

对类大小不敏感的图像分割模糊 C 均值聚类方法

赵战民^{1,2}, 朱占龙^{1,2*}, 刘永军¹, 刘明^{1,2}, 郑一博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 常见的模糊聚类算法不能有效分割具有类大小不均衡特性的图像, 为此, 提出对类大小不敏感的模糊 C 均值聚类图像分割算法。首先将类大小引入至含邻域信息模糊聚类算法(FCM_S)的目标函数中, 使得类大小在目标函数中发挥作用, 从而能均衡较大类和较小类对目标函数的贡献, 弱化算法对类大小不均衡的敏感度并推导出新的隶属度函数和聚类中心; 然后提出用紧密度来表征每一类中像素的分布状态, 并将其引入至聚类的迭代进程; 最后利用符合类大小不均衡特征的无损检测图像进行算法验证。结果表明: 本文算法能够展示出更好的视觉分割效果, 而且从分割准确率(SA)和调整兰德指数(ARI)上看也更优异, 由此显示本文算法具有抗噪性及对类大小不敏感的特性。

关键词 图像处理; 图像分割; 模糊 C 均值聚类; 类大小不敏感; 空间信息

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.021001

Fuzzy C-Means Clustering Algorithm for Image Segmentation Insensitive to Cluster Size

Zhao Zhanmin^{1,2}, Zhu Zhanlong^{1,2*}, Liu Yongjun¹, Liu Ming^{1,2}, Zheng Yibo²

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

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

Abstract Common fuzzy clustering algorithms can easily cause segmentation failure when an image exhibits unequal cluster sizes. Therefore, a fuzzy C-means clustering algorithm that is insensitive to cluster size is proposed. Firstly, the size of each cluster is integrated into the objective function of the fuzzy C-means algorithm with neighborhood information (FCM_S), which makes the cluster size play a role in the objective function. This improvement can balance the relative contribution from larger and smaller clusters to the objective function and weaken the sensitivity of the algorithm to unequal cluster sizes. Then, a new membership function and clustering center are deduced. Secondly, we design a new expression called “compactness” to represent the pixel distribution of each cluster, which is then introduced into the iterative clustering process. Finally, nondestructive testing images exhibiting unequal cluster sizes are used to verify the availability of the proposed algorithm. The segmentation results not only show improved visual segmentation effects but also show improved performances compared with those of other fuzzy clustering algorithms, as measured by two indices, i. e., segmentation accuracy and adjusted Rand index, thus demonstrating the anti-noise and size-insensitive capabilities of the proposed algorithm.

Key words image processing; image segmentation; fuzzy C-means clustering; insensitivity to cluster size; spatial information

OCIS codes 100.2000; 150.1135; 100.3008

收稿日期: 2019-05-20; 修回日期: 2019-06-13; 录用日期: 2019-06-25

基金项目: 河北省科技计划项目(17273903D)、河北省高等学校科学技术研究项目(ZD2017013)、河北地质大学博士科研启动基金(BQ201606)

* E-mail: zzl_seu@163.com

1 引言

图像分割是图像识别和计算机视觉至关重要的处理过程^[1]。目前,有多种方法用于图像分割^[2-8],如阈值法^[2-3]、聚类法^[4-7]、分水岭算法^[8]等,其目的都是将图像中具有相同特性的像素归结为几簇或者几类,从而有利于后续的图像识别等操作。

模糊聚类算法(FCM)是一种经典的图像分割算法^[9],具有思路简单、收敛速度快等优势,但对噪声敏感,导致分割效果较差。为了增强该算法的稳健性和适应性,研究人员提出图像像素邻域空间信息的多种改进算法^[10-17]。基于邻域空间信息的FCM算法(FCM_S)在提升算法抗噪性的同时也增加了算法的运行时间^[3],随后利用邻域均值和中值信息的FCM算法(FCM_S1,FCM_S2)继承了FCM_S的抗噪性,同时大幅减少了运行时间^[13]。随后出现的增强FCM算法(EnFCM)和快速广义FCM算法(FGFCM),进一步提升了算法的运行时间^[14-15],其本质在于算法是基于图像的灰度级而非像素进行运算的。同时,当图像被重噪声污染时,提出非邻域空间信息的FCM算法(OSFCM_SNLS),该算法取得了较好的分割结果^[18-19]。

当图像被噪声污染时,对典型FCM算法的改进大多是基于像素的邻域信息、非邻域信息或者新构建的降噪图像,改进的算法都得到了不错的分割结果或者分类效果,但是仍然有其他问题影响着FCM及改进算法在图像分割中的应用。众所周知,FCM及改进算法对类大小很敏感,他们总是使得小类的中心向其临近的大类中心靠近,换句话说,他们总是趋向于均分图像的像素,这容易造成分割或者分类失败。有较少的FCM改进算法能解决这类聚类问题^[20-21],比如将每一类的隶属度之和设置为条件值,使其融入至FCM迭代进程中去,或者构建新的目标函数等方法,但是这些改进主要应用于样本

分类而非图像分割,更没有考虑到图像的邻域信息、非邻域信息。

本文针对待分割图像中类大小不均衡的情况,在FCM_S1或FCM_S2算法基础上设计一个新算法,使得新算法在继承抗噪性优势的同时,也能改善算法对类大小敏感的状况,即能够对类大小不均衡的待分割图像进行有效分割。本文算法首先对FCM_S1或FCM_S2算法的目标函数进行改进,使其能够均衡化类大小对目标函数的贡献,进而推导出算法的迭代公式,该公式是隶属度矩阵和聚类中心;然后用紧密度来表征每一类中像素的分布状态并将其引入至聚类的迭代进程;最后通过图像分割实验验证本文算法的有效性和稳健性。

2 相关工作

2.1 FCM_S系列算法

FCM_S算法由Ahmed等^[4]提出,是在标准FCM算法的目标函数中引入邻域空间限制以对抗图像中可能存在的噪声,目标函数为

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \sum_{r \in N_j} \|\mathbf{x}_r - \mathbf{v}_i\|^2, \quad (1)$$

式中: $J(\cdot)$ 为目标函数; \mathbf{U} 为隶属度矩阵; \mathbf{V} 为聚类中心向量; c 为聚类中心数; \mathbf{v}_i 为第 i 个聚类中心, $1 \leq i \leq c$; n 为图像的像素数; \mathbf{x}_j 为第 j 个像素点的灰度值, $1 \leq j \leq n$; m 为模糊指数, $1 < m < +\infty$,一般取2; u_{ij} 为第 j 个像素对第 i 个聚类中心的隶属度,满足 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$; \mathbf{x}_r 为中心像素 \mathbf{x}_j 邻域内的像素灰度值; r 为第 r 个邻域像素; N_j 为 \mathbf{x}_j 邻域窗口内的像素集合; N_R 为势; α 为邻域项对 \mathbf{x}_j 的影响程度。优化目标函数(1)式,可得

$$u_{ij} = \frac{(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \alpha \sum_{r \in N_j} \|\mathbf{x}_r - \mathbf{v}_i\|^2 / N_R)^{-1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c (\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_k\|^2 + \alpha \sum_{r \in N_j} \|\mathbf{x}_r - \mathbf{v}_k\|^2 / N_R)^{-1/(m-1)}}, \quad (2)$$

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (\mathbf{x}_j + \alpha \sum_{r \in N_j} \mathbf{x}_r / N_R)}{(1 + \alpha) \sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{v}_k 为第 k 个聚类中心; $\sum_{r \in N_j} \mathbf{x}_r / N_R$ 为像素 \mathbf{x}_j 邻域均值。事实上,该算法的缺陷在于每次迭代过程中都需要计算邻域项,从而消耗较长的时间。于是,他的变体 FCM_S1 和 FCM_S2 算法对邻域项进行简化,使得计算时间大大减少,其目标函数为^[13]

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|^2, \quad (4)$$

式中: $\bar{\mathbf{x}}_j$ 为像素 \mathbf{x}_j 邻域项的均值或者中值,分别表述为 FCM_S1 和 FCM_S2 算法。(4)式与(1)式相比, $\|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|^2$ 取代了 $\sum_{r \in N_j} \|\mathbf{x}_r - \mathbf{v}_i\|^2 / N_R$, 且前者可以事先计算,以减少迭代时间。于是可推导出迭代的隶属度和聚类中心,表示为

$$u_{ij} = \frac{(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \alpha \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|^2)^{-1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c (\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_k\|^2 + \alpha \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_k\|^2)^{-1/(m-1)}}, \quad (5)$$

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (\mathbf{x}_j + \alpha \bar{\mathbf{x}}_j)}{(1 + \alpha) \sum_{j=1}^n u_{ij}^m}. \quad (6)$$

当参数 α 为零时,FCM_S1 和 FCM_S2 算法等价于在原图上利用标准 FCM 算法进行图像分割;当参数 α 趋近于无穷时,等价于在均值图像或者中值图像上利用 FCM 算法进行图像分割。

2.2 FCM_S 系列算法执行过程

- 1) 设置聚类中心数 c , 模糊指数 m , 最大迭代次数 T , 参数 α , 终止条件 ϵ ;
- 2) 对 FCM_S1 和 FCM_S2 算法而言, 计算待分割图像的均值或中值;
- 3) 随机初始化聚类中心 $\mathbf{V}^{(0)} = [\mathbf{v}_1^{(0)}, \mathbf{v}_2^{(0)}, \dots, \mathbf{v}_c^{(0)}]$, 并初始迭代次数 $q=1$;
- 4) 计算隶属度 $\mathbf{U}^{(q)}$, 利用(2)式或(5)式;
- 5) 计算聚类中心 $\mathbf{V}^{(q)}$, 利用(3)式或(6)式;

6) 如果 $\|\mathbf{V}^{(q)} - \mathbf{V}^{(q-1)}\| < \epsilon$ 或者 $q > T$, 输出聚类结果, 否则, 转 4)。

3 对类大小不敏感的模糊聚类图像分割算法

3.1 目标函数的改进及迭代公式推导

FCM 及改进算法, 如 FCM_S1 和 FCM_S2 算法, 对类的大小很敏感, 当类大小差距明显时易造成错误分割。为了改善这一状况, 对 FCM_S1 或 FCM_S2 算法进行改进, 新算法在继承两种算法抗噪性的同时, 也能够消除对类大小敏感的缺陷。对目标函数(4)式进行改进, 新算法的目标函数表示为

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|^2}{\sum_{s=1}^n u_{is}^m}. \quad (7)$$

为了更清晰地表征(4)式和(7)式的不同, 对二式进行变形, 分别为

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \left(\sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \alpha \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|^2 \right), \quad (8)$$

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \left(\sum_{j=1}^n \frac{u_{ij}^m}{\sum_{s=1}^n u_{is}^m} \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \alpha \sum_{j=1}^n \frac{u_{ij}^m}{\sum_{s=1}^n u_{is}^m} \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|^2 \right). \quad (9)$$

由(9)式可以看出, 当图像第 i 类较大时, 除以类总的隶属度 $\sum_{s=1}^n u_{is}^m (i=1, 2, \dots, c)$ 可以有效减少大类对目标函数(4)式的影响, 反之亦然。同样地, (7)式中 u_{ij} 仍然满足 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ 。

由新的目标函数建立拉格朗日函数, 如下

$$L(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|^2}{\sum_{s=1}^n u_{is}^m} - \sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right), \quad (10)$$

式中: λ_j 为第 j 个约束参数。

由(10)式对 u_{ij} 求导并且使其为零,即 $\partial L(\mathbf{U}, \mathbf{V})/\partial u_{ij}=0$,可得

$$u_{ij} = \{\lambda_j (\sum_{s=1}^n u_{is}^m)^2 / [m (\sum_{s=1}^n u_{is}^m - u_{ij}^m) d_{ij}^2]\}^{\frac{1}{m-1}}, \quad (11)$$

式中: $d_{ij}^2 = \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \alpha \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|^2$ 。

由 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ 并进行相应调整可得

$$u_{ij} = \frac{\{(\sum_{s=1}^n u_{is}^m)^2 / [(\sum_{s=1}^n u_{is}^m - u_{ij}^m) d_{ij}^2]\}^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{l=1}^c \left[\frac{(\sum_{s=1}^n u_{ls}^m)^2}{(\sum_{s=1}^n u_{ls}^m - u_{lj}^m) (\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_l\|^2 + \alpha \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_l\|^2)} \right]^{\frac{1}{m-1}}}. \quad (13)$$

另外,由(10)式对 \mathbf{v}_i 求导并且使其为零,即 $\partial L(\mathbf{U}, \mathbf{V})/\partial \mathbf{v}_i = 0$,可得

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (\mathbf{x}_j + \alpha \bar{\mathbf{x}}_j)}{(1 + \alpha) \sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad (14)$$

(13)式和(14)式为新目标函数下迭代的隶属度和聚类中心表达式,其中聚类中心与(6)式相比并无改变,而新隶属度相比(5)式引入了 $\sum_{s=1}^n u_{is}^m$ 项,并且 u_{ij} 为嵌套形式,编程采用的方法是在迭代过程中利用上次迭代的 u_{ij} 以产生新的 u_{ij} 。

3.2 新的聚类紧密度

除了考虑类的大小对目标函数的影响外,还须注意到每一类的像素分布对于聚类结果的影响。这里我们给出一种新的聚类紧密度的表达式用来衡量像素的分布状态,如下

$$C_i = \sqrt{\frac{1}{|T_i|} \sum_{x_j \in T_i} (\|\boldsymbol{\eta}_j - \mathbf{v}_i\| - \mu_i)^2}, \quad (15)$$

其中

$$T_i = \{\mathbf{x}_j | u_{ij} > u_{lj}; l = 1, 2, \dots, c; l \neq i\}, \quad (16)$$

$$\boldsymbol{\eta}_j = (\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\| + \alpha \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|) / (1 + \alpha), \quad (17)$$

$$\mu_i = \frac{1}{|T_i|} \sum_{x_j \in T_i} (\|\boldsymbol{\eta}_j - \mathbf{v}_i\|), \quad (18)$$

式中: T_i 为划分为第 i 类的像素集合; $|T_i|$ 为第 i 类像素集合的个数; $\boldsymbol{\eta}_j$ 为像素 \mathbf{x}_j 的滤波值; μ_i 为第 i 类像素与聚类中心 \mathbf{v}_i 距离的平均值。由聚类紧密

$$(\lambda_j)^{\frac{1}{m-1}} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \{(\sum_{s=1}^n u_{ls}^m)^2 / [m (\sum_{s=1}^n u_{ls}^m - u_{lj}^m) d_{ij}^2]\}^{\frac{1}{m-1}}}, \quad (12)$$

式中:下标 l 和 s 是为了区分 i 和 j 。

将(12)式代入(11)式中去,可得

度公式可以看出: C_i 的值越小,表明该类越集中,紧密度越高;反之则表明该类越分散,紧密度越低。进一步,对 C_i 进行处理,即

$$f_i = \frac{1 - S_i}{1 - S_{\min}}, \quad (19)$$

其中

$$S_i = C_i / \sum_{i=1}^c C_i, \quad (20)$$

式中: f_i 为分配给第 i 类的系数; S_i 为归一化后第 i 类的紧密度, S_{\min} 为 S_i 中的最小值。可以看出,如果第 i 类的紧密度较高,则他具有较高的系数(f_i)。然后利用该系数对(13)式得到的隶属度 u_{ij} 进行更新,如下

$$u_{ij}^* = f_i u_{ij}, \quad (21)$$

式中: u_{ij}^* 为更新后的隶属度。

于是,在算法执行流程中,可将系数 f_i 融入聚类的迭代进程中。

3.3 本文算法的执行过程

- 1) 设置聚类中心数 c , 模糊指数 m , 最大迭代次数 T , 参数 α , 终止条件 ϵ ;
- 2) 计算待分割图像的均值或中值;
- 3) 随机初始化 $\mathbf{V}^{(0)} = [\mathbf{v}_1^{(0)}, \mathbf{v}_2^{(0)}, \dots, \mathbf{v}_c^{(0)}]$, 并设置迭代索引 $q=1$;
- 4) 利用(5)式计算隶属度 $\mathbf{U}^{(0)}$;
- 5) 利用(13)式计算 $\mathbf{U}^{(q)}$;
- 6) 利用(21)式更新 $\mathbf{U}^{(q)}$;
- 7) 利用(6)式或(14)式计算 $\mathbf{V}^{(q)}$;
- 8) 如果 $\|\mathbf{V}^{(q)} - \mathbf{V}^{(q-1)}\| < \epsilon$ 或者 $q > T$, 迭代结束, 否则, 转 5);
- 9) 由最终的隶属度判决, 输出聚类结果。

为方便后续描述,本文算法简记为 IFCM_S1 和 IFCM_S2,分别对应像素均值滤波和中值滤波。

3.4 时间复杂度分析

本文算法的时间复杂度由两部分组成。第一部分时间复杂度源于计算原图像的均值或中值滤波图像,对于一幅具有 n 个像素的图像来说,该部分的时间复杂度表示为 $O(n \times r^2)$,其中 r 表示某像素 $r \times r$ 的邻域窗口;第二部分时间复杂度源于算法的迭代聚类进程,相应的时间复杂度表示为 $O(n \times c^2 \times q)$ 。所以,本文算法的时间复杂度为 $O(n \times r^2 + n \times c^2 \times q)$ 。

4 实验结果与分析

将标准 FCM 算法、FCM_S1 算法、FCM_S2 算法、EnFCM 算法、FGFCM 算法、文献[20]和[21]算法

进行对比,来评价本文 IFCM_S1 算法和 IFCM_S2 算法对类大小不均衡图像的分割效果。测试图像的主要来源是工业无损检测图像(NDT)。除了原图像外,该网址还提供了待分割图像的标准分割结果,可以作为算法分割结果的参考^[2]。实验环境为 Matlab (R2014a)、3.40 GHz Intel® Core™ i3-2130 处理器, 2 GB内存,Windows7 中文版操作系统。

分割评价主要包含定性和定量两方面,其中定性评价主要在于人的主观评价,比如视觉效果;定量评价主要在于所设定的指标,一旦确定,可由指标衡量算法的好坏。定量评价经常用分割准确率(SA)和调整兰德指数(ARI)两个指标,具体表达式以及含义分别见文献[3, 22]。为了能够公平地比较上述算法的分割效果,需要对相关参数进行统一设定,具体如表 1 所示。

表 1 相关算法的参数设置

Table 1 Parameter settings for different related algorithms

Algorithm	Appearance	Parameter setting						
		m	α	λ_s	λ_g	T	ϵ	Local window
FCM_S1	Ref. [13]	2	4			300	10^{-4}	3×3
FCM_S2	Ref. [13]	2	4			300	10^{-4}	3×3
EnFCM	Ref. [14]	2	4			300	10^{-4}	3×3
FGFCM	Ref. [15]	2		3	3	300	10^{-4}	3×3
Method in Ref. [20]	Ref. [20]	2				300	10^{-4}	
Method in Ref. [21]	Ref. [21]	2				300	10^{-4}	
IFCM_S1	This paper	2	4			300	10^{-4}	3×3
IFCM_S2	This paper	2	4			300	10^{-4}	3×3

Note: A blank cell indicates that the parameter does not need to be set.

选择 6 幅无损检测图像来验证本文算法的有效性,具体图像如图 1(a)~(f)所示,并对其分别命名为 #NDT1~#NDT6。同时,6 幅图像分别对应的标准分割图如图 1(g)~(l)所示,6 幅图像的灰度直方图分别如图 1(m)~(r)所示。由灰度直方图可以看出,所选择的图像具有类大小不均衡的特点,这满足了本研究对算法的测试需求,即可用来验证本文算法对类大小不敏感的结论。

接下来采用表 1 中的算法对这 6 幅图像进行分割,分割的视觉结果如图 2~7 所示,分割的指标结果 SA 和 ARI 如表 2 所示。需指出的是,表 2 中空单元格表示未人工添加噪声,即对原图进行分割。同时,图 2~7 给出了对 #NDT1~#NDT6 图像添加高斯噪声时的可视分割结果。需指出,对于表 2 中其他情形的图像分割结果限于篇幅没有列出。

由图 2、表 2 的结果并结合图 1(g)可以看出,对于原图像 #NDT1 的分割,文献[20]和文献[21]算

法、IFCM_S1 和 IFCM_S2 算法能够对图像进行较好地分割,而其他算法的分割效果较差;对于添加了 $(0, 0.02)$ 的高斯噪声图像,仅有 IFCM_S1 和 IFCM_S2 算法分割效果较好,其余算法不能对图像形成有效分割;对于添加了 (0.1) 椒盐噪声的图像,IFCM_S2 算法分割效果最好,IFCM_S1 算法次之,文献[20]算法再次之,其他算法分割效果较差。

图 3(a)为图 1(b)中添加 $(0, 0.01)$ 高斯噪声的图像,图 3(b)~(i)为各算法对该噪声图的分割结果,结合 #NDT2 图像的标准分割图 1(h)容易看出,IFCM_S1 算法和 IFCM_S2 算法分割效果较其他算法显然更好。文献[20]和文献[21]算法分割时受到了高斯噪声的干扰而导致分割效果较差,而剩余的算法分割效果最差。由表 2 可以看出,当对 #NDT2 图像不添加噪声时或者添加 (0.1) 的椒盐噪声时,文献[20]和文献[21]算法、IFCM_S1 和 IFCM_S2 算法分割效果较好,其他算法分割效果较差。

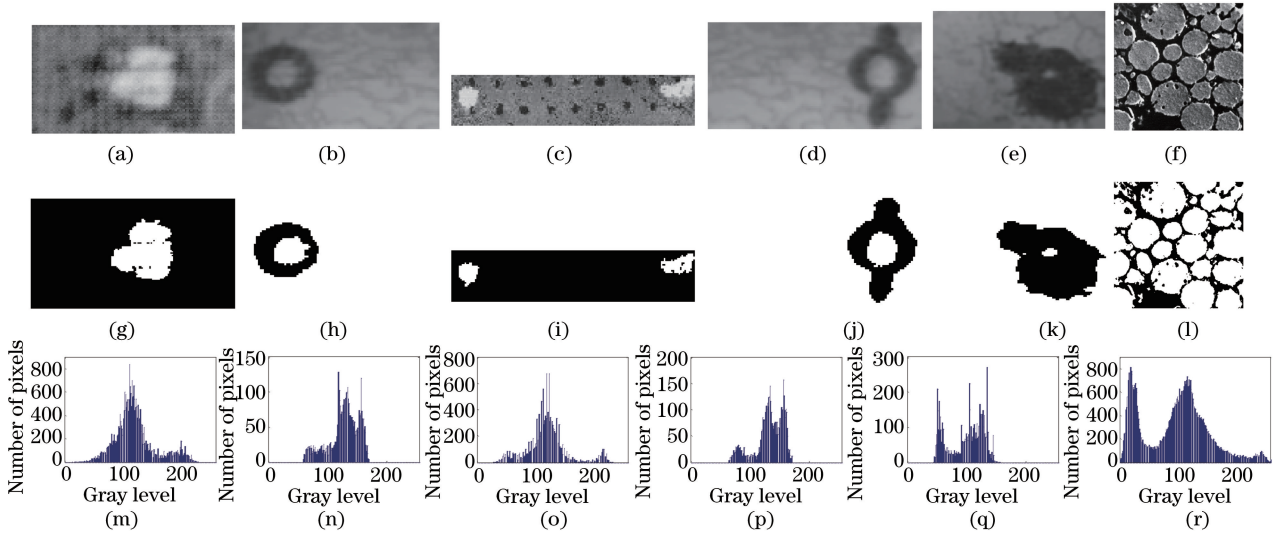


图 1 图像及相应的标准分割图和灰度直方图。(a)~(f) # NDT1~# NDT6;(g)~(l)标准分割图 # NDT1~# NDT6;
(m)~(r)灰度直方图 # NDT1~# NDT6

Fig. 1 Images, corresponding standard segmentation images, and gray-level histograms. (a)–(f) # NDT1–# NDT 6;
(g)–(l) standard segmentation images # NDT1–# NDT 6; (m)–(r) gray-level histograms # NDT1–# NDT 6

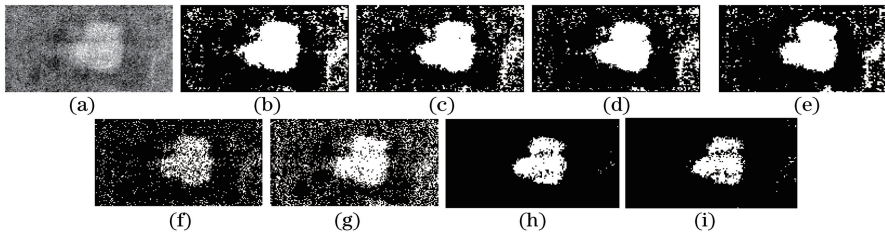


图 2 # NDT1 图像的分割结果。(a)添加高斯噪声(0,0.02)图像;(b) FCM_S1 算法;(c) FCM_S2 算法;(d) EnFCM 算法;
(e) FGFCM 算法;(f)文献[20]算法;(g)文献[21]算法;(h) IFCM_S1 算法;(i) IFCM_S2 算法

Fig. 2 Segmentation results of different algorithms on # NDT1 image. (a) Image with Gaussian noise (0, 0.02);
(b) FCM_S1 algorithm; (c) FCM_S2 algorithm; (d) EnFCM algorithm; (e) FGFCM algorithm; (f) algorithm in
Ref. [20]; (g) algorithm in Ref. [21]; (h) IFCM_S1 algorithm; (i) IFCM_S2 algorithm

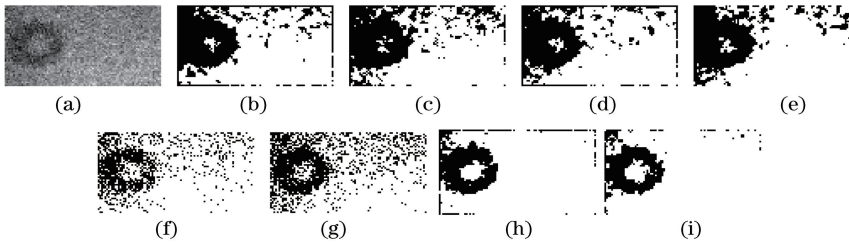


图 3 # NDT2 图像的分割结果。(a)添加高斯噪声(0,0.01)图像;(b) FCM_S1 算法;(c) FCM_S2 算法;(d) EnFCM 算法;
(e) FGFCM 算法;(f)文献[20]算法;(g)文献[21]算法;(h) IFCM_S1 算法;(i) IFCM_S2 算法

Fig. 3 Segmentation results of different algorithms on # NDT2 image. (a) Image with Gaussian noise (0, 0.01);
(b) FCM_S1 algorithm; (c) FCM_S2 algorithm; (d) EnFCM algorithm; (e) FGFCM algorithm; (f) algorithm in
Ref. [20]; (g) algorithm in Ref. [21]; (h) IFCM_S1 algorithm; (i) IFCM_S2 algorithm

对原图 # NDT3 图像添加(0,0.01)高斯噪声后,图像如图 4(a)所示。不同算法对该噪声图的分割结果如图 4(b)~(i)所示,可以看出,IFCM_S1 算法和 IFCM_S2 算法分割效果最好,文献[20]和文献[21]算法次之,其他算法未能形成有效分割,同时

表 2 中各个算法的 SA 和 ARI 指标也客观反映出,本文算法对图像的分割最为有效。另外,由表 2 可以看出,当对 # NDT3 原图像进行分割时,文献[20]和文献[21]算法、IFCM_S1 和 IFCM_S2 算法皆可完成有效分割,其他算法对于 # NDT3 图像分割

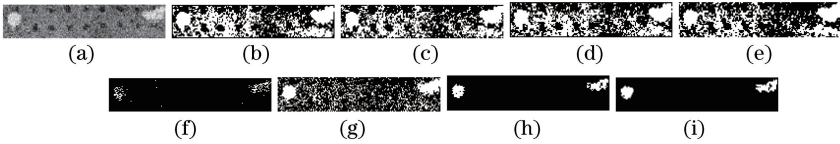


图 4 # NDT3 图像的分割结果。(a)添加高斯噪声(0,0.01)图像;(b) FCM_S1 算法;(c) FCM_S2 算法;(d) EnFCM 算法;(e) FGFCM 算法;(f)文献[20]算法;(g)文献[21]算法;(h) IFCM_S1 算法;(i) IFCM_S2 算法

Fig. 4 Segmentation results of different algorithms on # NDT3 image. (a) Image with Gaussian noise (0, 0.01); (b) FCM_S1 algorithm; (c) FCM_S2 algorithm; (d) EnFCM algorithm; (e) FGFCM algorithm; (f) algorithm in Ref. [20]; (g) algorithm in Ref. [21]; (h) IFCM_S1 algorithm; (i) IFCM_S2 algorithm

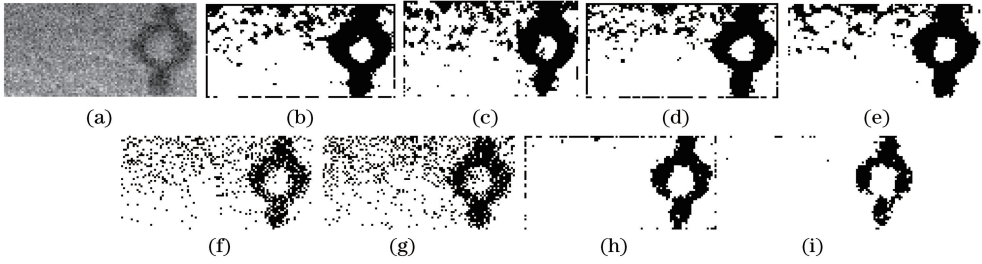


图 5 # NDT4 图像的分割结果。(a)添加高斯噪声(0,0.01)图像;(b) FCM_S1 算法;(c) FCM_S2 算法;(d) EnFCM 算法;(e) FGFCM 算法;(f)文献[20]算法;(g)文献[21]算法;(h) IFCM_S1 算法;(i) IFCM_S2 算法

Fig. 5 Segmentation results of different algorithms on # NDT4 image. (a) Image with Gaussian noise (0, 0.01); (b) FCM_S1 algorithm; (c) FCM_S2 algorithm; (d) EnFCM algorithm; (e) FGFCM algorithm; (f) algorithm in Ref. [20]; (g) algorithm in Ref. [21]; (h) IFCM_S1 algorithm; (i) IFCM_S2 algorithm

效果差。对于添加了(0.1)椒盐噪声的图像进行分割,结果显示,IFCM_S1 算法和 IFCM_S2 算法相比于其他算法分割效果更好。

图 5(a)为图 1(d)添加(0, 0.01)高斯噪声的图像,结合 # NDT4 图像的标准分割图 1(j),从图 5 中的视觉分割结果可以看出,本文算法对于噪声图像的分割效果最好。同时从表 2 中也可以看出,IFCM_S2 对原图像和椒盐噪声图像的分割效果最好,文献[20]和文献[21]算法以及 IFCM_S1 次之,其余较差。

图 6(a)为图 1(e)添加(0, 0.01)高斯噪声的图像,结合 # NDT5 图像的标准分割图 1(k),从图 6

中的视觉分割结果可以看出,本文算法的分割结果虽然存在一些噪声点,但仍然比其他算法的分割效果好。同时从表 2 中也可以看出,文献[20]和文献[21]算法对于原图像的分割效果最好,IFCM_S1 对于高斯噪声图像分割效果最好,IFCM_S2 对于椒盐噪声分割效果最佳。

由图 7 所示的视觉分割效果图可以看出,本文算法对于噪声图像 # NDT6 的分割效果最好,结合表 2 中的指标来看,IFCM_S1 对原图像的分割指标最高,效果最好,IFCM_S2 对椒盐图像的分割指标最高,效果最好。

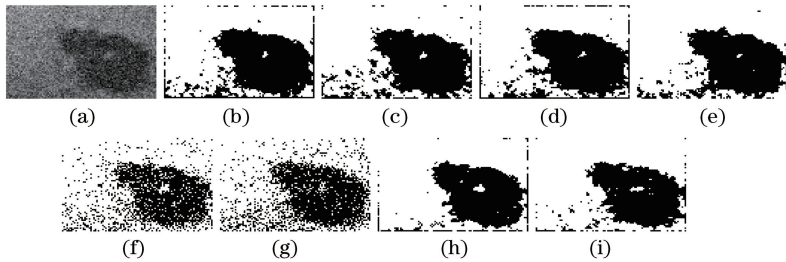


图 6 # NDT5 图像的分割结果。(a)添加高斯噪声(0,0.01)图像;(b) FCM_S1 算法;(c) FCM_S2 算法;(d) EnFCM 算法;(e) FGFCM 算法;(f)文献[20]算法;(g)文献[21]算法;(h) IFCM_S1 算法;(i) IFCM_S2 算法

Fig. 6 Segmentation results of different algorithms on # NDT5 image. (a) Image with Gaussian noise (0, 0.01); (b) FCM_S1 algorithm; (c) FCM_S2 algorithm; (d) EnFCM algorithm; (e) FGFCM algorithm; (f) algorithm in Ref. [20]; (g) algorithm in Ref. [21]; (h) IFCM_S1 algorithm; (i) IFCM_S2 algorithm

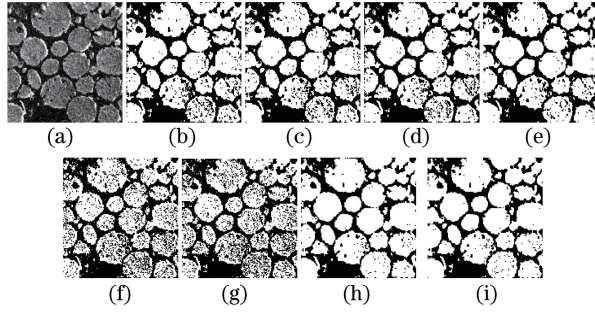


图 7 # NDT6 图像的分割结果。(a)添加高斯噪声(0,0.01)图像;(b) FCM_S1 算法;(c) FCM_S2 算法;(d) EnFCM 算法;(e) FGFCM 算法;(f)文献[20]算法;(g)文献[21]算法;(h) IFCM_S1 算法;(i) IFCM_S2 算法

Fig. 7 Segmentation results of different algorithms on # NDT6 image. (a) Image with Gaussian noise (0, 0.01); (b) FCM_S1 algorithm; (c) FCM_S2 algorithm; (d) EnFCM algorithm; (e) FGFCM algorithm; (f) algorithm in Ref. [20]; (g) algorithm in Ref. [21]; (h) IFCM_S1 algorithm; (i) IFCM_S2 algorithm

表 2 对 # NDT1~# NDT6 图像各算法的分割指标对比

Table 2 Comparison of segmentation indices of different algorithms on # NDT1~# NDT6 images

Image	Noise level	Index	FCM_S1	FCM_S2	EnFCM	FGFCM	Method in Ref. [20]	Method in Ref. [21]	IFCM_S1	IFCM_S2
# NDT1	Unadded noise	SA	0.9466	0.9467	0.9473	0.9459	0.9854	0.9877	0.9918	0.9916
		ARI	0.8931	0.8933	0.8945	0.8918	0.9708	0.9753	0.9836	0.9832
	Gaussian Noise(0,0.02)	SA	0.8516	0.8149	0.8721	0.8876	0.8781	0.7768	0.9765	0.9692
		ARI	0.7032	0.6298	0.7443	0.7751	0.7561	0.5537	0.9530	0.9383
		SA	0.8440	0.9137	0.8532	0.9344	0.9510	0.8512	0.9717	0.9859
Salt & pepper noise(0.1)	ARI	0.6881	0.8275	0.7063	0.8688	0.9020	0.7024	0.9434	0.9718	
	# NDT2	Unadded noise	SA	0.8338	0.8616	0.8333	0.8556	0.9777	0.9621	0.9225
ARI			0.6676	0.7233	0.6667	0.7112	0.9554	0.9242	0.8449	0.9109
Gaussian Noise(0,0.01)		SA	0.7571	0.7395	0.7712	0.7730	0.8342	0.7709	0.9104	0.9291
		ARI	0.5143	0.4790	0.5423	0.5459	0.6684	0.5419	0.8209	0.8583
		SA	0.7170	0.8556	0.7257	0.8228	0.9795	0.9875	0.9113	0.9543
Salt & pepper noise(0.1)	ARI	0.4340	0.7112	0.4514	0.6457	0.9590	0.9750	0.8226	0.9086	
# NDT3	Unadded noise	SA	0.5113	0.5826	0.5086	0.6226	0.9916	0.9916	0.9887	0.9916
		ARI	0.0227	0.1653	0.0173	0.2451	0.9831	0.9831	0.9773	0.9833
	Gaussian Noise(0,0.01)	SA	0.5835	0.6131	0.5934	0.6496	0.9609	0.7603	0.9844	0.9856
		ARI	0.1670	0.2261	0.1869	0.2992	0.9217	0.5206	0.9689	0.9713
		SA	0.5996	0.5831	0.6360	0.6185	0.8983	0.8982	0.9837	0.9895
Salt & pepper noise(0.1)	ARI	0.1991	0.1662	0.2720	0.2371	0.7965	0.7964	0.9674	0.9790	
# NDT4	Unadded noise	SA	0.9210	0.9666	0.9234	0.9672	0.9760	0.9798	0.9638	0.9850
		ARI	0.8419	0.9332	0.8467	0.9344	0.9520	0.9596	0.9275	0.9696
	Gaussian Noise(0,0.01)	SA	0.8109	0.8103	0.8321	0.8633	0.8657	0.8337	0.9544	0.9606
		ARI	0.6218	0.6206	0.6643	0.7267	0.7315	0.6675	0.9088	0.9212
		SA	0.8203	0.9208	0.7923	0.9284	0.9540	0.9538	0.9356	0.9770
Salt & pepper noise(0.1)	ARI	0.6407	0.8415	0.5846	0.8567	0.9080	0.9076	0.8713	0.9540	
# NDT5	Unadded noise	SA	0.9009	0.9290	0.9011	0.9296	0.9633	0.9593	0.9313	0.9580
		ARI	0.8017	0.8580	0.8023	0.8591	0.9266	0.9186	0.8626	0.9160
	Gaussian Noise(0,0.01)	SA	0.8620	0.8717	0.8614	0.8977	0.8516	0.8316	0.9291	0.9274
		ARI	0.7240	0.7434	0.7229	0.7954	0.7031	0.6631	0.8583	0.8549
		SA	0.8156	0.8981	0.8117	0.9103	0.9060	0.9047	0.9011	0.9384
Salt & pepper noise(0.1)	ARI	0.6311	0.7963	0.6234	0.8206	0.8120	0.8094	0.8022	0.8769	

Image	Noise level	Index	FCM_S1	FCM_S2	EnFCM	FGFCM	Method in Ref. [20]	Method in Ref. [21]	IFCM_S1	IFCM_S2
# NDT6	Unadded noise	SA	0.9477	0.9427	0.9485	0.9472	0.9692	0.9636	0.9783	0.9739
		ARI	0.8954	0.8854	0.8971	0.8945	0.9384	0.9273	0.9566	0.9478
	Gaussian	SA	0.9217	0.9181	0.9243	0.9333	0.8605	0.8455	0.9679	0.9662
		ARI	0.8434	0.8362	0.8487	0.8666	0.7211	0.6910	0.9358	0.9323
	Salt & pepper noise(0.1)	SA	0.8894	0.9281	0.8902	0.9371	0.8980	0.8911	0.9475	0.9562
		ARI	0.7787	0.8563	0.7805	0.8743	0.7960	0.7822	0.8949	0.9125

基于各算法对 # NDT1~# NDT6 图像的分割结果分析可知:

1) 无论是对原图像还是对人工添加噪声的图像, IFCM_S1 和 IFCM_S2 算法都能够对图像进行有效分割, 说明本文算法对类大小不敏感且具有一定的抗噪性, 必须指出, 本文算法继承了 FCM_S1 和 IFCM_S2 算法的抗噪性优点;

2) 文献[20]和文献[21]算法能够对无噪声污染的图像进行有效分割, 但是对于含高斯噪声图像分割效果较差, 显示出对噪声敏感的缺陷;

3) FCM_S1、FCM_S2、EnFCM、FGFCM 算法无论是对原图还是加噪图像都不能有效分割, 说明了这类算法对类大小敏感, 其根本原因在于算法模型不适宜分割类大小不均衡类型的图像。

5 结 论

提出对类大小不敏感的模糊聚类图像分割算法。本文算法是在 FCM_S1 或 FCM_S2 算法的基础上进行改进的, 即将类大小引入至目标函数中去, 减弱较大类对目标函数的贡献, 防止较小类的聚类中心向较大类靠拢, 这种做法能降低算法对类大小不均衡特性的敏感度。接着提出用紧密度的概念来表征每一类的像素分布情况, 并将其引入至迭代进程中去。利用无损检测图像对算法进行分割验证, 结果表明, 对于添加了噪声的图像, 本文算法能够较较好地分割, 验证了本文算法的有效性和稳定性, 同时说明本文算法具有抗噪性和对类大小不敏感特性。

参 考 文 献

- [1] Zhang X F, Wang G, Su Q T, et al. An improved fuzzy algorithm for image segmentation using peak detection, spatial information and reallocation [J]. *Soft Computing*, 2017, 21(8): 2165-2173.
- [2] Nie F Y, Li J Q, Zhang P F, et al. A threshold selection method for image segmentation based on

Tsallis relative entropy[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(7): 071002.

聂方彦, 李建奇, 张平凤, 等. 一种基于 Tsallis 相对熵的图像分割阈值选取方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(7): 071002.

- [3] Tang R Y, Liu D A, Zhu J Q. Micro-size damage adaptive detection technology based on local signal-to-noise ratio[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(7): 0704001.
唐如欲, 刘德安, 朱健强. 基于局部信噪比的微小损伤自适应检测技术研究[J]. *中国激光*, 2018, 45(7): 0704001.
- [4] 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.
- [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] Zhang Y, Huang D, Ji M, et al. Image segmentation using PSO and PCM with Mahalanobis distance[J]. *Expert Systems With Applications*, 2011, 38(7): 9036-9040.
- [7] Zhu Z L, Wang J F. Image segmentation based on adaptive fuzzy C-means and post processing correction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(1): 011004.
朱占龙, 王军芬. 基于自适应模糊 C 均值与后处理的图像分割算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(1): 011004.
- [8] Huang H, Jin Y Y, Li Z Y, et al. Fluorescent microsphere segmentation and classification based on watershed and semi-supervised minor reconstruction error[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(3): 0307013.
黄鸿, 金莹莹, 李政英, 等. 基于分水岭及半监督最小误差重构的荧光微球分割及分类方法[J]. *中国激*

- 光, 2018, 45(3): 0307013.
- [9] Bezdek J C. A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(1): 1-8.
- [10] Li T T, Jiang Z H, Rao Y, et al. Image segmentation based on gene expression programming and spatial fuzzy clustering[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(5): 575-583.
李婷婷, 江朝晖, 饶元, 等. 结合基因表达式编程与空间模糊聚类的图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(5): 575-583.
- [11] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [12] Celik T, Lee H K. Comments on "a robust fuzzy local information C-means clustering algorithm" [J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2013, 22(3): 1258-1261.
- [13] Chen S C, 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: a Publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [14] Szilágyi L, Benyó Z, Szilágyi S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy C-means algorithm [C] // Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, September 17-21, 2003, Cancun, Mexico. New York: IEEE, 2003: 724-726.
- [15] 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.
- [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] Ji Z X, Sun Q S, Xia D S. A modified possibilistic fuzzy C-means clustering algorithm for bias field estimation and segmentation of brain MR image[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics: the Official Journal of the Computerized Medical Imaging Society, 2011, 35(5): 383-397.
- [18] 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.
- [19] Zhao F. Fuzzy clustering algorithms with self-tuning non-local spatial information for image segmentation [J]. Neurocomputing, 2013, 106: 115-125.
- [20] Wen C J, Zhan Y Z, Ke J. General equalization fuzzy C-means clustering algorithm [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2012, 32(12): 2751-2755.
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.
- [21] Liu Y, Hou T, Liu F. Improving fuzzy C-means method for unbalanced dataset [J]. Electronics Letters, 2015, 51(23): 1880-1882.
- [22] Mukhopadhyay A, Maulik U. A multiobjective approach to MR brain image segmentation [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 872-880.