

基于自适应加权图像块的广义模糊 C 均值算法

朱占龙^{1,2,3}, 董建彬^{1,2,3}, 李明亮^{1,2,3}, 郑一博^{2,3*}, 王远^{2,3}

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河北省智能传感物联网工程研究中心, 河北 石家庄 050031

摘要 广义模糊 C 均值算法是一种比模糊 C 均值算法收敛速度更快的算法, 然而它在分割灰度图像时对噪声敏感。为了改善其鲁棒性, 提出基于图像块的像素灰度值加权的广义模糊 C 均值算法。该算法利用图像块代替单个像素构建目标函数, 图像块内各像素的权重由邻域像素和中心像素空间关系及图像块内各像素灰度关系综合确定。以新目标函数为基础, 利用拉格朗日乘法推导出含图像块形式的隶属度和聚类中心表达式。通过这种方式, 将邻域信息融入进聚类进程, 提升算法的鲁棒性。利用合成图像和实际图像进行分割实验, 结果表明: 所提算法具有较强的鲁棒性和良好的分割性能。

关键词 图像处理; 图像分割; 广义模糊 C 均值; 图像块; 邻域信息

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.241006

Generalized Fuzzy C-Means for Image Segmentation Based on Adaptive Weighted Image Patch

Zhu Zhanlong^{1,2,3}, Dong Jianbin^{1,2,3}, Li Mingliang^{1,2,3}, Zheng Yibo^{2,3*}, Wang Yuan^{2,3}

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

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

³Intelligent Sensor Network Engineering Research Center of Hebei Province, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China

Abstract Generalized fuzzy C-means algorithm is a faster convergence algorithm than fuzzy C-means algorithm. However, it is sensitive to noise when segmenting gray images. In order to improve its robustness, a generalized fuzzy C-means algorithm based on the weighting of pixel gray value in image patch is proposed. In this algorithm, instead of a single pixel, the image patch is used to construct the objective function. The weight of each pixel in the image patch is determined by the spatial relationship between neighboring pixels and central pixel and the gray relationship of each pixel in the image patch. The expressions of membership and cluster center, in the form of image patch, are derived by using Lagrange multiplier method based on the new objective function. In this way, the neighborhood information is integrated into the clustering process, and then improves the robustness of the algorithm. Segmentation experiments are carried out with a synthetic image and several real images, and the segmentation results show that the proposed algorithm has strong robustness and good segmentation performance.

Key words image processing; image segmentation; generalized fuzzy C-means; image patch; neighborhood information

OCIS codes 100.2000; 150.1135; 100.3008

收稿日期: 2020-05-09; 修回日期: 2020-05-27; 录用日期: 2020-06-01

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究项目(QN2020263, ZD2018212)、河北地质大学博士科研启动基金(BQ201606)

* E-mail: yibo_zheng@126.com

1 引言

在图像处理领域,图像分割是具有一定难度的基础性任务,在过去的几十年里,有众多的基于图像分割的研究成果。图像分割算法主要有阈值门限法^[1-2]、聚类法^[3-6]、分水岭方法^[7]等。

模糊 C 均值(FCM)算法^[8]作为一种软聚类方法,被广泛地应用于样本分类和图像分割中。然而,FCM 算法并没有考虑图像像素的邻域信息,因此具有一定的噪声敏感性。为了提升 FCM 的鲁棒性,许多改进方法将邻域信息加入聚类的进程,如 Ahmed 等^[3]将空间邻域项引入 FCM 的目标函数(FCM_S),随后,提出 FCM_S 的两种变体算法^[4],思路在于用均值滤波和中值滤波替代空间邻域项。另外,基于灰度级的模糊 C 均值算法也得到了广泛的应用,其重点是利用邻域信息构造原图像的加权和图像^[9-11],如加强型模糊 C 均值(EnFCM)算法^[9]、快速广义模糊 C 均值(FGFCM)算法^[10]等。上述算法在利用邻域信息时,共有的缺陷是需要利用经验来设置一些参数,如邻域项权重等。于是,为避免引入额外参数,Krinidis 等^[12]提出基于局部信息模糊 C 均值(FLICM)算法,并在此基础上,提出基于 FLICM 算法的改进版本^[13-14],但是这些算法的时间复杂度都较高。

此外,针对提升算法收敛速度的研究成果,如 Zhu 等^[15]构建广义的模糊 C 均值(GFCM)算法,与其加速原理相似的是,为了提升 GFCM 算法鲁棒性,Zhao 等^[16-17]提出了基于邻域广义模糊 C 均值(GFCM_S)算法以及相应的核化版本。需指出的是,收敛加速的原因是在 GFCM、GFCM_S 或核化版本的目标函数上引入新颖的关于隶属度的限制项,在迭代过程中奖励较高隶属度且惩罚较低隶属度。

图像块广泛地应用于图像降噪方面,一般来说,基于图像块的降噪方法比基于单个像素的降噪方法效果好,因为相比单个像素,图像块包含更多的信息和能够更好地描述图像^[18]。已有少量文献从图像块角度构建模糊聚类目标函数^[19],但是在构建过程中仍然存在其他问题待解决,比如图像块内各像素权重自适应确定问题以及构建的目标函数迭代加速求解问题。本文以图像块为基础,提出一种加速的自适应加权图像块模糊 C 均值算法。本文算法以图像块为基本单位构建新的目标函数,图像块内各像素权重由邻域像素与中心像素空间位置相对关

系、图像块像素灰度关系自适应确定,同时在目标函数中引入 GFCM 算法中的隶属度限制项以加快算法迭代速度。利用模拟图像和实际图像对本文算法进行分割实验,取得了良好的分割效果。

2 广义的模糊聚类算法

最初 GFCM 算法由 Zhu 等^[15]提出,其目标是加快聚类的迭代速度并保持较好的分类效果。假设 $I = \{x_j | j = 1, 2, \dots, n\}$ 表示一幅灰度图像, n 表示像素总数, x_j 为第 j 个像素。GFCM 算法的目标函数为

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^n a_j \sum_{i=1}^c u_{ij} (1 - u_{ij}^{m-1}), \text{ s. t.} \\ \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in (0, 1), 0 \leq \sum_{j=1}^n u_{ij} \leq n, \quad (1)$$

式中: c 为设定的聚类数; m 为模糊因子; v_i 为第 i 个聚类中心; u_{ij} 为隶属度,表征像素 x_j 划分为第 i 个类的模糊度; $\mathbf{U} = \{u_{ij}\}$ 为 $c \times N$ 矩阵; $\mathbf{V} = \{v_i\}$ 为 $c \times 1$ 矩阵。

利用拉格朗日乘子法最小化(1)式,可得隶属度和聚类中心的迭代公式。

$$u_{ij} = \left[\frac{\|x_j - v_i\|^2 - a_j}{\sum_{s=1}^c (\|x_j - v_s\|^2 - a_j)} \right]^{-1/(m-1)}, \quad (2)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad (3)$$

$$a_j = \alpha \cdot \min\{\|x_j - v_l\|^2 | l \in \{1, \dots, c\}\}, \quad (4)$$

式中: α ($0 \leq \alpha < 1$) 控制算法的收敛速度,当 $\alpha = 0$ 时,GFCM 算法退化为标准的 FCM 算法。

(3)、(4)式中修正系数 a_j 的本质是相对地提升较高隶属度而减弱较低隶属度,在迭代过程中随聚类中心进行调整,GFCM 算法的迭代流程可以参考文献^[15]。

3 自适应加权图像块广义模糊 C 均值(GFCM_WP)算法

3.1 图像块各像素权重

对图像块做如下设定: N_j 表示以像素 x_j 为中心的图像块,其对应的灰度值为 p_{jr} ($r \in N_j$, 表示图像块内第 r 个像素)。设图像块大小(长度)为 q ,显然, N_j 是 $q \times q$ 的图像块,则 p_{jr} 含 $q \times q$ 个像素灰

度值($r=q \times q$)。

在每个图像块内,由于中心像素与邻域像素的位置相对关系不尽相同,同时各个像素灰度值大小都可能不同,那么各个像素在聚类中所起的作用也不相同,则必须为每个像素赋予不同的权重。图像块内各个像素的权重公式为

$$\omega_{jr} = \omega_{scn} \cdot \omega_{gip}, \quad (5)$$

式中: ω_{scn} 表示由图像块内中心像素和邻域像素空间位置关系(SCN)得到的权重; ω_{gip} 表示由图像块内各像素灰度关系(GIP)得到的权重。二者综合作用得到图像块内各像素的权重。

首先对 ω_{scn} 进行说明。图像块内邻域像素与中心像素位置关系通常表示为

$$\omega_{scn} = 1/(1 + d_{jk}), \quad (6)$$

式中: d_{jk} 表示空间欧氏距离,且 d_{jk} 只能表示像素 x_j 和 x_k 的相对关系。按照(6)式的定义,对任意图像块来说, ω_{scn} 为固定矩阵,这显然是不合适的。事实上,在考虑 d_{jk} 的基础上再考虑像素 x_j 和 x_k 对应的图像块 N_j 和 N_k 之间的关系更能如实反映两像素的空间关系^[14],因为如果图像块相似(同),则说明像素 x_j 和 x_k 在空间上连续。设计新的 ω_{scn} 表达式为

$$\omega_{scn} = \frac{1}{1 + d_{jk} - \cos_sim(N_j, N_k)}. \quad (7)$$

如(7)式所示,新的表达式添加了 $\cos_sim(N_j, N_k)$ 项,该项表示图像块 N_j 和 N_k 的余弦相似度,表达式为

$$\cos_sim(N_j, N_k) = \frac{\sum_{r=1}^{q \times q} (p_{jr} \times p_{kr})}{\sqrt{\sum_{r=1}^{q \times q} (p_{jr}^2)} \cdot \sqrt{\sum_{r=1}^{q \times q} (p_{kr}^2)}}. \quad (8)$$

由(8)式可知,根据图像块 N_j 和 N_k 的相关性强弱, $\cos_sim(N_j, N_k)$ 的值在 $[0, 1]$ 之间波动。如果相关性越强,其值越大,则(7)式中分母的值越小,得到像素 x_j 和 x_k 的空间关系值 ω_{scn} 就越大,否则,反之。如此,由(7)式可自适应地对邻域像素与中心像素的空间关系赋予权重。

然后对 ω_{gip} 进行说明。对任意图像块 N_j ,对该图像块内各像素的变化情况进行衡量,公式为^[11]

$$c_{jr} = \left| p_{jr} - \frac{\sum_{r \in N_j} \beta_r p_{jr}}{\sum_{r \in N_j} \beta_r} \right|, \quad (9)$$

其中

$$\beta_r = \begin{cases} 1, & |p_{jr} - \bar{p}_{jr}| \leq \sigma_j \\ 0, & |p_{jr} - \bar{p}_{jr}| > \sigma_j \end{cases}, \quad (10)$$

式中: \bar{p}_{jr} 表示图像块 N_j 的均值; σ_j 表示该图像块的均方根。由(9)式可知,当图像块内各像素灰度值变化不大时, c_{jr} 值较小;当该图像块内像素位于边缘(噪声)区域时, c_{jr} 值较大。对图像块各像素对应的 c_{jr} 取平均值^[20],得

$$\bar{c} = \sum_{r \in N_j} c_{jr} / q^2, \quad (11)$$

式中: \bar{c} 表示图像块内各像素变化的均值,这里用表达式 $(c_{jr} - \bar{c})$ 衡量图像块各像素相对变化量。如果该表达式的值较小,则说明该值为非边缘点,该点对邻域的影响较小,希望增加其权重;否则,该值为边缘(噪声)点,希望减小其权重。采用下式赋予权重,

$$\omega_{gip} = \exp[-(c_{jr} - \bar{c})]. \quad (12)$$

由(12)式可知,当图像块内像素为边缘(噪声)点时, ω_{gip} 值接近0,反之, ω_{gip} 值较大,满足本文对权重赋值的期望。通过对 ω_{scn} 和 ω_{gip} 的说明,得到(5)式所示的综合权重,显然,需要对(5)式中总权重 ω_{jr} 进行归一化,

$$\omega_{jr} = \frac{\omega_{scn} \cdot \omega_{gip}}{\sum_{r \in N_j} \omega_{scn} \cdot \omega_{gip}}. \quad (13)$$

根据(13)式所示的权重的分配方法,给出几个具体的实例进行验证,选择有代表性的三个图像块A、B、C,如图1(a)所示,图1(b)~(d)分别为对应的灰度值。

由图1(b)~(d)可知,图像块A内的像素含椒盐噪声,但中心像素不是噪声点;图像块B内的像素为边缘点;图像块C内的像素含椒盐噪声,中心像素为盐噪声。同时,由图1(b)~(d)也可以看出,该示例所选择的三个图像块大小均为 $q=3$,由(13)式计算得到三个图像块内各像素权重大小,如图1(e)~(g)所示。通过权重大小可以看出该图像块内对聚类结果影响较大的像素,以图像块A为例,对图像块有较大影响的像素是24、24和25。

所以,本文的权重设置方法可以有效减小噪声和边缘等因素带来的冲击。另外,除了图像块大小 q 外,权重的计算并未引入其他参数,显示了算法的自适应性。需指出的是,图1(e)~(g)中 ω_{jr} 为近似值,而且权重 ω_{jr} 可以事先计算,在聚类进程中采用权重值即可。

3.2 GFCM_WP算法目标函数及求解

如上节所示,将图像块内每个像素自适应分配权重后,构造的基于图像块的目标函数为

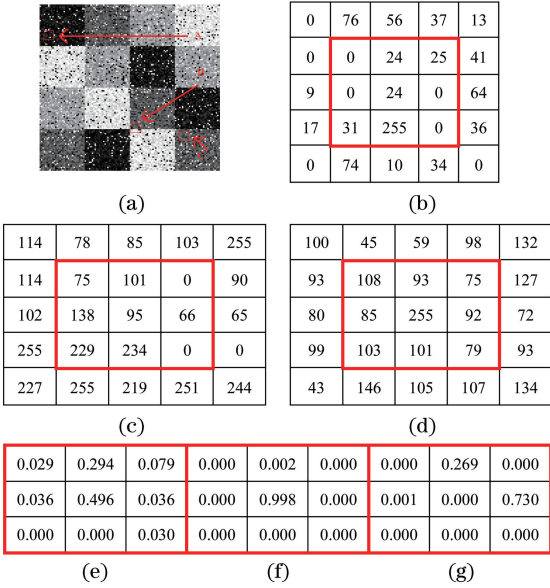


图1 图像块权重分配实例。(a)选择的三个图像块;(b)图像块A的灰度值;(c)图像块B的灰度值;(d)图像块C的灰度值;(e)图像块A的 w_{jr} ;(f)图像块B的 w_{jr} ;(g)图像块C的 w_{jr}

Fig. 1 Examples of weight allocation of image patch. (a) Three selected image blocks; (b) gray value of image block A; (c) gray value of image block B; (d) gray value of image block C; (e) w_{jr} of image block A; (f) w_{jr} of image block B; (g) w_{jr} of image block C

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \sum_{r \in N_j} w_{jr} \| p_{jr} - v_{ir} \|^2 + \sum_{j=1}^n a_j \sum_{i=1}^c u_{ij} (1 - u_{ij}^{m-1}), \quad (14)$$

式中: v_{ir} 为图像块内相应位置像素的聚类中心。需指出的是,(14)式的约束条件与(1)式相同,但是两式中的 a_j 本质相同,而表达形式不同,(14)式中的 a_j 稍后描述。

与其他模糊聚类算法相似,仍然利用拉格朗日乘法对目标函数求解。首先构建(14)式的辅助函数:

$$L(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right). \quad (15)$$

分别对 u_{ij} 、 v_{ir} 求偏导,并令其为0,可得

$$u_{ij} = \left[\frac{-a_j}{m \left(\sum_{r \in N_j} w_{jr} \| p_{jr} - v_{ir} \|^2 - a_j \right)} \right]^{1/(m-1)}, \quad (16)$$

$$v_{ir} = \left(\sum_{j=1}^n u_{ij}^m w_{jr} p_{jr} \right) / \left(\sum_{j=1}^n u_{ij}^m w_{jr} \right). \quad (17)$$

由(16)式和约束条件 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ 可得:

$$u_{ij} = \left[\frac{\sum_{r \in N_j} w_{jr} \| p_{jr} - v_{ir} \|^2 - a_j}{\sum_{s=1}^c \left(\sum_{r \in N_j} w_{jr} \| p_{jr} - v_{sr} \|^2 - a_j \right)} \right]^{-1/(m-1)}. \quad (18)$$

遵循GFCM算法的快速迭代思想,将(18)式中的表达成如下形式:

$$a_j = \alpha \cdot \min \left\{ \sum_{r \in N_j} w_{jr} \| p_{jr} - v_{lr} \|^2 \mid l \in \{1, \dots, c\} \right\}. \quad (19)$$

对比(19)式和(4)式可以看出, a_j 的表达形式由于不同的算法而有不同的表达形式。

3.3 GFCM_WP算法执行步骤

算法的执行流程可以总结如下。

输入:聚类数 c ,最大迭代次数 T ,终止条件 ϵ ,设置控制收敛速度系数 α ,图像块大小 q ,模糊指数 m 。

- 1) 根据(5)式求解每个图像块的权重 w_{jr} ;
- 2) 随机初始化 $\mathbf{V}^{(0)} = [v_{1r}^{(0)}, v_{2r}^{(0)}, \dots, v_{cr}^{(0)}]$;
- 3) **For** $t=1$ **to** T ;
- 4) 将 $\mathbf{V}^{(t-1)}$ 代入(19)式得到相应的 $a_j^{(t)}$;
- 5) 将 $\mathbf{V}^{(t-1)}$ 和 $a_j^{(t)}$ 代入(18)式得到隶属度 $\mathbf{U}^{(t)}$;
- 6) 将 $\mathbf{U}^{(t)}$ 代入(17)式更新 $\mathbf{V}^{(t)}$;
- 7) **If** $\| \mathbf{V}^{(t)} - \mathbf{V}^{(t-1)} \| < \epsilon$ 或者 $q > T$,迭代结束, **Then** 执行步骤10; **Else** $t = t + 1$,转步骤4;
- 8) **Endif**;
- 9) **Endfor**;
- 10) 输出 \mathbf{U} ,由此得到图像块中心像素对应的类别。

4 实验结果与分析

4.1 实验说明和参数设置

为了展示GFCM_WP算法的分割表现,采用合成图像和实际图像进行分割实验。在本文中,应用GFCM^[15]、KGFCM_S1^[17]、KGFCM_S2^[17]、EnFCM^[9]、FGFCM^[10]、NDFCM^[6]、WIPFCM^[19]与GFCM_WP进行对比。实验环境为:Matlab(R2014a)、3.40 GHz Intel® Core™ i7-3770处理器,12 GB内存,Windows10企业版操作系统。为了对比公平,算法的共用参数应设置一致,如表1所示。

表 1 算法参数

Table 1 Parameters of algorithms

Algorithm	Parameter setting								
	m	α	β	λ_a	λ_s	λ_g	T	ϵ	q
GFCM	2	0.9					300	10^{-4}	
KGFCM_S1	2	0.9	4				300	10^{-4}	3
KGFCM_S2	2	0.9	4				300	10^{-4}	3
EnFCM	2		4				300	10^{-4}	3
FGFCM	2				3	3	300	10^{-4}	3
NDFCM	2			1	3	3	300	10^{-4}	3
WIPFCM	2						300	10^{-4}	3
GFCM_WP	2	0.9					300	10^{-4}	3

分割的评价指标如下。

1) 当图像具有标准分割结果时,采用分割准确率(SA)^[10]和调整兰德指数(ARI)^[11]来评价,这两个指标均越大越好,表达式为

$$N_{SA} = \sum_{i=1}^c (A_i \cap C_i) / \sum_{j=1}^c C_j, \quad (20)$$

式中: A_i 为算法得到的第*i*类的集合; C_i 为标准分割结果中第*i*类的集合。

$$N_{ARI} = \frac{2(ab - cd)}{(a + d)(d + b)(a + c)(c + b)}. \quad (21)$$

设*R*和*T*分别为算法得到的分割集合和标准分割结果,那么*a*、*b*、*c*、*d*分别为*R*∩*T*、 \bar{R} ∩ \bar{T} 、*R*∩ \bar{T} 、 \bar{R} ∩*T*。

2) 当图像没有标准分割结果时,采用一种基于熵信息的评价指标^[14],其表达式为

$$E = H_r(I) + H_l(I), \quad (22)$$

式中: $H_r(I)$ 和 $H_l(I)$ 分别为预期区域熵和布局熵。该有效性指标的思想是:分割应使每个分割区域内像素的均匀性最大化,并使区域间的均匀性最小,*E*越小,表明算法分割效果越好。

4.2 合成图像分割实验

人工合成了如图 2(a)所示的方块图,该图像包含 4 类,每一类灰度值分别为 20、90、160 和 230,分别对该图像添加高斯白噪声(WGN)、椒盐噪声(SPN)和二者的混合噪声。采用表 1 的算法对含噪图像进行图像分割实验,所得的 SA 和 ARI 指标分别如图 2、3 和表 2 所示。由表 2 可以看出,在不同噪声的干扰下,GFCM_WP 算法取得了较高的 SA 和 ARI 指标值。由图 2、3 的分割结果也可以看出,GFCM_WP 算法得到了较好的视觉直观分割效果,尤其是在不同区域的交接处分割效果更好。

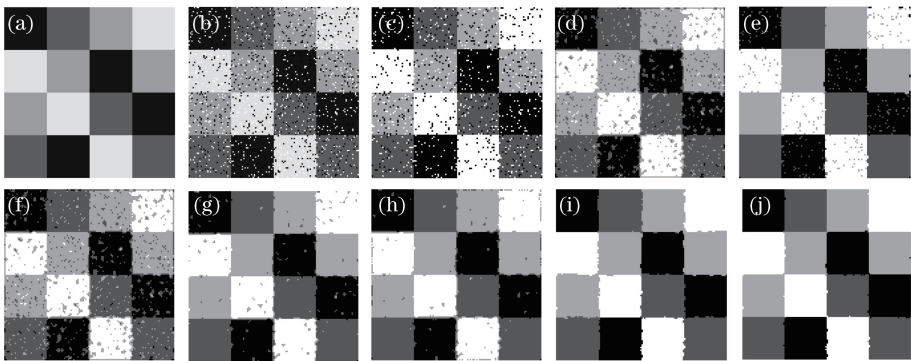


图 2 合成图像上不同算法的分割结果。(a)原合成图像;(b)添加 SPN(0,1)图像;(c) GFCM 算法;(d) KGFCM_S1 算法;(e) KGFCM_S2 算法;(f) EnFCM 算法;(g) FGFCM 算法;(h) NDFCM 算法;(i) WIPFCM 算法;(j) GFCM_WP 算法
Fig. 2 Segmentation results of different algorithms on the synthetic image. (a) Original synthetic image; (b) image with SPN(0.1); (c) GFCM algorithm; (d) KGFCM_S1 algorithm; (e) KGFCM_S2 algorithm; (f) EnFCM algorithm; (g) FGFCM algorithm; (h) NDFCM algorithm; (i) WIPFCM algorithm; (j) GFCM_WP algorithm

4.3 实际图像分割实验

采用四幅图像进行分割评价,如图 4 所示。图 4(b)为图 4(a)的标准分割结果,采用 SA 和 ARI 指

标评价各算法;图 4(c)~(e)没有标准分割结果,用上文提到的基于信息熵的指标 *E* 评价各算法。对图 4 中的图像分别添加不同程度的噪声进行分割测

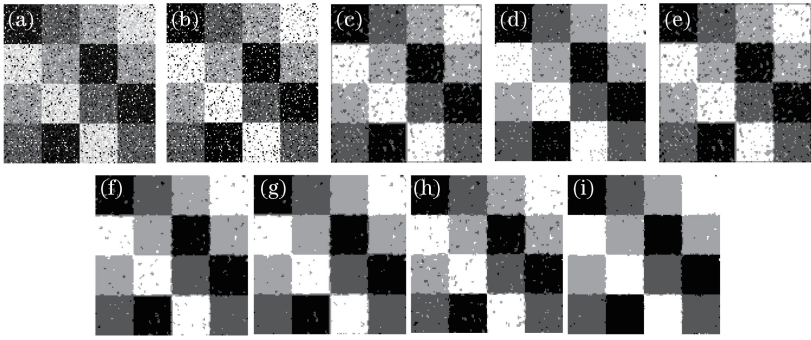


图 3 合成图像上不同算法的分割结果。(a)添加 WGN(0,0.01) & SPN(0.1)图像;(b) GFCM 算法;(c) KGFCM_S1 算法;(d) KGFCM_S2 算法;(e) EnFCM 算法;(f) FGFCM 算法;(g) NDFCM 算法;(h) WIPFCM 算法;(i) GFCM_WP 算法
Fig. 3 Segmentation results of different algorithms on the synthetic image. (a) Synthetic image with WGN (0,0.01) & SPN (0.1); (b) GFCM algorithm; (c) KGFCM_S1 algorithm; (d) KGFCM_S2 algorithm; (e) EnFCM algorithm; (f) FGFCM algorithm; (g) NDFCM algorithm; (h) WIPFCM algorithm; (i) GFCM_WP algorithm

表 2 不同算法在合成图像上的分割结果

Table 2 Segmentation results of different algorithms on the synthetic image

Noise level	Index	GFCM	KGFCM_S1	KGFCM_S2	EnFCM	FGFCM	NDFCM	WIPFCM	GFCM_WP
WGN(0,0.01)	SA	0.8777	0.9561	0.9812	0.9558	0.9790	0.9703	0.9781	0.9903
	ARI	0.8369	0.9415	0.9735	0.9411	0.9720	0.9604	0.9709	0.9871
WGN(0,0.015)	SA	0.8044	0.9517	0.9734	0.9518	0.9731	0.9649	0.9705	0.9810
	ARI	0.7392	0.9355	0.9643	0.9358	0.9642	0.9532	0.9607	0.9747
WGN(0,0.02)	SA	0.7528	0.9421	0.9633	0.9421	0.9647	0.9603	0.9570	0.9659
	ARI	0.6704	0.9228	0.9511	0.9229	0.9530	0.9471	0.9426	0.9546
SPN (0.1)	SA	0.9231	0.8842	0.9701	0.8803	0.9649	0.9624	0.9841	0.9961
	ARI	0.8979	0.8456	0.9602	0.8404	0.9532	0.9499	0.9788	0.9948
SPN (0.2)	SA	0.8507	0.8137	0.9387	0.8211	0.9196	0.9272	0.9745	0.9890
	ARI	0.8009	0.7515	0.9183	0.7615	0.8928	0.9029	0.9660	0.9854
WGN(0,0.01) & SPN(0.1)	SA	0.8156	0.8701	0.9461	0.8696	0.9537	0.9560	0.9424	0.9838
	ARI	0.7542	0.8267	0.9281	0.8262	0.9382	0.9413	0.9232	0.9784

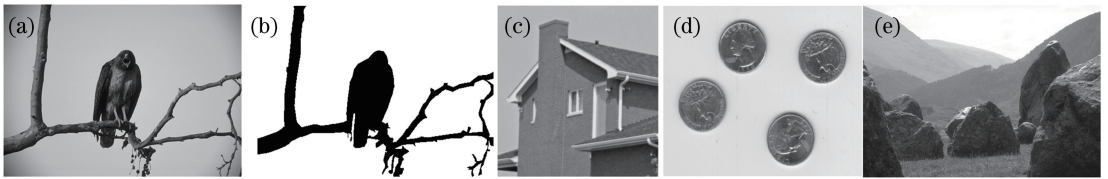


图 4 待分割实际图像。(a) Bird 图;(b) Bird 标准分割图;(c) House 图;(d) Coins 图;(e) Rocks 图
Fig. 4 Actual images to be segmented. (a) Bird image; (b) standard segmentation image of Bird; (c) House image; (d) Coins image; (e) Rocks image

试,将图 4(a)分割为 2 类、图 4(c)分割为 3 类、图 4(d)分割为 3 类、图 4(e)分割为 4 类,其分割指标结果见表 3,部分可视化分割结果见图 5~8。

由表 3 可以看出,在不同的噪声水平干扰下,对于 Bird 图,所提出的 GFCM_WP 算法得到的 SA 和 ARI 指标均为最大;对于 House 图和 Coins 图,

GFCM_WP 算法得到的 E 指标均最小,而对于 Rocks 图,GFCM_WP 算法除了在 WGN(0,0.005)情形下得到的 E 指标不是最小值外,其他情况下得到的 E 指标均最小。从视觉上看,如图 5~8 所示,GFCM_WP 算法分割的区域更平滑,能够消除大多数噪声,保留更多的细节。

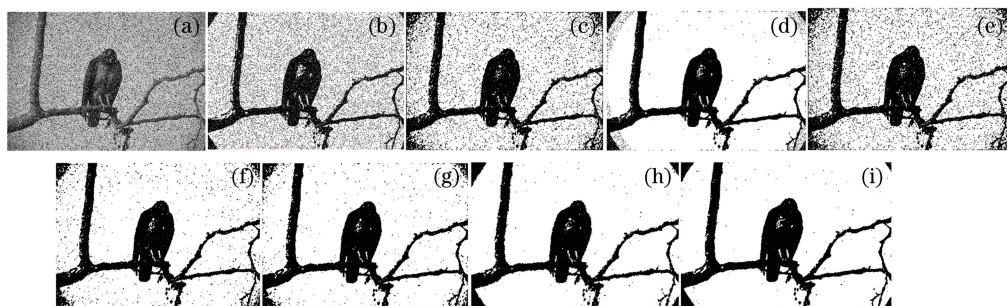


图5 不同算法在 Bird 图像的分割结果。(a)添加 SPN(0.2)图像;(b) GFCM 算法;(c) KGFCM_S1 算法;(d) KGFCM_S2 算法;(e) EnFCM 算法;(f) FGFCM 算法;(g) NDFCM 算法;(h) WIPFCM 算法;(i) GFCM_WP 算法

Fig. 5 Segmentation results of different algorithms on the Bird image. (a) Image with SPN(0.2); (b) GFCM algorithm; (c) KGFCM_S1 algorithm; (d) KGFCM_S2 algorithm; (e) EnFCM algorithm; (f) FGFCM algorithm; (g) NDFCM algorithm; (h) WIPFCM algorithm; (i) GFCM_WP algorithm

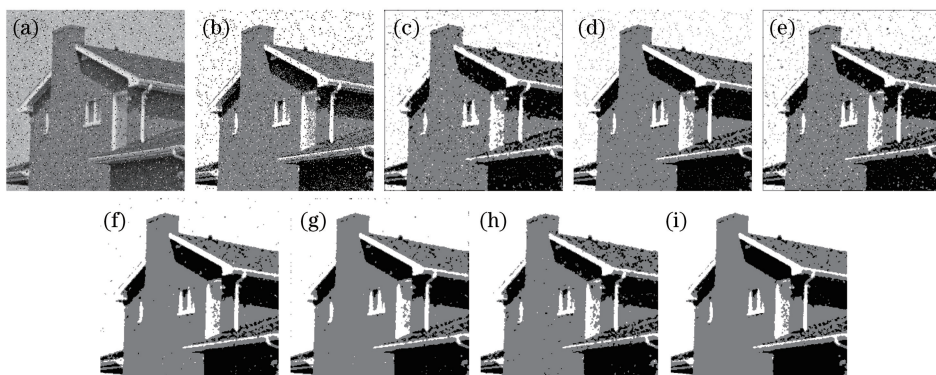


图6 不同算法在 House 图像的分割结果。(a)添加 WGN(0,0.002) & SPN(0.05)图像;(b) GFCM 算法;(c) KGFCM_S1 算法;(d) KGFCM_S2 算法;(e) EnFCM 算法;(f) FGFCM 算法;(g) NDFCM 算法;(h) WIPFCM 算法;(i) GFCM_WP 算法

Fig. 6 Segmentation results of different algorithms on the House image. (a) Image with WGN(0,0.002) & SPN(0.05); (b) GFCM algorithm; (c) KGFCM_S1 algorithm; (d) KGFCM_S2 algorithm; (e) EnFCM algorithm; (f) FGFCM algorithm; (g) NDFCM algorithm; (h) WIPFCM algorithm; (i) GFCM_WP algorithm

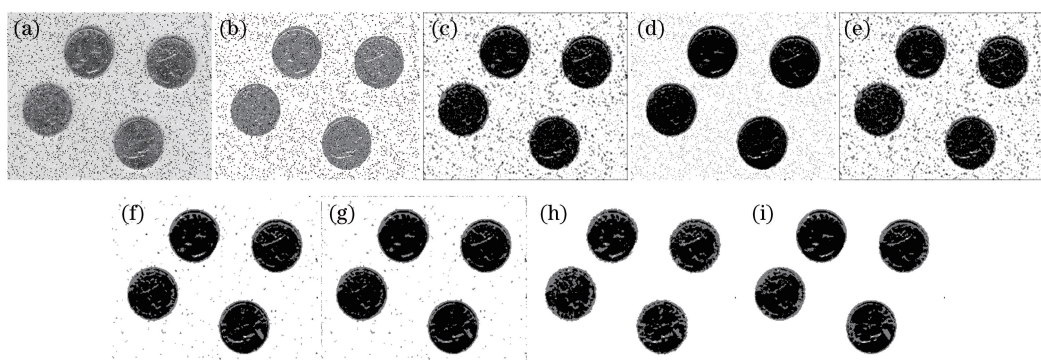


图7 不同算法在 Coins 图像的分割结果。(a)添加 SPN(0.1)图像;(b) GFCM 算法;(c) KGFCM_S1 算法;(d) KGFCM_S2 算法;(e) EnFCM 算法;(f) FGFCM 算法;(g) NDFCM 算法;(h) WIPFCM 算法;(i) GFCM_WP 算法

Fig. 7 Segmentation results of different algorithms on the Coins image. (a) Image with SPN(0.1); (b) GFCM algorithm; (c) KGFCM_S1 algorithm; (d) KGFCM_S2 algorithm; (e) EnFCM algorithm; (f) FGFCM algorithm; (g) NDFCM algorithm; (h) WIPFCM algorithm; (i) GFCM_WP algorithm

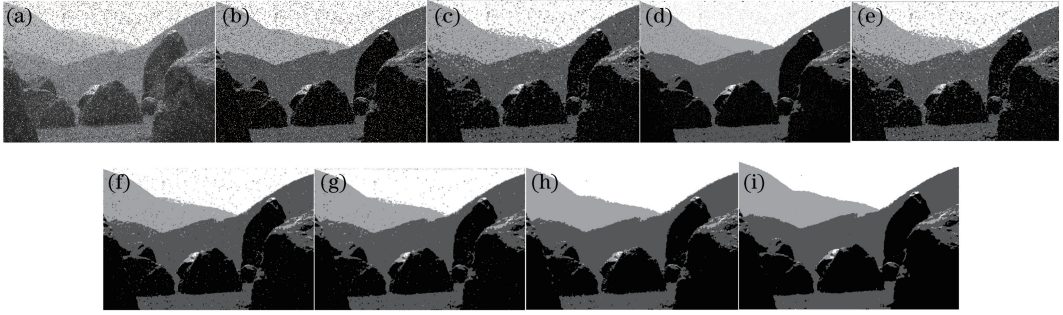


图 8 不同算法在 Rocks 图像的分割结果。(a)添加 SPN(0.1)图像;(b) GFCM 算法;(c) KGFCM_S1 算法;(d) KGFCM_S2 算法;(e) EnFCM 算法;(f) FGFCM 算法;(g) NDFCM 算法;(h) WIPFCM 算法;(i) GFCM_WP 算法

Fig. 8 Segmentation results of different algorithms on the Rocks image. (a)Image with SPN(0.1); (b) GFCM algorithm; (c) KGFCM_S1 algorithm; (d) KGFCM_S2 algorithm; (e) EnFCM algorithm; (f) FGFCM algorithm; (g) NDFCM algorithm; (h) WIPFCM algorithm; (i) GFCM_WP algorithm

表 3 不同算法对真实图像的分割结果

Table 3 Segmentation results of different algorithms on the real images

Image	Noise level	Index	GFCM	KGFCM_S1	KGFCM_S2	EnFCM	FGFCM	NDFCM	WIPFCM	GFCM_WP
Bird	WGN(0,0.02)	SA	0.9007	0.9515	0.9535	0.9616	0.9560	0.9557	0.9556	0.9558
		ARI	0.8013	0.9030	0.9071	0.9031	0.9121	0.9113	0.9112	0.9114
	WGN(0,0.03)	SA	0.8521	0.9496	0.9500	0.9497	0.9546	0.9550	0.9539	0.9550
		ARI	0.7042	0.8992	0.9000	0.8993	0.9085	0.9099	0.9078	0.9099
	SPN (0.1)	SA	0.9146	0.9337	0.9592	0.9343	0.9599	0.9593	0.9597	0.9626
		ARI	0.8292	0.8373	0.9185	0.8686	0.9198	0.9186	0.9194	0.9251
	SPN (0.2)	SA	0.8672	0.8932	0.9548	0.8932	0.9483	0.9517	0.9576	0.9612
		ARI	0.7345	0.7863	0.9096	0.7863	0.8965	0.9035	0.9145	0.9225
	WGN(0,0.02) & SPN(0.1)	SA	0.8768	0.9243	0.9461	0.9244	0.9507	0.9524	0.9460	0.9526
		ARI	0.7536	0.8486	0.8921	0.8488	0.9015	0.9047	0.8920	0.9053
House	WGN(0,0.002)	$H_r(I)$	5.0977	5.0877	5.0874	5.0898	4.2392	4.2651	4.2328	4.2191
		$H_l(I)$	1.0495	1.0359	1.0419	1.0395	1.0375	1.0399	1.0396	1.0388
		E	6.1473	6.1236	6.1293	6.1293	5.2767	5.3050	5.2723	5.2579
	WGN(0,0.005)	$H_r(I)$	5.2411	5.2292	5.2289	5.2305	4.5052	4.4959	4.5028	4.4828
		$H_l(I)$	1.0426	1.0399	1.0442	1.0430	1.0425	1.0412	1.0420	1.0416
		E	6.2837	6.2691	6.2731	6.2735	5.5477	5.5371	5.5448	5.5244
	SPN (0.05)	$H_r(I)$	4.4690	4.4619	4.4639	4.4688	3.6127	3.6567	3.5908	3.5832
		$H_l(I)$	1.0451	1.0350	1.0362	1.0433	1.0372	1.0473	1.0364	1.0351
		E	5.5141	5.4969	5.5001	5.5121	4.6499	4.7040	4.6271	4.6183
	SPN (0.1)	$H_r(I)$	4.4119	4.4004	4.4034	4.4102	3.6161	3.6738	3.6039	3.5713
$H_l(I)$		1.0544	1.0391	1.0424	1.0545	1.0395	1.0552	1.0429	1.0345	
E		5.4663	5.4395	5.4458	5.4647	4.6555	4.7290	4.6468	4.6059	
WGN(0,0.002) & SPN(0.05)	$H_r(I)$	5.0679	5.0637	5.0649	5.0676	4.2894	4.2995	4.2564	4.2557	
	$H_l(I)$	1.0495	1.0364	1.0445	1.0493	1.0429	1.0486	1.0380	1.0383	
	E	6.1174	6.1001	6.1095	6.1169	5.3323	5.3481	5.2945	5.2940	
WGN(0,0.005)	$H_r(I)$	4.9222	4.8211	4.8210	4.8218	4.2669	4.2642	4.2665	4.2529	
	$H_l(I)$	0.7456	0.7164	0.7068	0.7396	0.7167	0.7366	0.7093	0.7157	
	E	5.6678	5.5374	5.5278	5.5613	4.9836	5.0008	4.9758	4.9686	
WGN(0,0.01)	$H_r(I)$	4.8321	4.8296	4.8295	4.8298	4.3213	4.3122	4.3229	4.3089	
	$H_l(I)$	0.7517	0.7211	0.7151	0.7428	0.7204	0.7413	0.7168	0.7203	
	E	5.5838	5.5507	5.5446	5.5726	5.0417	5.0545	5.0396	5.0292	
		$H_r(I)$	3.4357	3.4344	3.4336	3.4353	2.8642	2.8420	2.8516	2.8602

Image	Noise level	Index	GFCM	KGFCM_S1	KGFCM_S2	EnFCM	FGFCM	NDFCM	WIPFCM	GFCM_WP	
Coins	SPN (0.05)	$H_l(I)$	0.8071	0.7190	0.7320	0.8060	0.7181	0.8045	0.7125	0.7015	
		E	4.2428	4.1534	4.1655	4.2413	3.5824	3.6465	3.5641	3.5617	
		$H_r(I)$	3.4415	3.4307	3.4307	3.4321	2.8964	2.8665	2.8933	2.8884	
	SPN (0.1)	$H_l(I)$	0.8901	0.7273	0.7754	0.8825	0.7216	0.8837	0.7191	0.7033	
		E	4.3316	4.1580	4.2061	4.3146	3.6181	3.7502	3.6130	3.5916	
		$H_r(I)$	4.8011	4.7368	4.7640	4.7644	4.2528	4.2087	4.2445	4.2357	
	WGN(0,0.005) & SPN(0.05)	$H_l(I)$	0.8182	0.7180	0.7409	0.8074	0.7196	0.7982	0.7087	0.7161	
		E	5.6193	5.4818	5.5049	5.5718	4.9724	5.0070	4.9532	4.9519	
	WGN(0,0.005)	WGN(0,0.005)	$H_r(I)$	5.2001	5.1971	5.1922	5.1985	4.2027	4.2022	4.1805	4.1879
			$H_l(I)$	1.3157	1.3132	1.3135	1.3156	1.3144	1.3136	1.3134	1.3139
			E	6.5158	6.5103	6.5107	6.5141	5.5171	5.5158	5.4939	5.5018
		WGN(0,0.01)	$H_r(I)$	5.2566	5.2437	5.2437	5.2452	4.3874	4.3661	4.3839	4.3400
$H_l(I)$			1.3193	1.3151	1.3181	1.3194	1.3172	1.3169	1.3178	1.3166	
E			6.5759	6.5588	6.5618	6.5646	5.7046	5.6830	5.7017	5.6566	
Rocks	SPN (0.05)	$H_r(I)$	4.6550	4.6479	4.6494	4.6545	3.6113	3.6514	3.6288	3.6086	
		$H_l(I)$	1.3193	1.3122	1.3123	1.3191	1.3120	1.3177	1.3124	1.3104	
		E	5.9744	5.9601	5.9617	5.9736	4.9233	4.9691	4.9412	4.9190	
	SPN (0.1)	$H_r(I)$	4.5552	4.5427	4.5452	4.5544	3.6593	3.5989	3.6082	3.5792	
		$H_l(I)$	1.3272	1.3135	1.3144	1.3271	1.3234	1.3151	1.3127	1.3103	
		E	5.8824	5.8562	5.8597	5.8814	4.9828	4.9140	4.9209	4.8895	
	WGN(0,0.005) & SPN(0.05)	$H_r(I)$	5.1239	5.1069	5.1080	5.1111	4.2034	4.2341	4.1884	4.1966	
		$H_l(I)$	1.3261	1.3147	1.3176	1.3259	1.3138	1.3220	1.3234	1.3149	
	E	6.4500	6.4215	6.4257	6.4370	5.5172	5.5561	5.5118	5.5115		

5 结 论

GFCM_WP 算法直接以图像块为单位构建目标函数进而将邻域信息直接引入迭代进程。图像块内各像素权重由邻域像素和中心像素的空间关系以及图像块内各像素灰度关系综合确定,权重的确定过程体现了自适应性。利用新的目标函数得到的聚类中心和隶属度设计了算法的执行步骤。结合合成图像和实际图像对 GFCM_WP 算法和对比算法进行了分割性能测试,分割效果证明了所提算法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Manikandan S, Ramar K, Iruthayarajan M W, et al. Multilevel thresholding for segmentation of medical brain images using real coded genetic algorithm[J]. Measurement, 2014, 47: 558-568.
- [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] 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] 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, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [5] Jia H, Zheng C J, Li C B, et al. Retinal blood vessel segmentation based on fuzzy C-means clustering according to the local line structural constraints[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(9): 0910001.
贾洪, 郑楚君, 李灿标, 等. 基于局部线结构约束的 FCM 聚类视网膜血管分割[J]. 光学学报, 2020, 40(9): 0910001.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi 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 (IEEE Cat. No. 03CH37439). September 17-21, 2003, Cancun, Mexico. New York: IEEE Press, 2003: 724-726.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [13] Zhang H, Wang Q M, Shi W Z, et al. A novel adaptive fuzzy local information-means clustering algorithm for remotely sensed imagery classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(9): 5057-5068.
- [14] Gong M G, Liang Y, Shi J, et al. Fuzzy C-means clustering with local information and kernel metric for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 573-584.
- [15] Zhu L, Chung F L, Wang S T. 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.
- [16] Zhao F, Jiao L C. Spatial improved fuzzy c-means clustering for image segmentation [C]//Proceedings of 2011 International Conference on Electronic & Mechanical Engineering and Information Technology. August 12-14, 2011, Harbin, China. New York: IEEE Press, 2011: 4791-4794.
- [17] Zhao F, Jiao L C, Liu H Q. Kernel generalized fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(1): 184-199.
- [18] Liu Y L, Wang J, Chen X, et al. A robust and fast non-local means algorithm for image denoising [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2008, 23(2): 270-279.
- [19] Ji Z X, Xia Y, Chen Q, et al. Fuzzy c-means clustering with weighted image patch for image segmentation[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(6): 1659-1667.
- [20] Lu H Q, Ge H W. Adaptive gray-weighted robust fuzzy C-means algorithm for image segmentation[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2018, 13(4): 584-593.
- 陆海青, 葛洪伟. 自适应灰度加权的鲁棒模糊 C 均值图像分割[J]. 智能系统学报, 2018, 13(4): 584-593.