, the results show that the proposed algorithm has better segmentation accuracy and visual effects.

Key words: image segmentation; chaos optimization; fuzzy clustering; unequal cluster sizes

1 引言

图像分割在模式识别、计算视觉和图像理解等领

域起着重要的作用^[1,2]. 在众多的分割算法中, 模糊聚类算法 (Fuzzy C-Means, FCM) 以其简洁、有效的特性而被广泛应用于医学图像、遥感等图像的分割, 但是它

收稿日期: 2019-03-11; 修回日期: 2019-10-27; 责任编辑: 孙瑶

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究 (No. BJ2018029); 河北省教育厅重点 (No. ZD2018212); 河北地质大学博士科研启动基金 (No. BQ201606)

噪声敏感^[3,4]. 于是,许多改进版本 FCM 算法被提出. 为了分割被噪声污染的灰度图像,Ahmed 等^[5]将空间邻域项引入 FCM 的目标函数(Fuzzy C-Means with Spatial Constraints,FCM_S),随后,Chen 等给出 FCM_S 算法的两种变体,其本质是用均值滤波或中值滤波图像取代空间邻域项^[6],Zhao 等基于 FCM 引入非邻域空间分割被噪声严重污染的图像也取得较好的效果^[7,8]. 另外,一种基于图像灰度直方图的快速模糊聚类算法(Fast and Robust Fuzzy C-Means,FGFCM)改进了分割速度^[9]. 人工智能算法,如遗传算法^[10]、粒子群算法^[11]、进化算法^[12,13]等也因为全局搜索能力而被用来解决图像分割问题,使得 FCM 及变体算法免于陷入局部最优.

为了使得 FCM 算法快速收敛,Zhu 等构建广义的模糊聚类算法(Generalized Fuzzy C-Means,GFCM)^[14]. 随后,为改善 GFCM 算法对噪声敏感的缺陷,Zhao 等引入邻域空间^[5,6],提出了基于邻域广义模糊聚类算法(Spatial Generalized Fuzzy C-Means,GFCM_S)^[15]. 但是仍然有其它问题尚待解决,首先,该算法对于灰度分布不均衡的图像分割效果较差,其原因在于它趋于均分所有灰度像素,这也是 FCM 及其一些变体算法的缺陷^[16]. 为此,有研究者试着把类间比例值^[17,18]引入聚类进程,或者将样本容量引入目标函数^[19],但其研究对象主要是样本分类,没有图像分割的背景,即构建符合具有灰度分布不均衡特性图像分割的目标函数仍需进一步探究. 另外,智能算法不可避免需要事先由经验设置可调参数来搜索全局最优解,可调参数的设置成为图像分割的关键,或者说可调参数越少,智能算法的适应能力越强. 混沌优化^[20,21]具有全局搜索能力且所需可调参数少,但是收敛速度慢亟需改进.

为解决上述两个问题,提出融合混沌优化和改进 GFCM_S 的图像分割算法. 首先将每一类的隶属度之和嵌入到 GFCM_S 的目标函数中,以期提升较小类对目标函数的贡献,即弱化类的不均衡特性对目标函数的影响,进而利用拉格朗日乘法推导出新的隶属度和聚类中心;其次利用聚类中心迭代公式及混沌优化解空间作双路径最优解搜索直至迭代结束,这两种迭代路径的融合使得算法能够搜索全局最优解从而得到较好的分割结果,进而为图像中目标识别与测量奠定基础.

2 相关背景工作

2.1 基于邻域的广义模糊聚类算法

GFCM 是一种有效的图像分割算法^[14]. 假设 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 是一幅图像的 n 个像素灰度值,其中 x_j 表示第 j 个像素灰度值. GFCM 的目标函数如下:

$$J(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^n a_j \sum_{i=1}^c u_{ij} (1 - u_{ij}^{m-1})$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in (0, 1), 0 \leq \sum_{j=1}^n u_{ij} \leq n \quad (1)$$

其中, $\mathbf{v} = \{v_i (1 \leq i \leq c)\}$ 表示聚类中心, u_{ij} 表示衡量像素 x_j 属于第 i 个聚类中心 v_i 程度的隶属度, m 为模糊指数, $a_j = \alpha \cdot \min \{ \|x_j - v_r\|^2 | r \in \{1, \dots, c\} \}$, $\alpha (0 \leq \alpha < 1)$ 为控制收敛速度的参数,当 α 为 0 时, GFCM 退化为标准的 FCM 算法. 然而, GFCM 算法不能有效分割被噪声污染图像,为此,文献^[15]在目标函数中引入邻域项增强了算法的鲁棒性,称为基于邻域广义模糊聚类算法(Spatial Generalized Fuzzy C-Means, GFCM_S). 目标函数如下:

$$J(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \beta \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{x}_j - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^n a_j \sum_{i=1}^c u_{ij} (1 - u_{ij}^{m-1}) \quad (2)$$

其中第二项为邻域项,参数 β 用来控制邻域项权重. 同时,式(2)仍满足式(1)中的约束条件. \bar{x}_j 为像素 x_j 邻域项均值或中值,算法分别记为 GFCM_S1 或 GFCM_S2.

利用拉格朗日乘法最小化式(3),可得隶属度和聚类中心的迭代公式.

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (x_j + \beta \bar{x}_j)}{(1 + \beta) \sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (3)$$

$$u_{ij} = \left[\frac{(\|x_j - v_i\|^2 + \beta \|\bar{x}_j - v_i\|^2 - a_j)}{\sum_{k=1}^c (\|x_j - v_k\|^2 + \beta \|\bar{x}_j - v_k\|^2 - a_j)} \right]^{-1/(m-1)} \quad (4)$$

GFCM_S 算法的执行过程参见文献^[15].

2.2 混沌优化

2.2.1 Logistic 混沌系统

混沌^[22]从被提出至今一直是研究热点,而较简单的 Logistic 混沌系统更是广泛应用于混沌的产生与优化中,典型的 Logistic 混沌系统表示如下^[23].

$$z_{k+1} = \lambda \cdot z_k (1 - z_k) \quad (5)$$

其中 λ 为控制参数,且 $\lambda \in (0, 4)$, $z_k \in (0, 1)$. 文献^[23]指出,当 $3.570 \leq \lambda \leq 4$ 时,该系统步入混沌状态,如图 1 所示,也就是说,参数 λ 满足步入混沌条件时,系统进行反复迭代可以产生非周期、随机性的序列,如图 2 所示.

图 1 显示了在参数 λ 的作用下 Logistic 混沌系统从单周期运动走向混沌的过程,图 2 显示了参数 $\lambda = 4$ 时 z_k 的变化过程.

2.2.2 混沌优化

对于连续对象的全局极小值优化问题^[18,20]

$$\min f(v_i), v_i \in [a_i, b_i], i = 1, \dots, p \quad (6)$$

其中 f 为目标函数, v_i 为变量, p 为变量的个数, a_i 和 b_i 分别是 v_i 的取值范围. 典型的混沌优化包含粗搜索和细搜

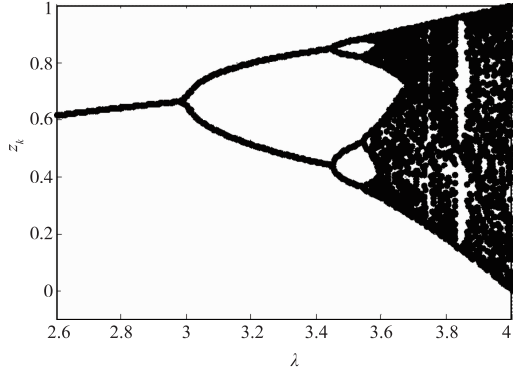


图1 Logistic混沌系统分岔图

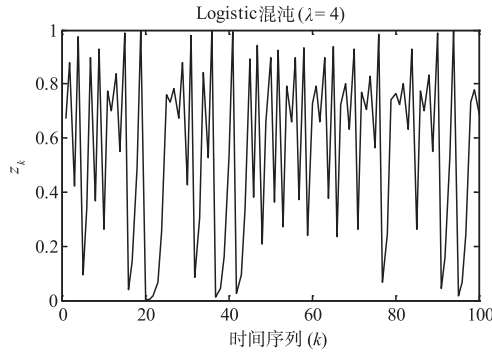


图2 迭代100次的混沌序列

索两个阶段.

粗搜索阶段

步骤 1 如式(5)所示,设置 $k=0$,初始化 $z_{i,k}$,由于 $z_{i,k}$ 取值范围为 $(0,1)$,需利用下式将其映射至相应区间;

$$v_{i,k} = d_i + e_i z_{i,k} \quad (7)$$

其中 d_i 和 e_i 为常数,相当于放大器,使 $v_{i,k} \in [a_i, b_i]$.

步骤 2 令 $v^* = v_{i,0}$, $f^* = f(v_{i,0})$,其中 f^* 和 v^* 分别表示最优解和最小值;

步骤 3 $k = k + 1$,利用式(5)更新 $z_{i,k}$,然后利用式(7)将其转化成 $v_{i,k}$,如果 $f(v_{i,k}) < f^*$,则 $f^* = f(v_{i,k})$, $v^* = v_{i,k}$.

细搜索阶段

步骤 4 如果 f^* 经若干步 (T') 迭代保持不变,则利用下式对 v^* 微调,否则转步骤 3;

$$v'_{i,k} = v^* + \gamma z_{i,k} \quad (8)$$

步骤 5 如果 $f(v'_{i,k}) < f^*$,则 $f^* = f(v'_{i,k})$, $v^* = v'_{i,k}$; 否则, f^* , v^* 保持不变;

步骤 6 $k = k + 1$,转步骤 5 直至迭代结束,输出 f^* , v^* .

3 本文算法

3.1 GFCM_S 目标函数的改进

GFCM_S 算法继承 GFCM 算法收敛速度快的优势,

还有较好的抗噪性,但不能有效分割灰度不均衡的图像,受文献[19]启发,对 GFCM_S 算法的目标函数改进如下:

$$\begin{aligned} J(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = & \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 / \sum_{s=1}^n u_{is}^m \\ & + \beta \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{x}_j - v_i\|^2 / \sum_{s=1}^n u_{is}^m \\ & + \sum_{j=1}^n a_j \sum_{i=1}^c u_{ij} (1 - u_{ij}^{m-1}) / \sum_{s=1}^n u_{is}^m \end{aligned} \quad (9)$$

可见,式(9)是在式(2)的基础上除以 $\sum_{s=1}^n u_{is}^m$ 项,该项表示每一类隶属度之和,当第 i 类是大类时,除以该项可以减弱大类对目标函数的贡献. 总之,通过引入此项,可均衡化大类和小类对目标函数的贡献,以期能够有效分割灰度分布不均衡的图像.

由式(9)及约束条件建立拉格朗日辅助函数 $L(\mathbf{u}, \mathbf{v})$,如下:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = & \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 / \sum_{s=1}^n u_{is}^m \\ & + \beta \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{x}_j - v_i\|^2 / \sum_{s=1}^n u_{is}^m \\ & + \sum_{j=1}^n a_j \sum_{i=1}^c u_{ij} (1 - u_{ij}^{m-1}) / \sum_{s=1}^n u_{is}^m \\ & + \sum_{j=1}^n \rho_j (1 - \sum_{i=1}^c u_{ij}) \end{aligned} \quad (10)$$

对 u_{ij} 求偏导并令其为 0,可得

$$\frac{m u_{ij}^{m-1} ((d_{ij}^2 + t_{ij}) \sum_{s=1}^n u_{is}^m - (u_{ij}^m d_{ij}^2 + s_{ij}))}{(\sum_{s=1}^n u_{is}^m)^2} = \rho_j \quad (11)$$

其中 $d_{ij}^2 = \|x_j - v_i\|^2 + \beta \|\bar{x}_j - v_i\|^2$, $s_{ij} = a_j (u_{ij} - u_{ij}^m)$, $t_{ij} = a_j (1 - m u_{ij}^{m-1}) / (m u_{ij}^{m-1})$.

整理式(11)可得

$$u_{ij} = \left[\frac{\rho_j (\sum_{s=1}^n u_{is}^m)^2}{m ((d_{ij}^2 + t_{ij}) \sum_{s=1}^n u_{is}^m - (u_{ij}^m d_{ij}^2 + s_{ij}))} \right]^{1/(m-1)} \quad (12)$$

由 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ 并做相应调整可得

$$\rho_j = \frac{1}{\sum_{r=1}^c \left[\frac{(\sum_{s=1}^n u_{rs}^m)^2}{m ((d_{rj}^2 + t_{rj}) \sum_{s=1}^n u_{rs}^m - (u_{rj}^m d_{rj}^2 + s_{rj}))} \right]} \quad (13)$$

其中 $d_{rj}^2 = \|x_j - v_r\|^2 + \beta \|\bar{x}_j - v_r\|^2$, $s_{rj} = a_j (u_{rj} - u_{rj}^m)$, $t_{rj} = a_j (1 - m u_{rj}^{m-1}) / (m u_{rj}^{m-1})$.

将式(13)代入式(12)可得

$$u_{ij} = \frac{\left[\frac{(\sum_{s=1}^n u_{is}^m)^2}{(d_{ij}^2 + t_{ij}) \sum_{s=1}^n u_{is}^m - (u_{ij}^m d_{ij}^2 + s_{ij})} \right]^{1/(m-1)}}{\sum_{r=1}^c \left[\frac{(\sum_{s=1}^n u_{rs}^m)^2}{(d_{rj}^2 + t_{rj}) \sum_{s=1}^n u_{rs}^m - (u_{rj}^m d_{rj}^2 + s_{rj})} \right]^{1/(m-1)}} \quad (14)$$

另外,对 v_i 求偏导并令其为 0, 可得

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (x_j + \beta \bar{x}_j)}{(1 + \beta) \sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (15)$$

如上,对 GFCM_S 算法目标函数进行了改进,称为改进的基于邻域广义模糊聚类算法 (Improved Spatial Generalized Fuzzy C-Means, IGFCM_S). 另外,式(14)中的隶属度 u_{ij} 为嵌套形式,需利用上一次迭代产生的隶属度来参与更新. 同时,与 GFCM_S 算法相似,式(9)中的 \bar{x}_j 分别为像素 x_j 的邻域均值或中值时,该算法记为 IGFCM_S1 或 IGFCM_S2. 执行过程如下:

步骤 1 设置聚类中心数 c , 模糊指数 m , 最大迭代次数 T , 参数 α 、 β , 终止条件 ε ;

步骤 2 对 IGFCM_S1 和 IGFCM_S2 算法而言, 计算图像的均值或中值;

步骤 3 随机初始化一个聚类中心 $v_{(0)}$, 并初始迭代次数 $k=1$;

步骤 4 利用式(4)计算相应的隶属度 $u_{(0)}$;

步骤 5 利用式(14)计算隶属度 $u_{(k)}$;

步骤 6 利用式(15)计算聚类中心 $v_{(k)}$;

步骤 7 如果 $\|v_{(k)} - v_{(k-1)}\| < \varepsilon$ 或者 $k > T$, 输出聚类结果, 否则, 转步骤 5.

3.2 基于两种路径的聚类中心迭代方法及其优劣

得到合适的聚类中心是图像分割成功的关键. 聚类中心的迭代主要有两种路径: 一是按照模糊聚类算法自身的迭代进程即可, 比如 IGFCM_S 的执行过程, 一般称为梯度法聚类中心迭代; 二是来自混沌优化, 利用混沌系统的随机性、遍历性和“规律性”的特点来产生聚类中心, 称为混沌优化搜索聚类中心.

3.2.1 梯度法聚类中心迭代

梯度法聚类中心迭代是 FCM 及变体算法常规求解方式. 如式(9)所示, 该目标函数可认为是聚类中心 v 的函数, 第 k 至 $k+1$ 代迭代进程如图 3 所示. 该方式优势是迭代效率高, 其劣势是如果起始聚类中心设置不当, 得到的解可能是局部最优解, 进而导致分割失败.

3.2.2 混沌优化搜索聚类中心

该路径同样实现聚类中心更新, 其过程是采用式(5)的 Logistic 混沌系统产生 z_k , 进而运用式(7)或式

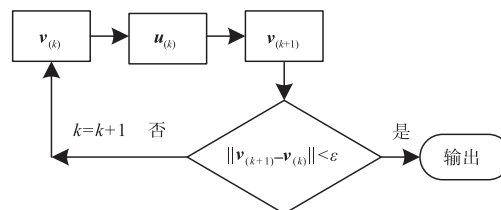


图3 梯度法第 k 至 $k+1$ 代的迭代进程

(8)更新聚类中心 v , 此路径得到的聚类中心不含梯度信息, 具有随机性, 第 k 至 $k+1$ 代的迭代进程如图 4 所示.

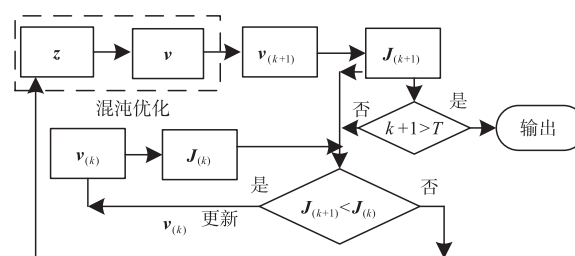


图4 混沌优化第 q 至 $q+1$ 代的迭代进程

该方式优势是能够搜索到全局最优解, 但聚类中心的更新方式具有随机性, 收敛速度慢. 另外, 该方式使用算法必须考虑设置新参数, 如式(5)中的 λ 、式(7)中的 d_i 和 e_i 、式(8)中等 γ 等. 对于混沌优化, 其参数及对应的类型总结如表 1 所示.

表 1 混沌优化中参数总结

参数	类型	出现位置
λ	固定参数	式(5)
d_i	固定参数	式(7)
e_i	固定参数	式(7)
γ	可调参数	式(8)
T'	可调参数	混沌优化步骤 4

如表 1 所示, 参数共分为两类, 一是固定参数, 比如式(7)中的 d_i 和 e_i , 只要确定利用混沌优化来求解图像分割问题, 则这两个参数就是确定的; 二是可调参数, 如式(8)中的 γ , 需要反复调整以求得最优解. 也就是说, 可调参数是制约算法适应性的重要因素, 可调参数越少越好, 这样可以减少人为设置的主观性从而提升算法适应性.

3.3 两种路径相融合的分割算法

如 3.2 节所讨论的, 路径一包含梯度信息, 收敛速度快, 但可能找不到最优解; 路径二随机搜索, 能找到全局最优解, 但是需要额外的可调参数且收敛速度慢. 为充分发挥两种路径的优势, 我们将两种路径得到的聚类中心信息进行融合以提升收敛速度, 它应该具有如下优势: (1) 能够得到全局最优解; (2) 所需可调参数少; (3) 具有较快的收敛速度. 双路径融合的基本思路

如表 2 所示.

表 2 双路径融合

步骤	变量	描述
01	$\mathbf{v}_{(k)}$	假定 $\mathbf{v}_{(k)}$ 是 k 次迭代后的某个聚类中心
02	$\mathbf{u}_{(k+1)}$	由式 (14) 更新隶属度
03	$\mathbf{v}_{(k+1)}^1$	路径一:由式 (15) 更新聚类中心 $\mathbf{v}_{(k+1)}^1$
	$\mathbf{v}_{(k+1)}^2$	路径二:由式 (5) 和式 (7) 更新聚类中心 $\mathbf{v}_{(k+1)}^2$
04	$J_{(k+1)}^1$	由式 (9) 计算 $\mathbf{v}_{(k+1)}^1$ 和 $\mathbf{v}_{(k+1)}^2$ 对应的目标函数
	$J_{(k+1)}^2$	$J_{(k+1)}^1$ 和 $J_{(k+1)}^2$
05	$\mathbf{v}_{(k+1)}$	如果 $J_{(k+1)}^1 < J_{(k+1)}^2$, 则 $\mathbf{v}_{(k+1)} = \mathbf{v}_{(k+1)}^1$; 否则, $\mathbf{v}_{(k+1)} = \mathbf{v}_{(k+1)}^2$

如表 2 所示, $J_{(k+1)}^1$ 和 $J_{(k+1)}^2$ 分别表示 $J(\mathbf{u}_{(k+1)}, \mathbf{v}_{(k+1)}^1)$ 和 $J(\mathbf{u}_{(k+1)}, \mathbf{v}_{(k+1)}^2)$, 并且可以看出, 通过表 2 中一系列的步骤完成了由 $\mathbf{v}_{(k)}$ 至 $\mathbf{v}_{(k+1)}$ 的迭代.

需指出, 所提算法采用的是类似遗传算法中的精英保存策略. 表 2 中路径二仅需要粗搜索, 所以不涉及参数 γ 和 T' 的调整 (参见表 1), 所以双路径融合算法在混沌优化阶段避免了可调参数设置. 简单起见, 将该算法简记为 CIGFCM_S, 当式 (9) 中的 \bar{x}_j 分别表示像素 x_j 的邻域均值或中值时, 该算法记为 CIGFCM_S1 或 CIGFCM_S2. 执行过程如下.

阶段 1: 算法起始

步骤 1 设置聚类中心数 c , 参数 $\alpha, \beta, \lambda, d_i$ 和 e_i , 最大迭代次数 T ;

步骤 2 利用式 (5) 和式 (7) 计算初始种群 $\{\mathbf{V}_{(0)} = (\mathbf{v}_{1(0)}, \dots, \mathbf{v}_{N(0)})\}$, 其中下标 $1, \dots, N$ 为种群序号;

步骤 3 利用式 (4) 计算 $\mathbf{U}_{(0)} = (\mathbf{u}_{1(0)}, \dots, \mathbf{u}_{N(0)})$, 然后利用式 (14) 更新;

步骤 4 利用式 (9) 计算 $J_{(0)}^N = \{J(\mathbf{u}_{1(0)}, \mathbf{v}_{1(0)}), \dots, J(\mathbf{u}_{N(0)}, \mathbf{v}_{N(0)})\}$, 然后令 $J_{(0)}^* = J_{(0)}^N, \mathbf{V}_{(0)}^* = \mathbf{V}_{(0)}$, 其中 $J_{(0)}^*$ 和 $\mathbf{V}_{(0)}^*$ 分别表示初始最小值和最优解序列;

阶段 2: 双路径融合

For $k = 1, 2, \dots, T$, do

步骤 5 基于 $\mathbf{V}_{(k-1)}$ 利用式 (14) 计算 $\mathbf{U}_{(k)}$;

步骤 6 路径一: 利用式 (15) 计算 $\mathbf{V}_{(k)}^1$, 其中上标 1 表示路径一;

步骤 7 路径二: 利用式 (5) 和 (7) 计算 $\mathbf{V}_{(k)}^2$, 其中上标 2 表示路径二;

步骤 8 利用式 (9) 计算目标函数 $J_{(k)}^1$ 和 $J_{(k)}^2$, 其中上标 1, 2 表示路径;

步骤 9 如果 $\min\{J_{(k)}^1\} < \min\{J_{(k)}^2\}$, 则 $\mathbf{V}_{(k)} = \mathbf{V}_{(k)}^1$; 否则, $\mathbf{V}_{(k)} = \mathbf{V}_{(k)}^2$;

阶段 3: 更新最优解或输出结果

步骤 10 如果

$$\min\{J_{(k-1)}^*\} > \min(\min\{J_{(k)}^1\}, \min\{J_{(k)}^2\}),$$

则更新相应的 $J_{(k)}^*$ 和 $\mathbf{V}_{(k)}^*$;

步骤 11 令 $k = k + 1$, 如果 $k > T$, 则迭代停止输出结果, 否则返回阶段 2.

End

3.4 收敛性分析

设 $\mathbf{V}^N = \{\mathbf{V} = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N)\}$ 为种群空间, 下标 $1, \dots, N$ 为种群个体序号, k 为算法的迭代次数. 显然, 所提算法首先利用混沌优化的方法产生种群进行全局搜索, 再利用模糊聚类迭代对种群进行最优解搜索, 每一次迭代过程中对较优的种群进行保存并进入下一个迭代进程. 假设算法的种群序列为 $\{\mathbf{V}(k), k \geq 0\}$, 那么我们易知 $\mathbf{V}(k+1)$ 与 $\mathbf{V}(k)$ 有关系, 与 k 没关系, 即该算法的种群序列 $\{\mathbf{V}(k), k \geq 0\}$ 是有限齐次的 Markov 链.

同时, 因为在算法中采取了精英保存策略, 易得: 对于任意的 $k \geq 0$, 有 $J^*(\mathbf{V}(k+1)) \leq J^*(\mathbf{V}(k))$, 即算法 Markov 链序列的优化解是单调不减的.

假设 $M^* = \{\mathbf{V} \in M^*, \forall \mathbf{Y} \notin M^*, J(\mathbf{V}) \leq J(\mathbf{Y})\}$ 为满意种群集, 记转移概率矩阵为 $P\{\mathbf{V}, \mathbf{Y}\} = P\{\mathbf{V}(k+1) = \mathbf{Y} | \mathbf{V}(k) = \mathbf{V}\}$. 由于算法得到的种群序列 $\{\mathbf{V}(k), k \geq 0\}$ 为有限齐次 Markov 链且对应的优化解具有单调不减的特性, 于是 $P\{\mathbf{V}, \mathbf{Y}\}$ 有如下两种性质: (i) 当 $\mathbf{V}, \mathbf{Y} \in M^*$ 时, $P\{\mathbf{V}, \mathbf{Y}\} > 0, P\{\mathbf{Y}, \mathbf{V}\} > 0$, 即 $\mathbf{V} \leftrightarrow \mathbf{Y}$; (ii) 当 $\mathbf{V} \in M^*, \mathbf{Y} \notin M^*$ 时, $P\{\mathbf{V}, \mathbf{Y}\} = 0$, 即 $\mathbf{V} \rightarrow \mathbf{Y}$. 因此 M^* 为正常返、非周期的不可约闭集, $\mathbf{V}^N \setminus M^*$ 为非常返的状态集, 即

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{\mathbf{V}(n) = \mathbf{Y} | \mathbf{V}(0) = \mathbf{V}_{(0)}\} = \begin{cases} \pi(\mathbf{Y}), & \mathbf{Y} \in M^* \\ 0, & \mathbf{Y} \notin M^* \end{cases} \quad (16)$$

即 $\lim_{n \rightarrow \infty} P\{\mathbf{V}(n) \in M^* | \mathbf{V}(0) = \mathbf{V}_{(0)}\} = 1$, 也就是说所提算法的 Markov 序列以概率 1 收敛到满意解集, 进而说明所提算法是全局收敛的.

4 实验结果与讨论

4.1 参数设置与说明

为展示所提出算法 (CIGFCM_S) 的分割效果, 采用工业无损检测 (Non-Destructive Testing, NDT) 图像^[24] 来进行试验, 所选用的 NDT 图像具有灰度分布不均衡的特性. 采用 GFCM、FGFCM、GFCM_S1、GFCM_S2、IGFCM_S1、IGFCM_S2、Ref. [17] 算法和 Ref. [18] 算法同本文算法进行对比.

采用分割精度 (Segmentation Accuracy, SA)^[6,8] 和调整兰德指数 (Adjusted Rand Index, ARI)^[12] 对算法进行定量评价, 两个指标均是越大表示算法对图像分割效果越好. 具体参数设定如表 3 所示, 表中的 “//” 符号表示相应的算法不需设置该参数.

对于参数的三点说明:(1)模糊指数 $m=2$ 是常用取值;(2)文献[14]指出,参数 $\alpha=0.9$ 时 GFCM 算法取得了较好的聚类效果;(3)文献[15]指出,IGFCM_S 算法在参数 $\beta=6$ 时对图像分割的效果较好。

表 3 相关算法的参数设置

算法	可调参数								固定参数		
	m	α	β	λ_s	λ_g	T	ε	邻域	λ	d_i	e_i
GFCM	2	0.9	//	//	//	1000	10^{-4}	//	//	//	//
GFCM_S1	2	0.9	6	//	//	1000	10^{-4}	3×3	//	//	//
GFCM_S2	2	0.9	6	//	//	1000	10^{-4}	3×3	//	//	//
FGFCM	2	//	//	3	3	1000	10^{-4}	3×3	//	//	//
Ref. [17]算法	2	//	//	//	//	1000	10^{-4}	//	//	//	//
Ref. [18]算法	2	//	//	//	//	1000	10^{-4}	//	//	//	//
IGFCM_S1	2	0.9	6	//	//	1000	10^{-4}	3×3	//	//	//
IGFCM_S2	2	0.9	6	//	//	1000	10^{-4}	3×3	//	//	//
CIGFCM_S1	2	0.9	6	//	//	1000	//	3×3	4	0	255
CIGFCM_S2	2	0.9	6	//	//	1000	//	3×3	4	0	255

4.2 实验结果

4.2.1 实验图像及标准分割图

选择 4 幅 NDT 图像进行分割实验,4 幅图像分别命名为#NDT1-#NDT4,如图 5(a)~(d)所示,对应的标

准图像分割图如图 5(e)~(h)所示,反映四幅图像像素灰度分布特性的灰度直方图如图 5(i)~(l)所示,由灰度直方图可以看出,所选的图像具有灰度分布不均特性,这满足我们对于图像的测试需求。

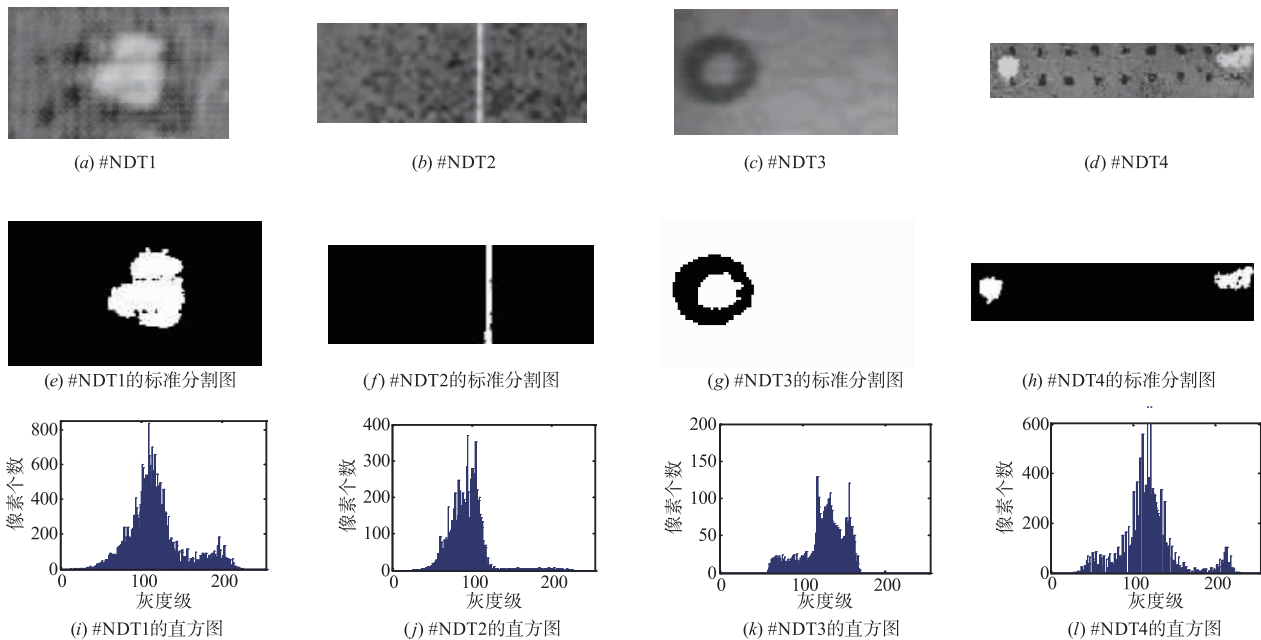


图 5 NDT 图像及相应的标准分割图、直方图

4.2.2 分割结果

采用表 3 中的算法对图 5(a)~(d)即#NDT1-4 图像进行分割实验.同时,为进一步测试算法的鲁棒性,对#NDT1-4 图像添加(0.0.02)的高斯噪声(Gaussian Noise,GN)或者添加密度(0.1)的椒盐噪声(Salt & Pepper Noise,SPN)或者添加大小为 GN(0,0.01) & SPN(0.05)的混合噪声后再进行分割实验.经测试得到的

SA 和 ARI 指标如表 4 所示(表中“//”符号表示原图),另外,考虑到篇幅因素,对部分视觉分割结果进行展示,如图 6~图 9 所示。

从定量方面看(表 4),在不同的噪声水平下所提算法对#NDT1-#NDT4 图像进行分割取得了较高的 SA 和 ARI 指标值;从定性方面看(图 6~图 9),所提算法也能够较为有效地对#NDT1-#NDT4 图像进行分割.综上,基

于各算法对#NDT1-#NDT4 图像的分割结果分析可得如下结论.

加噪声图,CIGFCM_S 算法能够较好的分割,同时算法引入混沌优化并没有添加额外的可调参数,算法具有一定的适应性.

(1) 针对不均衡特性的 NDT 图像,无论是原图、添

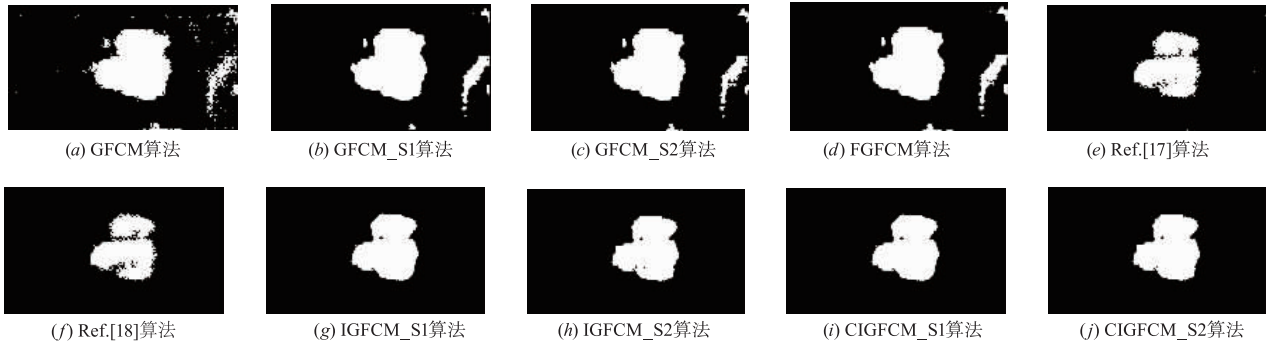


图6 不同算法对#NDT1图像的分割结果

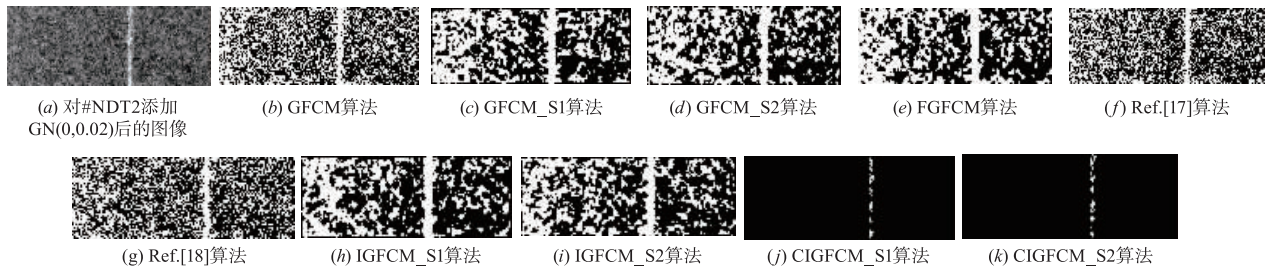


图7 对#NDT2图像添加GN(0,0.02)后的分割结果

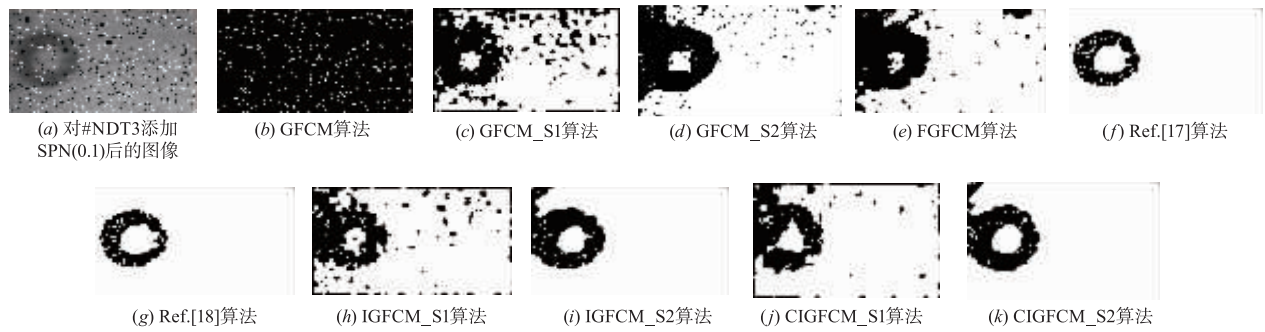


图8 添加SPN(0.1)后#NDT3图像的分割结果

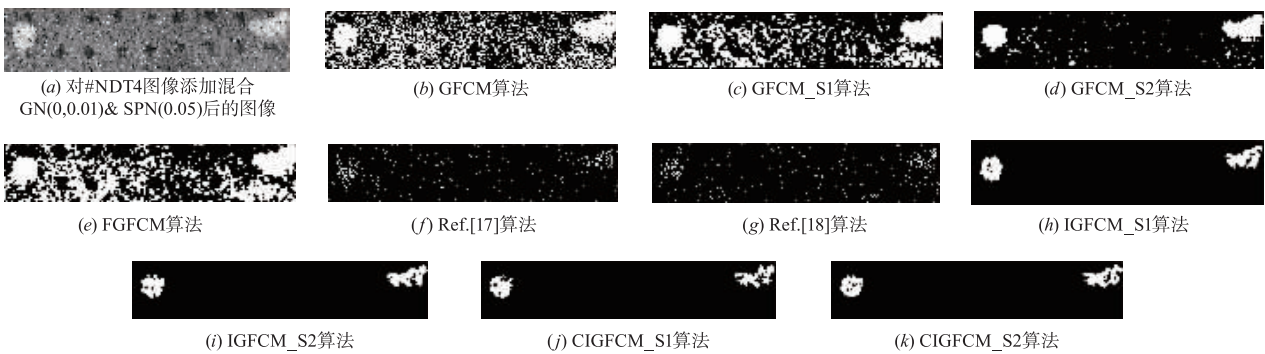


图9 添加混合后#NDT4图像的分割结果

表 4 分割#NDT1-#NDT4 图像得到的 SA 和 ARI 指标值

算法	噪声	#NDT1 图像		#NDT2 图像		#NDT3 图像		#NDT4 图像	
		SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI
GFCM	//	0.9391	0.8782	0.9998	0.9996	0.8763	0.7527	0.6029	0.2059
	GN(0,0.02)	0.6746	0.3491	0.5340	0.0681	0.6098	0.2197	0.5944	0.1888
	SPN(0.1)	0.9257	0.8513	0.9445	0.8890	0.1384	-0.7233	0.2391	-0.5217
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.7640	0.5280	0.6884	0.3769	0.6408	0.2816	0.6177	0.2354
GFCM_S1	//	0.9482	0.8964	0.9951	0.9904	0.8447	0.6894	0.9914	0.9827
	GN(0,0.02)	0.9099	0.8199	0.5593	0.1187	0.7308	0.4617	0.6512	0.3025
	SPN(0.1)	0.8708	0.7415	0.6328	0.2657	0.7210	0.4421	0.7578	0.5156
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.8983	0.7965	0.5989	0.1558	0.7603	0.5205	0.7182	0.4363
GFCM_S2	//	0.9479	0.8959	0.9994	0.9989	0.8810	0.7620	0.9920	0.9841
	GN(0,0.02)	0.8810	0.7620	0.5526	0.1052	0.7150	0.4300	0.7445	0.4889
	SPN(0.1)	0.9398	0.8795	0.9888	0.9775	0.8748	0.6627	0.9885	0.9771
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.9213	0.8427	0.5556	0.1112	0.7725	0.5450	0.9665	0.9329
FGFCM	//	0.9459	0.8918	0.5022	0.0044	0.8556	0.7112	0.6226	0.2451
	GN(0,0.02)	0.8885	0.7770	0.5677	0.1353	0.7210	0.4421	0.6426	0.2852
	SPN(0.1)	0.9340	0.8680	0.5421	0.0841	0.8291	0.6582	0.7279	0.4559
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.9190	0.8380	0.5528	0.1056	0.7745	0.5490	0.6372	0.2744
Ref. [17]算法	//	0.9877	0.9753	0.4358	-0.1283	0.9621	0.9242	0.1340	-0.7321
	GN(0,0.02)	0.7701	0.5402	0.6136	0.2271	0.6687	0.3373	0.6264	0.2529
	SPN(0.1)	0.8504	0.7009	0.9288	0.8576	0.9871	0.9742	0.9013	0.8026
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.8886	0.7772	0.8262	0.6524	0.8567	0.7135	0.9356	0.8712
Ref. [18]算法	//	0.9854	0.9708	0.3966	-0.2068	0.9777	0.9554	0.9334	0.8669
	GN(0,0.02)	0.8827	0.7655	0.6022	0.2044	0.7417	0.4835	0.7663	0.5327
	SPN(0.1)	0.9510	0.9020	0.8731	0.7462	0.9808	0.9617	0.8991	0.7981
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.8783	0.7566	0.9146	0.8291	0.8893	0.7785	0.9327	0.8654
IGFCM_S1	//	0.9911	0.9821	0.4967	-0.0066	0.9073	0.8146	0.1475	-0.7051
	GN(0,0.02)	0.9770	0.9540	0.6518	0.3036	0.8746	0.7491	0.9850	0.9700
	SPN(0.1)	0.9749	0.9498	0.7483	0.4966	0.8380	0.6760	0.9817	0.9634
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.9776	0.9553	0.6658	0.3315	0.8454	0.6907	0.9843	0.9686
IGFCM_S2	//	0.9912	0.9825	0.4574	-0.0851	0.9485	0.8971	0.1196	-0.7608
	GN(0,0.02)	0.9742	0.9484	0.6111	0.2223	0.8610	0.7219	0.7579	0.5158
	SPN(0.1)	0.9858	0.9716	0.4754	-0.0491	0.9463	0.8926	0.9893	0.9787
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.9797	0.9594	0.6417	0.2833	0.8944	0.7888	0.9852	0.9703
CIGFCM_S1	//	0.9911	0.9821	0.9848	0.9697	0.9073	0.8146	0.9890	0.9780
	GN(0,0.02)	0.9775	0.9551	0.9817	0.9635	0.8886	0.7771	0.9831	0.9661
	SPN(0.1)	0.9728	0.9456	0.9841	0.9683	0.8714	0.7429	0.9825	0.9649
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.9737	0.9475	0.9847	0.9695	0.8639	0.7277	0.9820	0.9640
CIGFCM_S2	//	0.9911	0.9822	0.9854	0.9709	0.9552	0.9104	0.9918	0.9837
	GN(0,0.02)	0.9703	0.9406	0.9820	0.9641	0.9180	0.8360	0.9812	0.9624
	SPN(0.1)	0.9862	0.9724	0.9839	0.9679	0.9561	0.9122	0.9898	0.9796
	GN(0,0.01)& SPN(0.05)	0.9791	0.9582	0.9822	0.9645	0.9267	0.8534	0.9832	0.9664

(2) Ref. [17]算法、Ref. [18]算法和 IGFCM_S 都是利用梯度法聚类中心迭代方式来分割具有不平衡特性的图像,但是易陷入局部最优,即使 IGFCM_S 具有一定的抗噪性.

(3) GFCM、GFCM_S 及 FGFCM 算法分割较差的原因是所构建的目标函数不适合.

5 结论

为了克服 GFCM_S 算法的两个缺陷,即它不能够

分割灰度分布不均衡的图像和易收敛到局部最优解,提出了基于梯度法聚类中心和混沌优化搜索聚类中心相融合的 CIGFCM_S 算法.首先对目标函数引入了每一类的隶属度之和,这在一定程度上均衡化大类和小类对目标函数的贡献,然后将梯度法聚类中心和混沌优化聚类中心在每一代相融合,提升算法寻找全局最优解的能力,最后通过具有灰度分布不均衡特征的 NDT 图像进行了分割实验,结果说明 CIGFCM_S 算法能够找到全局最优解,也验证了算法具有一定的抗噪

性.同时,并没有因为混沌优化的引入而使得算法添加更多的可调参数,这使得算法具有较强的适应性.

参考文献

- [1] DESPOTOVIC I, VANSTEENKISTE E, PHILIPS W. Spatially coherent fuzzy clustering for accurate and noise-robust image segmentation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(4): 295 – 298.
- [2] 李凯, 曹喆. 一种基于神经网络的广义熵模糊聚类算法[J]. *电子学报*, 2016, 44(8): 1881 – 1886.
LI Kai, CAO Zhe. A fuzzy clustering algorithm with generalized entropy based on neural network[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(8): 1881 – 1886. (in Chinese)
- [3] 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.
- [4] 李磊, 董卓莉, 张德贤. 基于自适应区域限制 FCM 的图像分割方法[J]. *电子学报*, 2018, 46(6): 1312 – 1318.
LI Lei, DONG Zhuo-li, ZHANG De-xian. Adaptive region constrained FCM algorithm for image segmentation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(6): 1312 – 1318. (in Chinese)
- [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 K, ZHANG D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B Cybernetics*, 2004, 34(4): 1907 – 1916.
- [7] ZHAO F, JIAO L, LIU H. 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.
- [8] ZHAO F, JIAO L, LIU H, et al. A novel fuzzy clustering algorithm with non local adaptive spatial constraint for image segmentation[J]. *Signal Processing*, 2011, 91(4): 988 – 999.
- [9] 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.
- [10] DING Y, FU X. Kernel-based fuzzy c-means clustering algorithm based on genetic Algorithm[J]. *Neurocomputing*, 2015, 188: 233 – 238.
- [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.
- [12] MUKHOPADHYAY A, MAULIK U. A multi-objective approach to MR brain image segmentation[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1): 872 – 880.
- [13] 赵凤, 刘汉强, 范九伦. 基于互补空间信息的多目标进化聚类图像分割[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(03): 672 – 678. (in Chinese)
ZHAO Feng, LIU Hanqiang, FAN Jiulun. Multi-objective evolutionary clustering with complementary spatial information for image segmentation[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2015, 37(03): 672 – 678.
- [14] ZHU L, CHUNG F, WANG S. Generalized fuzzy c-means clustering algorithm with improved fuzzy partitions[J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B Cybernetics*, 2009, 39(3): 578 – 591.
- [15] ZHAO F, JIAO L. Spatial improved fuzzy c-means clustering for image segmentation[A]. *International Conference on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology*[C]. Harbin, China, 2011. 4791 – 4794.
- [16] NOORDAM J C, VAN DEN BROEK W H A M, BUYDENS L M C. Multivariate image segmentation with cluster size insensitive Fuzzy C-means[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2002, 64(1): 65 – 78.
- [17] LIU Y, HOU T, LIU F. Improving fuzzy c-means method for unbalanced dataset[J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(23): 1880 – 1881.
- [18] LIN P L, HUANG P W, KUO C H, et al. A size-insensitive integrity-based fuzzy c-means method for data clustering[J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(5): 2042–2056.
- [19] 文传军, 詹永照, 柯佳. 广义均衡模糊 C 均值聚类算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(12): 2751 – 2755.
WEN Chuanjun, ZHAN Yongzhao, KE Jia. General equalization fuzzy c-means clustering algorithm[J]. *Systems Engineering-Theory and Practice*, 2012, 32(12): 2751 – 2755. (in Chinese)
- [20] LUO Y, TANG G, ZHOU L. Hybrid approach for solving systems of nonlinear equations using chaos optimization and quasi-newton method[J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(2): 1068 – 1073.
- [21] ALATAS B, AKIN E, OZER A B. Chaos embedded particle swarm optimization algorithms[J]. *Chaos Solitons & Fractals*, 2009, 40(4): 1715 – 1734.
- [22] 王文波, 晋云雨, 王斌, 等. 混沌信号的自适应阈值同步挤压小波变换消噪[J]. *电子学报*, 2018, 46(7): 1652 – 1657.
WANG Wen-bo, JIN Yun-yu, WANG Bin, et al. Chaotic signal de-noising based on adaptive threshold synchronous wavelet transform[J]. *Acta Electronica Sinica*

ica,2018,46(7):1652-1657. (in Chinese)

- [23] 范九伦,张雪峰. 分段 Logistic 混沌映射及其性能分析[J]. 电子学报,2009,37(4):720-725.

FAN Jiu-lun,ZHANG Xue-feng. Piecewise logistic chaot-

ic map and its performance analysis[J]. Acta Electronica Sinica,2009,37(4):720-725. (in Chinese)

- [24] Sezgin M[OL]. <http://mehmetsezgin.net/>. 2019-3-6.

作者简介



朱占龙 男,1984年5月出生,河北石家庄人. 分别于2008年和2011年在燕山大学获得学士学位、硕士学位,2015年于东南大学获得博士学位. 现为河北地质大学信息工程学院讲师,主要研究方向为图像处理.
E-mail: zhuzl@hgu.edu.cn



刘永军 男,1970年9月出生,河北石家庄人. 副教授、中国计算机学会高级会员. 1992年于哈尔滨工业大学获得学士学位,2013年于石家庄铁道大学获得硕士学位. 现为河北地质大学信息工程学院教师,主要从事计算机专业教育、智能处理研究.