

改进的基于灰度级的模糊C均值图像分割算法

赵战民, 朱占龙, 王军芬

引用本文:

赵战民, 朱占龙, 王军芬. 改进的基于灰度级的模糊C均值图像分割算法[J]. 液晶与显示, 2020, 35(5): 499–507.

ZHAO Zhan-min, ZHU Zhan-long, WANG Jun-fen. Improved fuzzy C-means algorithm based on gray-level for image segmentation[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(5): 499–507.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203505.0499>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于场景复杂度计算的红外图像平台直方图均衡

Adaptive plateau histogram equalization for infrared image based on scene complexity computation

液晶与显示. 2016, 31(7): 695–702 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163107.0695>

基于核模糊C-均值和EM混合聚类算法的遥感图像分割

Remote sensing image segmentation based on KFCM and EM hybrid clustering algorithm

液晶与显示. 2017, 32(12): 999–1005 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173212.0999>

基于粒子群优化的 Otsu 肺组织分割算法

Improved lung segmentation algorithm based on 2D Otsu optimized by PSO

液晶与显示. 2015(6): 1000–1007 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20153006.1000>

像素级自适应融合的夜间图像增强

Night image enhancement based on pixel level adaptive image fusion

液晶与显示. 2019, 34(9): 888–896 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193409.0888>

融合改进人工蜂群和K均值聚类的图像分割

Image segmentation algorithm based on improved artificial bee colony and K-mean clustering

液晶与显示. 2017, 32(9): 726–735 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173209.0726>

文章编号:1007-2780(2020)05-0499-09

改进的基于灰度级的模糊 C 均值图像分割算法

赵战民^{1,2}, 朱占龙^{1,2*}, 王军芬^{1,2}

(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 人工智能与机器学习研究室, 河北 石家庄 050031)

摘要: 基于灰度级的模糊 C 均值算法是一种快速的图像分割算法。因为无损检测图像灰度分布不均衡, 该算法不能有效分割图像中的目标与背景, 故提出一种改进的基于灰度级的模糊 C 均值算法(IFCMG)。首先, 利用灰度级像素数和隶属度构造类的总隶属度表达式并将其融入目标函数中以均衡化目标像素和灰度像素对目标函数的贡献。接着, 推导基于新目标函数的隶属度和聚类中心。然后, 考虑到类的密度也会影响聚类结果, 设计类的紧密度表征形式并将其融入聚类进程。最后, 采用无损检测图像进行分割实验。对于每幅图像, 本文算法具有较高的 F_value 指标值。利用综合评价公式对所有 F_value 值进行评价, 本文算法综合评价值比对比算法分别高出 26.13%, 16.46%, 13.75%, 25.10%。本文算法能够有效分割具有灰度分布不均衡特征的无损检测图像, 扩展了基于灰度级的模糊 C 均值聚类算法的应用范围。

关键词: 模糊 C 均值算法; 灰度分布不均衡; 图像分割; 无损检测

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20203505.0499

Improved fuzzy C-means algorithm based on gray-level for image segmentation

ZHAO Zhan-min^{1,2}, ZHU Zhan-long^{1,2*}, WANG Jun-fen^{1,2}

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

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

Abstract: Fuzzy c-means algorithm based on gray-level is a fast image segmentation algorithm, which cannot effectively segment the object pixels and background pixels of the non-destructive testing (NDT) image with the characteristics of unbalanced gray distribution. Then an improved fuzzy C-

收稿日期: 2019-10-21; **修订日期:** 2020-01-06.

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

Supported by Hebei Higher Education Research Project(No. BJ2018029); Key Project of Educational Commission of Hebei(No.ZD2018212); Doctoral Research Initiation Fund of Hebei GEO University(No. BQ201606)

* 通信联系人, E-mail: zhuzl@hgu.edu.cn

means algorithm based on gray-level (IFCMG) is proposed. Firstly, the expression of total membership degree of each cluster is constructed by using pixel numbers and membership degrees of gray-level, and it is integrated into the objective function, which can equalize the contribution of the object pixels and background pixels to the objective function. Secondly, the new membership degree and cluster center are strictly deduced. And then, considering that the density of clusters also affects the clustering results, we design the formula of compactness and integrate it into the clustering process. Finally, the NDT images are used for segmentation experiment. For each image, IFCMG has higher index values of F_value when the images are disturbed by different noise levels. We comprehensively evaluate the values of F_value obtained above, and find that the comprehensive evaluation value of the proposed algorithm is 26.13%, 16.46%, 13.75% and 25.10% higher than those of the comparison algorithms, respectively. The proposed algorithm can effectively segment NDT images with unbalanced gray distribution, which expands the application scope of fuzzy C-means algorithm based on gray-level.

Key words: fuzzy C-means algorithm; unbalanced distribution of grayscale; image segmentation; non-destructive testing

1 引言

图像分割是图像处理中的关键任务之一,其目的是将图像划分为两个或更多的区域^[1]以进行后续的认识、测量等工作。现存在众多分割算法能有效对图像进行分割,其中基于模糊 C 均值(Fuzzy C-means, FCM)算法^[2-8]是一种较经典的图像分割算法。

为提升算法的鲁棒性,研究人员提出了许多 FCM 算法的改进版本。按照算法的执行框架,可以将这些改进算法分为两类:一类是基于图像像素的图像分割算法,具体是将每个像素单独考虑,按照最终隶属度大小对图像进行分割^[2-4],如典型的结合邻域信息的 FCM(Fuzzy Local Information C-means, FLICM)^[3]以及结合非邻域空间信息的 FCM(Fuzzy C-means with Non-local Spatial Information, FCM_NLS)^[4]。这类算法通过在目标函数中引入像素的邻域或者非邻域信息提升了算法的鲁棒性;另一类是基于图像灰度级的分割算法^[5-8],与第一类不同之处在于,为保证算法鲁棒性,首先要对图像进行去噪,常见的有基于像素邻域平均法^[5]以及同时考虑像素邻域值和邻域位置方法^[6]对图像去噪。该类方法在降噪图像的基础上生成灰度直方图,再将灰度级以及相应灰度级的个数一起考虑进行聚类分割。因为灰度级个数远小于

图像像素个数,进而导致图像分割速度明显加快。

无损检测图像一般由超声检测、涡流检测等手段对材料或工件进行检测而得,通过图像分割能够发现材料或工件表面和内部的缺陷,也能进行尺寸测量与识别。无损检测图像因为易受到干扰而清晰度较差且往往呈现出灰度分布不均衡的特点^[9]。FCM 的改进算法诚然提升了算法鲁棒性,但它们分割不均衡特性的图像效果较差,其根本原因在于它们总是趋于均分图像像素^[10],这是由于算法的目标函数所导致,因此有必要对目标函数进行改进。文献[10-11]针对数据不均衡问题对目标函数进行了改进,但后续并未进行严格推导且未能推广至图像分割领域。

针对无损检测图像呈现出的灰度分布不均衡的状况,本文在基于灰度级的模糊 C 均值框架基础上设计新算法,在继承该框架运行速度快的优势的同时也能够有效分割无损检测图像。本文算法设计了每一类隶属度之和的表达式并将其引入至基于灰度级模糊 C 均值的目标函数中,进而得到了新的隶属度和聚类中心表达式,随后考虑了类紧密度对聚类进程的影响并给出新算法的执行步骤,最后利用具有灰度分布不均衡特性无损检测图像对本文算法进行分割测试,结果表明本文算法能够对无损检测图像进行有效分割。

2 相关工作

2.1 基于灰度级的模糊C均值目标函数及迭代公式

基于灰度级的模糊C均值算法的目标函数如下:

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

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^c u_{il} = 1, \quad \sum_{l=0}^q \gamma_l = N$$

其中: $v_i (1 \leq i \leq c)$ 为聚类中心, N 表示图像的像素数, γ_l 表示灰度级 l 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, ζ 表示去噪后的图像。由拉格朗日乘子法最小化式(1),可得:

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

$$v_i = \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m \zeta_l / \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m, \quad (3)$$

基于灰度级模糊C均值算法的执行过程参见文献[6]。

2.2 典型图像去噪方法

Cai 等人提出了一种有效的图像去噪方法[6],具体表示为:

$$\zeta_j = \sum_{i \in N_j} S_{ij} x_i / \sum_{i \in N_j} S_{ij}, \quad (4)$$

$$S_{ij} = \begin{cases} \exp(-\max(|p_i - p_j|, |q_i - q_j|)/\lambda_s) \\ \quad - \|x_i - x_j\|^2 / \lambda_g \sigma_j^2) & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases}, \quad (5)$$

其中: ζ_j 为第 j 个像素去噪后的像素值。 S_{ij} 表示像素 x_i 和 x_j 的相似性度量, (p_i, q_i) 和 (p_j, q_j) 分别表示像素 x_i 和 x_j 的二维坐标, λ_s 和 λ_g 表示尺度因子, σ_j 定义为 $\sigma_j = \sqrt{\sum_{i \in N_j} \|x_i - x_j\|^2 / N_R}$, N_R 为势。

由式(9)可得:

$$u_{il} = \left[\frac{\lambda_l \left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m \right)^2}{m \gamma_l \left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m - \gamma_l u_{il}^m \right) \| \zeta_l - v_i \|^2} \right]^{1/(m-1)}, \quad (10)$$

3 本文算法

3.1 目标函数的改进

由于目标函数的限制导致基于灰度级的快速模糊C均值算法仍趋于均分待分割图像的所有像素。如果待分割图像灰度分布不均衡,这类算法很容易造成图像分割失败^[10],这便需要对目标函数进行改进,如下所示:

$$J_s = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{l=0}^q \gamma_l u_{il}^m \| \zeta_l - v_i \|^2}{\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m}, \quad (6)$$

对式(6)进行改写,如下:

$$J_s = \sum_{l=0}^q \frac{\gamma_l u_{1l}^m}{\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{1s}^m} \| \zeta_l - v_1 \|^2 + \dots + \sum_{l=0}^q \frac{\gamma_l u_{cl}^m}{\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{cs}^m} \| \zeta_l - v_c \|^2, \quad (7)$$

由式(7)可以看出,当第 i 类为较大类时,式中除数也较大,故采用上式可以弱化较大类对目标函数的贡献,从而避免使得较小类的聚类中心向较大类靠拢,造成分割效果较差。另外,需指出,该式的约束条件与式(1)保持一致。采用拉格朗日乘子法对式(6)优化,首先构造如下拉格朗日辅助函数:

$$L = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{l=0}^q \gamma_l u_{il}^m \| \zeta_l - v_i \|^2}{\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m} - \sum_{l=0}^q \lambda_l \left(\sum_{i=1}^c u_{il} - 1 \right), \quad (8)$$

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

$$\frac{m \gamma_l u_{il}^{m-1} \left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m - \gamma_l u_{il}^m \right)}{\left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m \right)^2} \| \zeta_l - v_i \|^2 = \lambda_l, \quad (9)$$

由式(9)可得:

$$u_{il} = \left[\frac{\lambda_l \left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m \right)^2}{m \gamma_l \left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m - \gamma_l u_{il}^m \right) \| \zeta_l - v_i \|^2} \right]^{1/(m-1)}, \quad (10)$$

由 $\sum_{i=1}^c u_{il} = 1$ 可得:

$$\lambda_l^{1/(m-1)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left[\frac{\left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{ks}^m \right)^2}{m \gamma_l \left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{ks}^m - \gamma_l u_{kl}^m \right) \| \zeta_l - v_k \|^2} \right]^{1/(m-1)}}, \quad (11)$$

将式(11)代入式(10)可得:

$$u_{il} = \frac{\left[\frac{\left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m \right)^2}{\left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{is}^m - \gamma_l u_{il}^m \right) \| \zeta_l - v_i \|^2} \right]^{1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c \left[\frac{\left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{ks}^m \right)^2}{\left(\sum_{s=0}^q \gamma_s u_{ks}^m - \gamma_l u_{kl}^m \right) \| \zeta_l - v_k \|^2} \right]^{1/(m-1)}}, \quad (12)$$

令 $\frac{\partial L}{\partial v_i} = 0$, 可得:

$$v_i = \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m \zeta_l / \sum_{l=0}^q r_l u_{il}^m, \quad (13)$$

则式(12)和式(13)为新的隶属度和聚类中心表达式。

3.2 类的紧密度

除了类的大小对聚类结果存在影响外,类的紧密度(密度)对聚类结果也有较大作用。显然,如果某一类具有较大的紧密度,那么我们希望在聚类过程中提升该类对聚类结果的影响,反之亦然。本文基于灰度级的模糊 C 均值框架设计了类的紧密度表达式如下:

$$I_i = \sqrt{\frac{1}{|S_i|} \sum_{\zeta_l \in S_i} \gamma_l (\| \zeta_l - v_i \| - \mu_i)^2}, \quad (14)$$

其中:

$$S_i = \{ \zeta_l | u_{il} > u_{pl}; p = 1, 2, \dots, c; p \neq i \}, \quad (15)$$

$$\mu_i = \frac{1}{|S_i|} \sum_{\zeta_l \in S_i} \gamma_l (\| \zeta_l - v_i \|), \quad (16)$$

式(14)~(16)中, γ_l 仍为像素灰度级为 l 的个数, S_i 表示第 i 类像素组成的像素集, $|S_i|$ 表示该类像素集的数目, μ_i 表示第 i 类像素与聚类中心 v_i 距离的平均值。 I_i 值越小反映出该类具有越高的紧密度,表明第 i 类的像素属于该类的可能性越高,反之亦然。为了在类与类之间做一个横向对比,采用下式处理:

$$f_i = (1 - S_i) / (1 - S_{\min}), \quad (17)$$

其中:

$$S_i = I_i / \sum_{i=1}^c I_i, \quad (18)$$

$$S_{\min} = \min\{S_i, i = 1, 2, \dots, c\}, \quad (19)$$

需要指出,式(17)中的 f_i 定义为相对的紧密度系数。由式(17)~(19)可以看出,如果某类具有较高的系数,则说明该类的像素灰度值分布较为紧凑,将此系数融入至聚类进程能够提升聚类精度,公式如下:

$$u_{ij}^* = f_i u_{ij}. \quad (20)$$

3.3 本文算法的执行步骤

本文算法的执行流程描述如下:

输入:聚类中心数 c ,模糊指数 m ,参数 λ_s 、 λ_g ,最大迭代次数 T ,终止条件 ϵ ;

(1)利用式(4)对原图像进行去噪得到图像 ζ_j ;

(2)利用去噪图像得到相应的灰度直方图 ζ_l ;

(3)随机初始化聚类中心 V^0 ;

(4)For $q = 1 : T$ do

(5)按照式(2)利用 $V^{(q-1)}$ 计算隶属度 U^q ;

(6)将类的大小引入至隶属度,即更新 U^q ,如式(12)所示;

(7)将类的紧密度引入至隶属度,即更新 U^q ,如式(20)所示;

(8)由新的隶属度更新 V^q ,如式(13)所示;

(9)If $\|V^q - V^{q-1}\| < \epsilon$ 或 $q > T$, then 执行 12;

(10)End if

(11)End for

(12)输出 U ,由此判决灰度级 ζ_i 对应的类,得到分类结果。

4 实验与结果

4.1 实验参数设置及说明

为了测试本文算法对无损检测图像的分割效果,选用 F_value 评价指标^[11]来评价其分割效果,其表达式如下:

$$F = \frac{(1 + \beta^2) \times P \times R}{\beta^2 \times P + R}, \quad (21)$$

其中 P 为查准率, R 为查全率, β 为度量 P 和 R 的相对重要性。该指标能够有效评价具有灰度分布不均衡特征图像的分割结果,其值越大表示分割效

果越好。将本文算法与其他基于灰度级的模糊C均值算法进行比较,如增强FCM(Enhanced Fuzzy C-means, EnFCM)算法^[5]、快速广义FCM(Fast generalized fuzzy C-means, FGFCM)算法^[6]、文献^[7]算法和 FNDFCM_P(Fast noise detection fuzzy C-means and post-processing, FNDFCM_P)算法^[8]。之所以与这些算法进行比较,是因为这些算法都是基于灰度级的快速模糊C均值算法,相比较基于像素的模糊C均值算法具有明显的速度优势,同时这些算法在各自的论文中都取得了显著的分割效果。因此,在后续的分割实验中对比较算法的参数皆来自相应论文的推荐值,各算法的参数设置如表1所示。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。

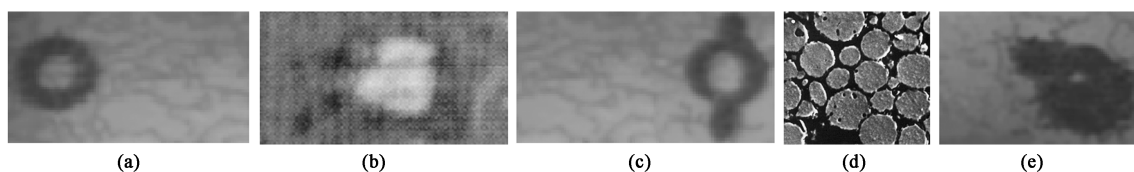
表1 算法参数设置

Tab.1 Parameters setting of these algorithms

算法	参数设置
EnFCM	$m=2, T=300, \epsilon=10^{-4}, \alpha=4, N_R=9$
FGFCM	$m=2, T=300, \epsilon=10^{-4}, \lambda_s=3, \lambda_g=3, N_R=9$
Ref.[7] method	$m=2, T=300, \epsilon=10^{-4}, h=30, r=21, f=11, \beta=0.9$
FNDFCM_P	$m=2, T=300, \epsilon=10^{-4}, \lambda_s=3, \lambda_g=3, N_R=9$
IFCMG	$m=2, T=300, \epsilon=10^{-4}, \lambda_s=3, \lambda_g=3, N_R=9$

选择无损检测图像(分别命名为#NDT1~#NDT5)进行分割试验且所选择的图像具有标准分割结果,有利于对算法进行定量评价。图1

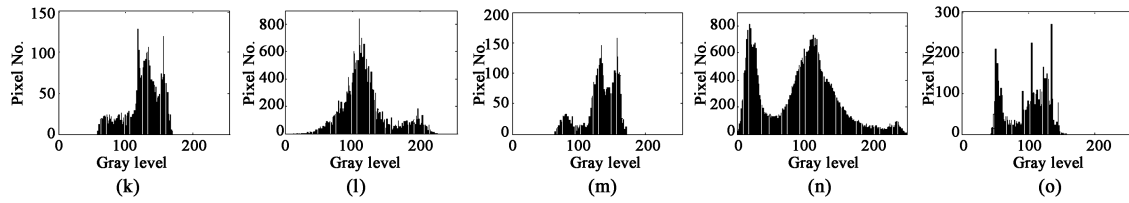
给出了原图像、对应的标准分割图像和灰度直方图。通过灰度直方图可以看出,所选择的无损检测图像都具有灰度分布不均衡的特点。



(a)~(e) 原图像 (#NDT1~#NDT5)
(a)~(e) Original images (#NDT1~#NDT5)



(f)~(j) 标准分割图像 (#NDT1~#NDT5)
(f)~(j) Standard segmented images (NDT1~NDT5)



(k)~(o) 灰度直方图 (#NDT1~#NDT5)

(k)~(o) Gray-level histograms (#NDT1~#NDT5)

图 1 原图、标准分割图及灰度直方图 (#NDT1~#NDT5)。

Fig.1 Original images, standard segmented images and gray-level histograms(#NDT1~NDT5).

4.2 分割结果

图 2~6 展示了各算法对无损检测图像在 Gaussian 噪声(归一化方差 0.01)干扰下的分割结果。另外,为了测试算法的适应性和鲁棒性,对图像在其他噪声水平干扰下进行了分割实验,测试结果如表 2 所示。由图 2~6 展示的可视分割结果与各自的标准分割图像(图 1(f)~(j))相比对可以看出,所提出的算法能够有效地对具有灰度分布不均衡的图像进行有效分割,而其对比算法由于没

有考虑图像灰度分布不均衡特性,分割效果较差。另外也可以看出,文献[7]算法的抗噪性最强,但存在边缘模糊现象,这是此种算法的去噪特性决定的。由表 2 的指标值 F_value 可以看出,所提出的算法分割结果最好,说明了本文算法对基于灰度级的模糊 C 均值算法的目标函数进行改进是有效的,它继承基于灰度级聚类的速度优势的同时,改善了模糊 C 均值算法总是趋于均分图像像素数目的缺陷。

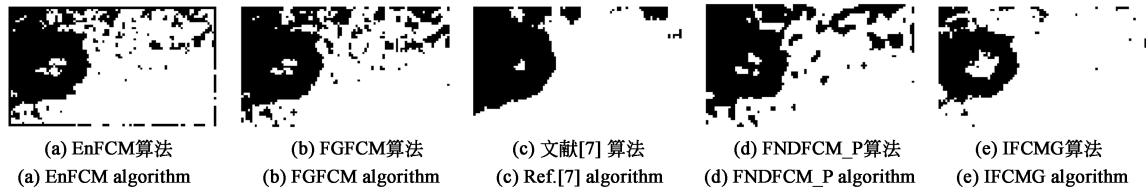


图 2 #NDT1 图像在 Gaussian 噪声(归一化方差 0.01)干扰下的分割结果

Fig.2 Segmentation results of #NDT1 with Gaussian noise (0, 0.01) based on these algorithms

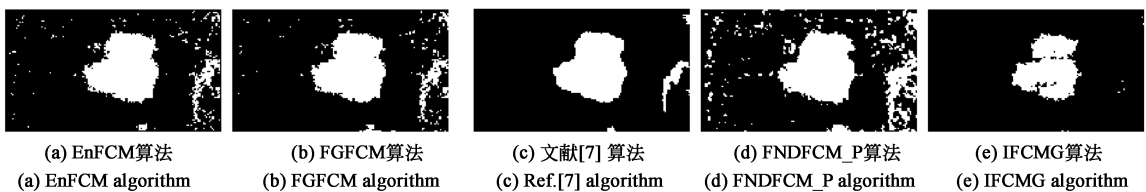


图 3 #NDT2 图像在 Gaussian 噪声(归一化方差 0.01)干扰下的分割结果

Fig.3 Segmentation results of #NDT2 with Gaussian noise (0, 0.01) based on these algorithms

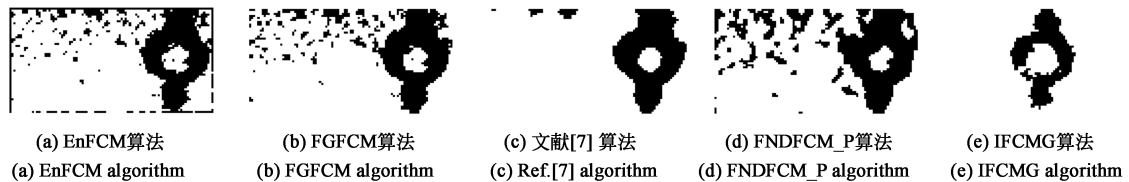


图 4 #NDT3 图像在 Gaussian 噪声(归一化方差 0.01)干扰下的分割结果

Fig.4 Segmentation results of #NDT3 with Gaussian noise (0, 0.01) based on these algorithms

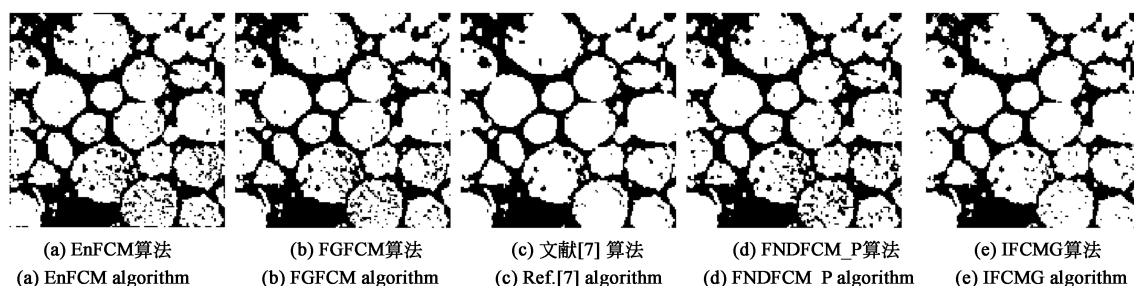


图 5 # NDT4 图像在高斯噪声(归一化方差 0.01)干扰下的分割结果

Fig.5 Segmentation results of # NDT4 with Gaussian noise (0, 0.01) based on these algorithms

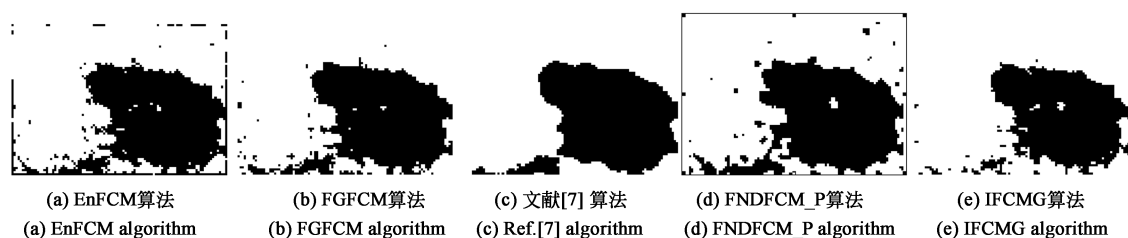


图 6 # NDT5 图像的高斯噪声(归一化方差 0.01)干扰下的分割结果

Fig.6 Segmentation results of # NDT5 with Gaussian noise (0, 0.01) based on these algorithms

表 2 对 # NDT1~# NDT5 图像各算法的分割指标(F_value)对比

Tab.2 Indexes(F_value) comparison of different algorithms on # NDT1~# NDT5 images with different noise

Image	噪声水平	EnFCM	FGFCM	Ref.[7] 算法	FNDFCM_P	IFCMG
# NDT1	Gaussian noise(0,0.01)	0.429 1	0.416 3	0.473 2	0.402 7	0.644 9
	Gaussian noise(0,0.02)	0.400 2	0.409 1	0.488 2	0.365 1	0.625 3
	Salt & Pepper noise(0.1)	0.409 0	0.531 2	0.449 9	0.374 4	0.734 3
	Salt & Pepper noise(0.2)	0.336 5	0.435 1	0.384 2	0.398 5	0.623 6
# NDT2	Gaussian noise(0,0.01)	0.757 7	0.771 5	0.836 9	0.630 4	0.935 0
	Gaussian noise(0,0.02)	0.638 0	0.668 7	0.818 9	0.574 5	0.907 6
	Salt & Pepper noise(0.1)	0.604 4	0.782 2	0.827 6	0.633 4	0.942 9
	Salt & Pepper noise(0.2)	0.446 4	0.669 0	0.720 2	0.576 2	0.878 6
# NDT3	Gaussian noise(0,0.01)	0.657 2	0.679 7	0.795 2	0.584 8	0.911 8
	Gaussian noise(0,0.02)	0.551 0	0.567 7	0.667 6	0.502 0	0.822 7
	Salt & Pepper noise(0.1)	0.556 3	0.804 5	0.624 5	0.577 7	0.923 0
	Salt & Pepper noise(0.2)	0.480 6	0.653 8	0.606 0	0.552 6	0.830 3
# NDT4	Gaussian noise(0,0.01)	0.887 2	0.895 7	0.928 0	0.866 7	0.941 6
	Gaussian noise(0,0.02)	0.841 8	0.861 0	0.910 4	0.826 2	0.913 1
	Salt & Pepper noise(0.1)	0.835 0	0.903 3	0.913 4	0.863 6	0.941 0
	Salt & Pepper noise(0.2)	0.755 0	0.846 8	0.874 1	0.831 6	0.899 4

续 表

Image	噪声水平	EnFCM	FGFCM	Ref.[7] 算法	FNDFCM_P	IFCMG
# NDT5	Gaussian noise(0,0.01)	0.798 2	0.829 1	0.834 4	0.795 0	0.883 3
	Gaussian noise(0,0.02)	0.770 0	0.801 8	0.838 6	0.770 7	0.863 2
	Salt & Pepper noise(0.1)	0.718 1	0.851 4	0.824 4	0.794 6	0.899 9
	Salt & Pepper noise(0.2)	0.650 8	0.784 4	0.807 1	0.777 3	0.831 7

4.3 综合性(鲁棒性)分析

采用公式(22)评价本文算法的鲁棒性^[12]:

$$R_i = \frac{F_i}{\max_{j=1}^{num} F_j} \quad , \quad (22)$$

其中: n 表示算法个数, R_i 表示算法 i 在某幅图上的相对分割表现,其值越高,越表明算法 i 在某幅图上的分割效果越好,取值范围为(0,1]。

将表 2 中各算法的指标按照式(22)进行调整

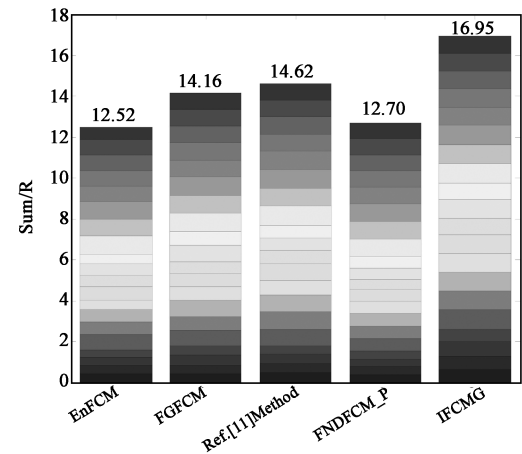


图 7 算法鲁棒性分析

Fig.7 Robustness of these algorithms

得到 R_i 值并进行累加,可得算法 i 的综合分割表现,即算法的鲁棒性。累加的结果如图 7 所示,显然,所提出的算法具有最高的鲁棒性,比其他算法分别高出 4.43、2.79、2.33、4.26,折合百分比分别为 26.13%、16.46%、13.75%、25.10%。

5 结 论

本文提出一种快速的基于灰度级的模糊 C 均值图像分割算法。无损检测图像具有灰度分布不均衡的特征,将能够表征灰度分布不均衡特性的类隶属度表达式融入至基于灰度级的模糊 C 均值算法目标函数并将其严格推导。同时,为了度量类的密度对聚类的影响,设计基于灰度级的类紧密度并将其融入迭代进程。采用本文算法和对比算法对添加了不同水平噪声的无损检测图像进行分割实验并采用 F_value 指标进行算法衡量。最后利用综合评价公式对所有的 F_value 值进行算法综合评价,结果显示,本文算法的综合评价值比其他对比算法分别高出 26.13%、16.46%、13.75%、25.10%,显示了本文算法分割的有效性和鲁棒性。

参 考 文 献:

[1] 杨威,马瑜,孔聪雅,等.基于分数阶狼群优化的 Otsu 图像分割算法 [J].液晶与显示,2019,34(7):716-723.
YANG W, MA Y, KONG C Y, et al. Otsu image segmentation based on fractional order WPA [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(7): 716-723. (in Chinese)

[2] 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.

[3] KRINIDIS S, CHATZIS V. A robust fuzzy slocal information C-means clustering algorithm [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1328-1337.

[4] 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.

[5] 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. Cancun: IEEE, 2003: 724-726.
- [6] 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.
- [7] 赵凤, 范九伦. 优选抑制式非局部空间模糊C均值图像分割方法 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(7): 2737-2739, 2746.
- ZHAO F, FAN J L. Selection-suppressed non-local spatial FCM image segmentation method [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(7): 2737-2739, 2746. (in Chinese)
- [8] 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 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. (in Chinese)
- [9] 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.
- 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. (in Chinese)
- [10] 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.
- [11] LIU Y, HOU T, LIU F. Improving fuzzy c-means method for unbalanced dataset [J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(23): 1880-1882.
- [12] GENG X, ZHAN D C, ZHOU Z H, et al. Supervised nonlinear dimensionality reduction for visualization and classification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2005, 35(6): 1098-1107.

作者简介:



赵战民(1979—),男,河北保定人,硕士,讲师,2010年于河北科技大学获得硕士学位,主要从事智能仪器、机器视觉方面的研究。E-mail: zhaozhanmin@hgu.edu.cn



朱占龙(1984—),男,河北石家庄人,博士,讲师,2015年于东南大学获得博士学位,主要从事图像处理算法研究。E-mail: zhuzl@hgu.edu.cn