



## 融入类贡献抑制因子的灰度级模糊C均值图像分割

朱占龙, 马艳玲, 董建彬, 郑一博

引用本文:

朱占龙, 马艳玲, 董建彬, 等. 融入类贡献抑制因子的灰度级模糊C均值图像分割[J]. 智能系统学报, 2021, 16(4): 641–648.

ZHU Zhanlong, MA Yanling, DONG Jianbin, et al. Gray level-based fuzzy C-means algorithm for image segmentation with inhibitors of cluster contribution[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(4): 641–648.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202009019>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 一种快速鲁棒核空间图形模糊聚类分割算法

A fast and robust clustering segmentation algorithm for kernel space graphics

智能系统学报. 2019, 14(4): 804–811 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201806045>

### 一种融合邻域信息的模糊C-均值图像分割算法

Fuzzy C-means image segmentation algorithm incorporating neighborhood information

智能系统学报. 2019, 14(2): 273–280 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201712035>

### 基于改进PSO和FCM的模糊辨识

Fuzzy identification based on improved PSO and FCM

智能系统学报. 2019, 14(2): 378–384 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201707025>

### 自适应灰度加权的鲁棒模糊C均值图像分割

Adaptive gray-weighted robust fuzzy C-means algorithm for image segmentation

智能系统学报. 2018, 13(4): 584–593 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201701008>

### 知识迁移的极大熵聚类算法及其在纹理图像分割中的应用

A maximum entropy clustering algorithm based on knowledge transfer and its application to texture image segmentation

智能系统学报. 2017, 12(2): 179–187 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201603005>

### 适合大规模数据集的增量式模糊聚类算法

Incremental fuzzy (c+p)-means clustering for large data

智能系统学报. 2016, 11(2): 188–199 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201507013>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.202009019

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20210409.1100.004.html>

## 融入类贡献抑制因子的灰度级模糊 C 均值图像分割

朱占龙<sup>1,2,3</sup>, 马艳玲<sup>1,2,3</sup>, 董建彬<sup>1,2,3</sup>, 郑一博<sup>2,3</sup>

(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技术工程技术研究中心, 河北 石家庄 050031)

**摘 要:** 基于灰度级模糊 C 均值图像分割算法具有分割速度快的优势。由于无损检测图像中背景类和目标类差异较大, 该算法不能有效地将目标分割出来, 故提出改进的基于灰度级的模糊 C 均值算法。构建了一种与类大小反向相关的类贡献抑制因子表达式, 将之融入目标函数后能够降低较大类对目标函数的贡献, 这可避免较小类的聚类中心受较大类的影响而靠近较大类的聚类中心。最小化新的目标函数可得新形式的隶属度和聚类中心表征形式。采用类大小差异较大的无损检测图像进行试验, 结果显示本文算法得到的分割图像视觉效果良好, 而且指标  $G\_mean$  也更高, 进一步提升了基于灰度级模糊 C 均值算法适应能力。

**关键词:** 模糊 C 均值算法; 图像分割; 灰度级; 空间信息; 无损检测图像; 去噪; 聚类中心; 目标函数

**中图分类号:** TP391    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1673-4785(2021)04-0641-08

中文引用格式: 朱占龙, 马艳玲, 董建彬, 等. 融入类贡献抑制因子的灰度级模糊 C 均值图像分割[J]. 智能系统学报, 2021, 16(4): 641-648.

英文引用格式: ZHU Zhanlong, MA Yanling, DONG Jianbin, et al. Gray level-based fuzzy C-means algorithm for image segmentation with inhibitors of cluster contribution[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(4): 641-648.

## Gray level-based fuzzy C-means algorithm for image segmentation with inhibitors of cluster contribution

ZHU Zhanlong<sup>1,2,3</sup>, MA Yanling<sup>1,2,3</sup>, DONG Jianbin<sup>1,2,3</sup>, ZHENG Yibo<sup>2,3</sup>

(1. School of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang 050031, China; 2. Hebei Key Laboratory of Optoelectronic Information and Geo-Detection Technology, Shijiazhuang 050031, China; 3. Intelligent Sensor Network Engineering Research Center of Hebei Province, Shijiazhuang 050031, China)

**Abstract:** The fuzzy C-means algorithm for image segmentation based on the gray level has the advantage of fast segmentation speed. However, this algorithm cannot effectively segment object pixels from a nondestructive testing (NDT) image because of the great difference between the background and the object region. Therefore, an improved fuzzy C-means algorithm based on gray level is proposed. First, an expression called inhibitors of cluster contribution, which is inversely related to the class size, is constructed. Incorporating this expression into the objective function reduces the contribution of the larger cluster to the objective function, which then avoids the influence of the larger cluster on the cluster center of the smaller cluster. Second, a new form of membership degree and cluster center representation can be obtained by minimizing the new objective function. Lastly, NDT images with a large difference in cluster size are used for testing. Results show that the segmentation image obtained by this algorithm has a better visual effect and the index  $G\_mean$  is higher, thereby further improving the adaptability of the fuzzy C-means algorithm based on gray level.

**Keywords:** fuzzy C-means algorithm; image segmentation; gray levels; spatial information; non-destructive testing image; denoising; cluster center; objective function

图像分割<sup>[1]</sup>的目的是通过某种方法把图像划

分为几块区域以进行后续的目标识别、目标测量等工作, 是图像预处理的重要内容。模糊 C 均值算法 (fuzzy C-means, FCM) 是一种有效的无监督分类方法且已在遥感<sup>[2]</sup>、医学<sup>[3]</sup>、工件<sup>[4]</sup>等方面被

广泛地应用和研究。

由于图像数据本身拥有特定的结构与性质导致FCM算法分割时未考虑邻域信息而对噪声敏感,于是很多考虑邻域信息的改进版本被提出<sup>[5-7]</sup>。这一类改进本质在于将邻域信息融入至FCM的隶属度和聚类中心表达式中,使得图像在进行去噪(滤波)的同时完成图像像素的划分<sup>[8]</sup>。这类算法需要遍历像素,其时间复杂度随图像分辨率的提升而增大。诚然,也有加快迭代速度的改进算法,如在迭代中对隶属度进行奖惩<sup>[9]</sup>,或者迭代中修改像素至聚类中心的相对距离<sup>[10]</sup>等方法,但仍不能从根本上解决随图像分辨率提升导致的时间复杂度迅速增加问题。考虑到图像像素只有256个灰度级,利用灰度级进行模糊聚类可有效减小时间复杂度。遵循这一思路,研究者提出基于灰度级的FCM算法<sup>[11-13]</sup>,这类算法需首先对图像进行去噪再进行图像分割,以免算法受噪声干扰。另外,该类算法的去噪过程可以预先处理,进一步降低分割的时间成本。

无损检测图像(non-destructive testing, NDT)通过涡流检测、红外检测、超声检测等方法对工件材料进行探伤或尺寸测量而得<sup>[14]</sup>。由于工况条件复杂,图像清晰度较差,而且,图像中待测量目标一般占据图像很小的面积,导致目标与背景的面积差异很大,即呈现出类间差异较大的特点<sup>[15]</sup>。这种特征的图像利用基于灰度级的FCM算法进行分割时经常得不到期望的目标,原因是这类方法趋于均分所有像素,导致部分背景区域划分至目标区域。文献[16-17]对这种情形进行了探讨,但未有严格的理论分析。

针对无损检测图像具有类间差异大的特点,希望减小较大类(背景)对目标函数的贡献以改善“趋于均分所有像素”的缺点,提出与类大小反向相关的“类贡献抑制因子”表达式并将该因子引入目标函数后再进行隶属度和聚类中心的理论推导,后续的无损检测图像分割测试验证了这一改进的有效性。

## 1 相关工作

### 1.1 有效的图像去噪方法

设图像像素集 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $N_j$ 为 $x_j$ 的邻域窗口。陆海青等提出了一种有效的图像去噪方法<sup>[18]</sup>,首先计算局部灰度相似性测度 $C_j$ :

$$C_j = \left\| x_j - \sum_{r \in N_j} x_r / N_R \right\| \quad (1)$$

式中: $N_R$ 表示 $N_j$ 的势; $r$ 为 $N_j$ 窗口像素的索引号。该表达式反映了局部邻域像素灰度分布的均匀程度。

邻域的灰度分布度量用 $\bar{c}$ 表示,有

$$\bar{c} = \sum C_j / N_R \quad (2)$$

对于 $N_j$ ,邻域像素的权重用如下形式表示:

$$\omega_{jr} = \exp[-(C_j - \bar{c})] \quad (3)$$

可以看出,当 $C_j - \bar{c}$ 内较小的值对应的像素为非边缘点或者非噪声点,应增加该点影响,否则减小该点影响。最后,将窗口 $N_j$ 内权重与灰度值线性加权并归一化,得到含邻域信息的滤波图像 $\tilde{X} = [\tilde{x}_1 \ \tilde{x}_2 \ \dots \ \tilde{x}_n]$ ,有

$$\tilde{x}_j = \sum_{r \in N_j} \omega_{jr} x_r / \sum_{r \in N_j} \omega_{jr} \quad (4)$$

### 1.2 基于灰度级模糊C均值算法

基于灰度级FCM算法的目标函数如下<sup>[12]</sup>:

$$J_s = \sum_{i=1}^c \sum_{l=0}^q \gamma_l u_{il}^m \|\zeta_l - v_i\|^2, \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^c u_{il} = 1, \quad \sum_{l=0}^q \gamma_l = N \quad (5)$$

式中: $v_i(i=1,2,\dots,c)$ 为聚类中心; $N$ 表示图像总像素数; $\gamma_l$ 表示灰度级的像素数; $m$ 是模糊指数; $u_{il}$ 表示灰度级 $l$ 属于第 $i$ 类的隶属度; $\zeta_l$ 和 $\gamma_l$ 分别表示去噪(滤波)后图像 $\tilde{X}$ 的灰度级和相应的像素数。最小化式(5),可得

$$u_{il} = \|\zeta_l - v_i\|^{-2/(m-1)} / \sum_{k=1}^c \|\zeta_l - v_k\|^{-2/(m-1)} \quad (6)$$

$$v_i = \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m \zeta_l / \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m \quad (7)$$

基于灰度级FCM算法的迭代步骤见文献[11-12]。

## 2 改进的快速模糊C均值算法

### 2.1 类贡献抑制因子

当图像类间差异较大时,由于较大类对目标函数的贡献较大导致较小类的聚类中心更容易受到较大类的作用,即使得较小类的聚类中心向较大类偏移,进而导致分割效果较差。因此,需要针对这种状况进行调整,设计了类贡献抑制因子(restrain factor of cluster contribution, RFC)表达式减弱较大类对目标函数作用,增大较小类作用,表达式为

$$\text{RFC}_i = \sum_{s=0}^q \gamma_s (1 - u_{is}^b) \quad (8)$$

式中: $\text{RFC}_i$ 为第 $i$ 类贡献抑制因子; $b$ 为贡献指数。显然地, $\gamma_s(1 - u_{is}^b)$ 表示灰度级 $s$ 的像素对应

的第  $i$  类的抑制值, 其中  $b$  值越小, 抑制作用越强。如果  $u_{is} > u_{ps}$  ( $p=1, 2, \dots, c; i \neq p$ ), 那么该灰度级对应的像素属于第  $i$  类, 产生的抑制值  $\gamma_s(1-u_{is}^b)$  较小, 否则, 抑制值较大。当绝大多数(灰度级)像素属于第  $i$  类时, 有

$$\sum_{s=0}^q \gamma_s(1-u_{is}^b) < \sum_{s=0}^q \gamma_s(1-u_{ps}^b) \quad (9)$$

由式(9)可得,  $\text{RFC}_i$  的值与类大小反向相关, 能够调整类大小对目标函数的影响。

## 2.2 目标函数改进及求解

将式(9)融入式(5)所示的目标函数, 有

$$J_s = \sum_{i=1}^c \sum_{l=0}^q \text{RFC}_i \gamma_l u_{il}^m \|\zeta_l - v_i\|^2 \quad (10)$$

采用拉格朗日乘子法最小化式(10), 构造如下拉格朗日辅助函数:

$$L = \sum_{i=1}^c \sum_{l=0}^q \text{RFC}_i \gamma_l u_{il}^m \|\zeta_l - v_i\|^2 - \sum_{l=0}^q \lambda_l \left( \sum_{i=1}^c u_{il} - 1 \right) \quad (11)$$

令  $\partial L / \partial v_i = 0$ , 整理可得聚类中心表达式:

$$v_i = \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m \zeta_l / \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m \quad (12)$$

令  $\partial L / \partial u_{il} = 0$ , 可得:

$$u_{il} = (\lambda_l)^{\frac{1}{m-1}} \cdot \left[ \frac{1}{[m\text{RFC}_i - b\gamma_l u_{il}^b] \gamma_l \|\zeta_l - v_i\|^2} \right]^{1/(m-1)} \quad (13)$$

由  $\sum_{i=1}^c u_{il} = 1$  再结合式(13)可得:

$$(\lambda_l)^{\frac{1}{m-1}} = 1 / \sum_{k=1}^c \left[ \frac{1}{[m\text{RFC}_k - b\gamma_l u_{kl}^b] \gamma_l \|\zeta_l - v_k\|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}} \quad (14)$$

将式(14)代入式(13), 有

$$u_{il} = \frac{[1 / \{[m\text{RFC}_i - b\gamma_l u_{il}^b] \gamma_l \|\zeta_l - v_i\|^2\}]^{1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c [1 / \{[m\text{RFC}_k - b\gamma_l u_{kl}^b] \gamma_l \|\zeta_l - v_k\|^2\}]^{1/(m-1)}} \quad (15)$$

其中, 式(15)和式(14)中的  $k$  表示第  $k$  类的索引号, 以求取分母表达式的累加和。

则式(12)和式(15)为新的聚类中心和隶属度表达式。为了简单起见, 后续将本文所提的算法简称为 FCMRFC 算法。

## 2.3 FCMRFC 算法流程

所提算法的执行流程描述如下:

**输入** 模糊指数  $m$ , 聚类中心个数  $c$ , 贡献指数  $b$ , 最大迭代次数  $T$ , 终止条件  $\varepsilon$ ;

**输出** 由最终的隶属度得到分割结果。

- 1) 利用式(4)得到去噪后的图像  $\tilde{X} = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n]$ ;
- 2) 利用去噪后的图像得到灰度级  $\zeta_l$  和相应的

像素数  $\gamma_l$ ;

- 3) 随机初始化聚类中心  $V^{(0)}$ ;

- 4) For  $t=1: T$  do

- 5) 利用  $V^{(t-1)}$  由式(6)计算隶属度  $U^{(t)}$ ;

- 6) 将类贡献抑制因子参与隶属度更新, 如式(15)所示, 得到更新后的  $U^{(t)}$ ;

- 7) 利用式(2)更新  $V^{(t)}$ ;

- 8) If  $\|U^{(t)} - U^{(t-1)}\| < \varepsilon$  或  $q > T$ , then 执行步骤 5);

- 9) End if

- 10) End for

## 3 实验与结果

### 3.1 实验参数设置及说明

与本文算法(FCMRFC)进行对比的算法皆为基于灰度级的模糊C均值算法, 包括基于自适应滤波的广义模糊C均值算法<sup>[5]</sup>(fast generalized FCM based on adaptive filtering, FFCMAF)、噪声检测的模糊C均值算法<sup>[7]</sup>(noise detecting FCM, ND-FCM)、增强型模糊C均值算法<sup>[11]</sup>(enhanced FCM, EnFCM)、快速广义模糊C均值算法<sup>[12]</sup>(fast generalized FCM, FGFCM)和加入后处理的快速模糊C均值算法<sup>[13]</sup>(fast noise detecting FCM and post-processing, FNDFCM\_P)。需要说明的是, ND-FCM 算法并未给出基于灰度级形式的表达式, 但是文献[8]指出, 该算法遵循先去噪再分割的流程, 可归结为基于灰度级的模糊C均值算法这一类。算法所涉及的参数设定如表1所示, 参数的取值均为算法所在文献的建议值。

表1 参数设置  
Table 1 Parameters setting

算法	参数设置
FFCMAF	$m=2, T=300, \varepsilon=10^{-4}, p=5, N_R=9$
NDFCM	$m=2, T=300, \varepsilon=10^{-4}, \lambda_\alpha=1, \lambda_s=3, \lambda_g=3, N_R=9$
EnFCM	$m=2, T=300, \varepsilon=10^{-4}, \alpha=4, N_R=9$
FGFCM	$m=2, T=300, \varepsilon=10^{-4}, \lambda_s=3, \lambda_g=3, N_R=9$
FNDFCM_P	$m=2, T=300, \varepsilon=10^{-4}, \lambda_s=3, \lambda_g=3, N_R=9$
FCMRFC	$m=2, T=300, \varepsilon=10^{-4}, N_R=9$

所选择的评价指标为  $G\_mean$ <sup>[19]</sup>, 该指标能够有效评价类间差异较大图像的分割结果, 分割效果与该值的大小成正比。选择无损检测图像(分别命名为#NDT1-#NDT5)如图1(a)~(e)所示, 其对应的灰度直方图如图1(f)~(j)所示, 通过灰度直方图可以看出, 所选图像类间差异较大, 满足我们对测试图像的要求。



### 3.2 参数(贡献指数) $b$ 的讨论

由式(8)或式(9)可以看出,参数 $b$ 对算法的抑制程度有较大影响, $b$ 值越大,抑制程度越低。当 $b=0$ 时,算法没有意义。为验证参数 $b$ 对算法的影响,选取图1(a)~(e)进行测试,图2给出由本文算法(FCMRFC)得到的 $G\_mean$ 值随参数 $b$ 的

变化情况,其中 $b$ 从0.1取值至2.0,步长为0.1。可以看出,对于#NDT1和#NDT2,大趋势是随 $b$ 增加指标减小;对于#NDT3,指标变化不大(在0.995附近浮动);对于#NDT4,大趋势是随 $b$ 增加指标大致是先增后减;对于#NDT5,指标不变。出于均衡考虑,在后续的实验,参数 $b$ 取值为0.5。

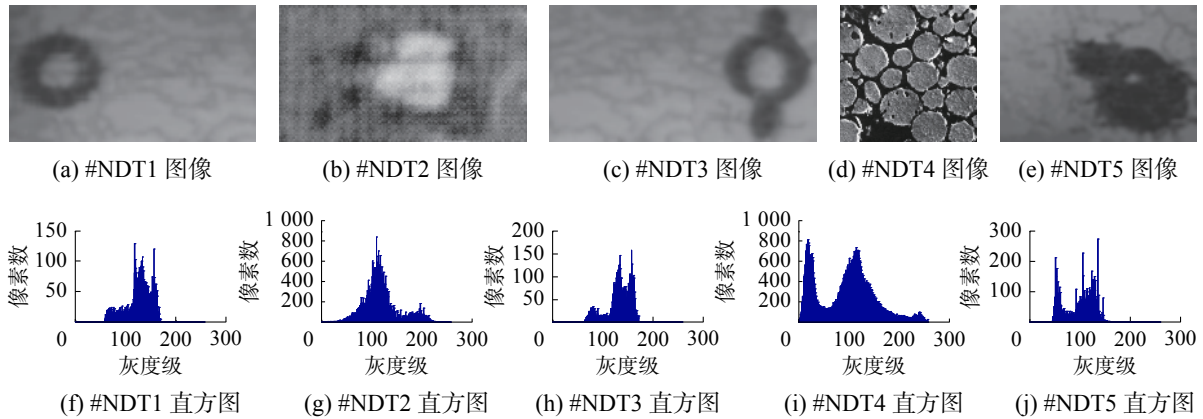


图1 原图及灰度直方图(#NDT1-#NDT5)

Fig. 1 Images and their gray histograms (#NDT1-#NDT5)

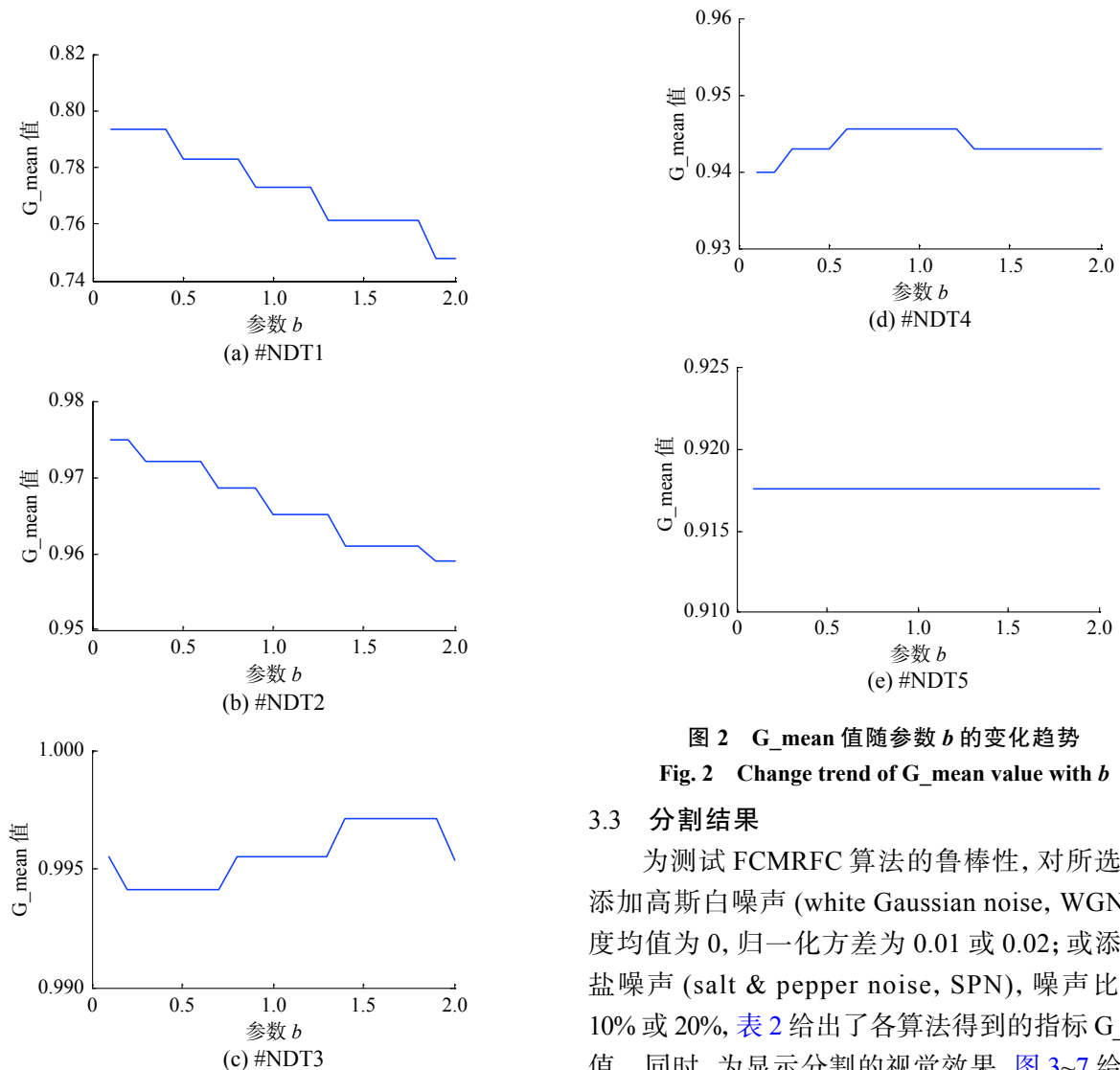


图2  $G\_mean$ 值随参数 $b$ 的变化趋势

Fig. 2 Change trend of  $G\_mean$  value with  $b$

### 3.3 分割结果

为测试FCMRFC算法的鲁棒性,对所选图像添加高斯白噪声(white Gaussian noise, WGN),强度均值为0,归一化方差为0.01或0.02;或添加椒盐噪声(salt & pepper noise, SPN),噪声比例为10%或20%,表2给出了各算法得到的指标 $G\_mean$ 值。同时,为显示分割的视觉效果,图3~7给出了

在 SPN(10%) 噪声下各算法的分割结果。

将图 2~7 所示的图像分割结果与对应的标准分割图对比, 可以看出, FCMRFC 算法的分割结果更接近标准分割图, 这为后续的目标识别和测量奠定基础。另外, 可以看出, FFCMAF 算法和 FNDFCM\_P 算法去噪能力较强, 其原因在于前者

考虑了像素的非邻域信息, 后者增加了后处理步骤。由表 2 指标结果可以看出, FCMRFC 算法在绝大多数情形下取得了最优的分割效果, 显示出算法的有效性和适应性, 充分说明了算法能够有效分割类间差异较大的图像, 扩展了基于灰度级模糊 C 均值算法的应用范围。

表 2 分割指标  $G\_mean$  对比

Table 2 Values of  $G\_mean$

%

图像	噪声水平	FFCMAF	NDFCM	EnFCM	FGFCM	FNDFCM_P	FCMRFC
# NDT1	WGN(0,0.01)	55.67	53.18	52.27	51.27	52.40	62.34
	WGN(0,0.02)	56.83	52.59	50.03	50.72	52.35	60.47
	SPN(10%)	53.87	57.79	50.91	60.19	60.59	76.74
	SPN(20%)	48.76	51.09	45.06	52.79	55.69	76.47
# NDT2	WGN(0,0.01)	84.94	81.84	78.17	79.33	81.05	94.47
	WGN(0,0.02)	83.41	76.35	68.49	70.92	74.75	90.81
	SPN(10%)	84.23	81.88	66.12	80.29	82.36	96.95
	SPN(20%)	75.18	73.84	53.79	71.28	78.77	96.43
# NDT3	WGN(0,0.01)	81.24	72.78	69.97	71.75	74.54	92.91
	WGN(0,0.02)	70.79	65.42	61.70	62.98	65.04	77.11
	SPN(10%)	67.49	78.53	62.44	82.33	85.55	99.21
	SPN(20%)	65.96	68.19	56.51	69.92	76.42	98.54
# NDT4	WGN(0,0.01)	93.33	91.01	89.36	90.12	91.17	93.23
	WGN(0,0.02)	91.71	88.52	85.33	87.01	88.99	90.74
	SPN(10%)	92.40	91.59	85.26	90.94	92.21	94.19
	SPN(20%)	89.29	87.85	78.48	86.20	90.36	93.56
# NDT5	WGN(0,0.01)	84.61	83.59	81.55	84.17	85.01	87.95
	WGN(0,0.02)	84.98	82.18	79.22	81.93	83.57	85.42
	SPN(10%)	83.75	84.48	75.20	86.23	87.73	91.95
	SPN(20%)	82.48	80.96	69.77	80.70	84.96	91.57

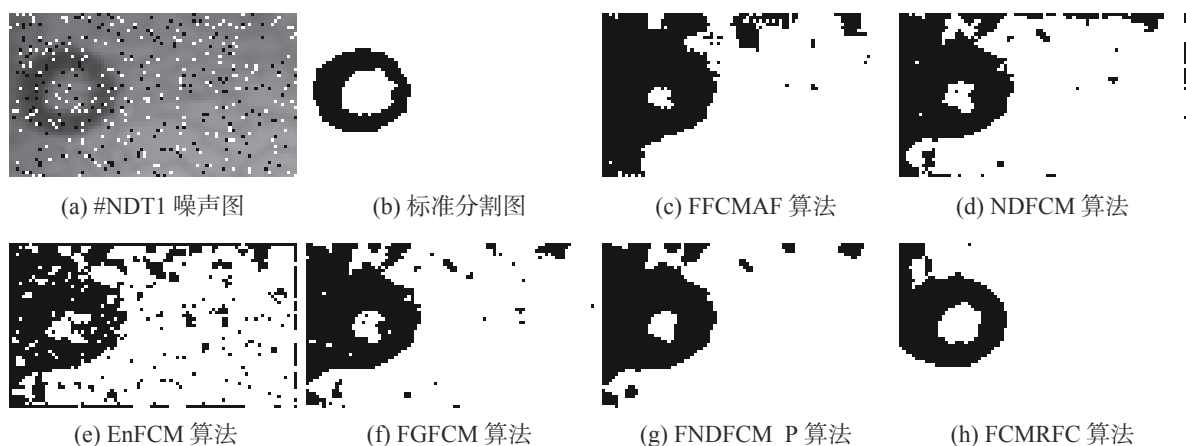


图 3 椒盐噪声 SPN(10%)#NDT1 图像的分割结果

Fig. 3 Segmentation results of #NDT1 when SPN (10%)

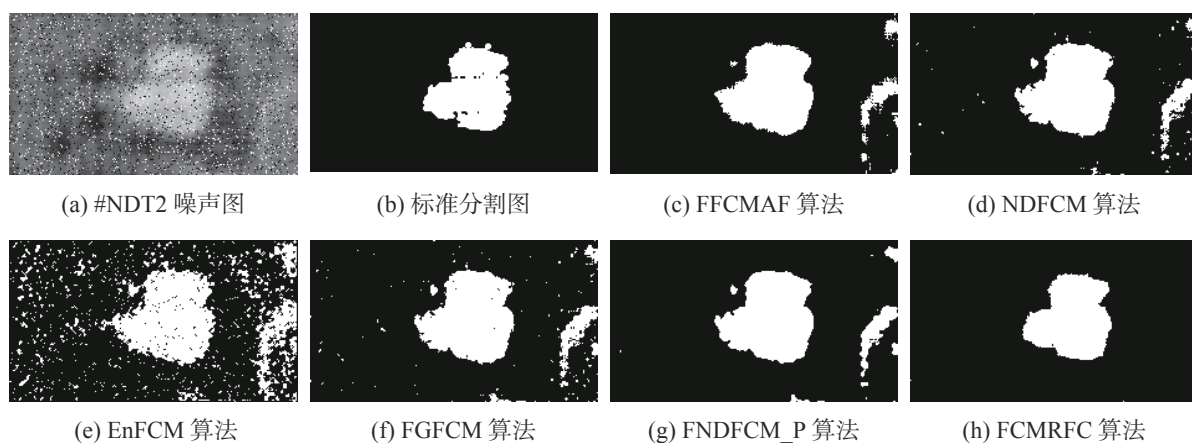


图4 椒盐噪声 SPN(10%)#NDT2 图像的分割结果  
Fig. 4 Segmentation results of #NDT2 when SPN (10%)

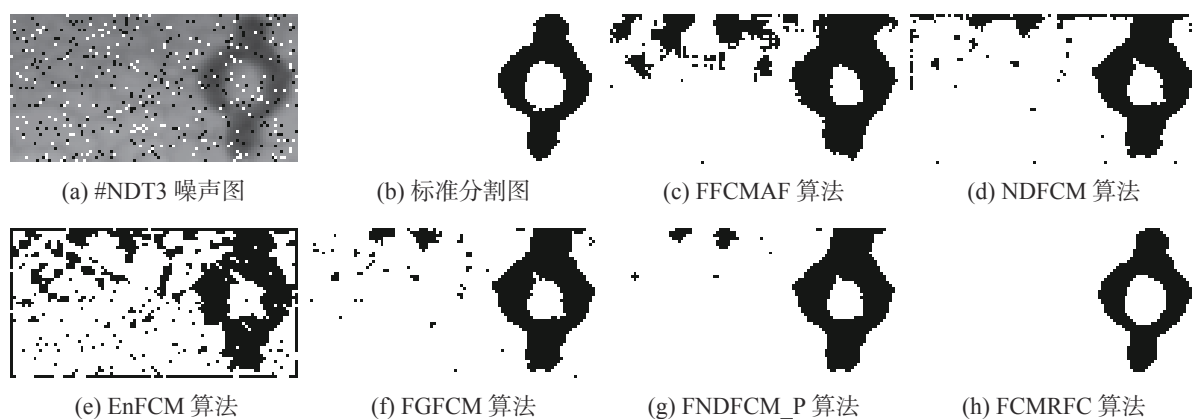


图5 椒盐噪声 SPN(10%)#NDT3 图像的分割结果  
Fig. 5 Segmentation results of #NDT3 when SPN (10%)

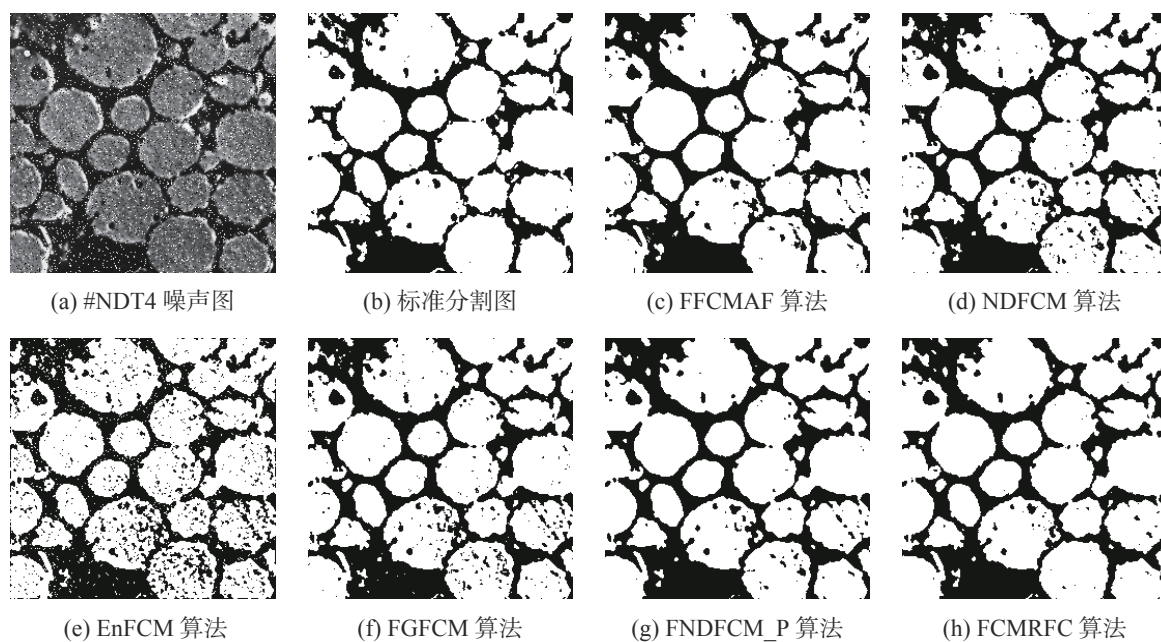


图6 椒盐噪声 SPN(10%)#NDT4 图像的分割结果  
Fig. 6 Segmentation results of #NDT4 when SPN (10%)

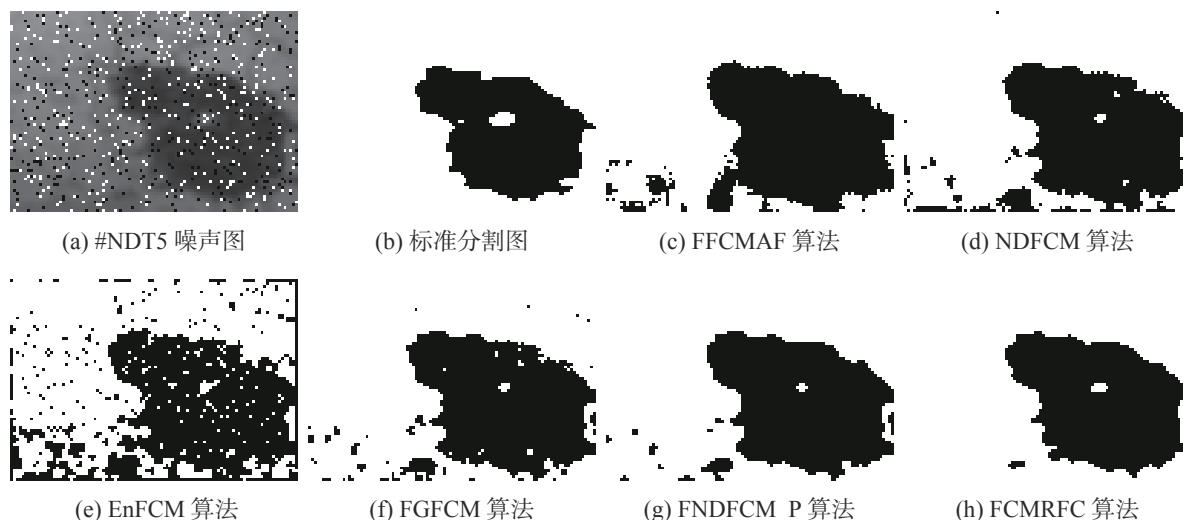


图7 椒盐噪声 SPN(10%)#NDT5 图像的分割结果

Fig. 7 Segmentation results of #NDT5 when SPN (10%)

## 4 结束语

为了改善基于灰度级模糊C均值算法不能有效分割类间差异较大图像的缺点,在该算法基础上提出一种改进版本。改进的算法主要是通过引入一种新颖的类贡献抑制因子至目标函数中,减弱较大类对目标函数的作用,避免较小类的聚类中心向较大类偏移。基于新的目标函数对图像进行迭代聚类分割,结果显示新算法的有效性和鲁棒性。需指出,改进算法如果在图像去噪阶段能够得到更好的待分割图像,那么算法的指标值和视觉效果会进一步改善,故研究图像去噪算法仍具有较大意义。

## 参考文献:

- [1] 李玉, 胡海峰, 赵雪梅, 等. 遥感图像扫描聚类分割算法[J]. 信号处理, 2018, 34(9): 1130–1141.  
LI Yu, HU Haifeng, ZHAO Xuemei, et al. The remote sensing image scan clustering segmentation algorithm[J]. Journal of signal processing, 2018, 34(9): 1130–1141.
- [2] WU Chengmao, YANG Xiaoqiang. Robust credibilistic fuzzy local information clustering with spatial information constraints[J]. Digital signal processing, 2020, 97: 102615.
- [3] CHAIRA T. A novel intuitionistic fuzzy C means clustering algorithm and its application to medical images[J]. Applied soft computing, 2011, 11(2): 1711–1717.
- [4] 丁晓峰, 何凯霖. 一种基于一致性分片 FCM 的图像分割算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2017, 29(3): 377–381.  
DING Xiaofeng, HE Kailin. A homogeneous pieces based FCM algorithm for image segmentation[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (natural science edition), 2017, 29(3): 377–381.
- [5] 王小鹏, 张永芳, 王伟, 等. 基于自适应滤波的快速广义模糊C均值聚类图像分割[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(11): 1040–1046.  
WANG Xiaopeng, ZHANG Yongfang, WANG Wei, et al. Image segmentation using fast generalized fuzzy C-means clustering based on adaptive filtering[J]. Pattern recognition and artificial intelligence, 2018, 31(11): 1040–1046.
- [6] ZHAO Feng, FAN Jiulun, LIU Hanqiang. 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.
- [7] GUO Fangfang, WANG Xiuxiu, SHEN Jie. Adaptive fuzzy c-means algorithm based on local noise detecting for image segmentation[J]. IET image processing, 2016, 10(4): 272–279.
- [8] 雷涛, 张肖, 加小红, 等. 基于模糊聚类的图像分割研究进展[J]. 电子学报, 2019, 47(8): 1776–1791.  
LEI Tao, ZHANG Xiao, JIA Xiaohong, et al. Research Progress on Image Segmentation Based on Fuzzy Clustering[J]. Acta electronica sinica, 2019, 47(8): 1776–1791.
- [9] FAN Jiulun, ZHEN Wenzhi, XIE Weixin. Suppressed fuzzy c-means clustering algorithm[J]. Pattern recognition letters, 2003, 24(9/10): 1607–1612.
- [10] HUNG W L, YANG M S, CHEN Dehua. Parameter selection for suppressed fuzzy c-means with an application to MRI segmentation[J]. Pattern recognition letters, 2006, 27(5): 424–438.
- [11] 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 Medi-



- cine and Biology Society. Cancun, Mexico, 2003: 724–726.
- [12] CAI Weiling, CHEN Songcan, ZHANG Daoqiang. Fast and robust fuzzy *c*-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. *Pattern recognition*, 2007, 40(3): 825–838.
- [13] 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.  
ZHU Zhanlong, WANG Junfen. Image segmentation based on adaptive fuzzy *c*-means and post processing correction[J]. *Laser & optoelectronics progress*, 2018, 55(1): 011004.
- [14] 李喜孟. 无损检测 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.
- [15] 侯旺, 钟立军, 张小虎, 等. 红外目标分割方法研究 [J]. *国防科技大学学报*, 2013, 35(2): 173–178.  
HOU Wang, ZHONG Lijun, ZHANG Xiaohu, et al. Research on infrared target segmentation[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2013, 35(2): 173–178.
- [16] LIU Yun, HOU Tao, LIU Fu. Improving fuzzy *c*-means method for unbalanced dataset[J]. *Electronics letters*, 2015, 51(23): 1880–1882.
- [17] 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.
- [18] 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.  
LU Haiqing, GE Hongwei. Adaptive gray-weighted robust fuzzy *C*-means algorithm for image segmentation[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2018, 13(4): 584–593.
- [19] SU C T, CHEN Longsheng, YIH Y. Knowledge acquisition through information granulation for imbalanced data[J]. *Expert systems with applications*, 2006, 31(3): 531–541.

### 作者简介:



朱占龙, 博士, 讲师, 主要研究方向为图像处理、数据处理。主持和承担国家自然科学基金、河北省自然科学基金、河北省教育厅科学计划研究项目 6 项。以第一作者身份发表学术论文 20 余篇。



马艳玲, 讲师, 主要研究方向为机器学习。



董建彬, 讲师, 主要研究方向为图像处理与分析。