

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905244

基于像元相互关系的 FCM 聚类分割算法*

周友行, 刘汉江, 赵晗云, 赵 玉
(湘潭大学机械工程学院 湘潭 411105)

摘要:针对传统模糊 C 均值(FCM)算法在图像分割时未考虑像元间的相互关系,且未事先给出初始聚类中心的问题,提出了一种考虑像元间相互关系的 FCM 聚类分割算法。该算法基于数据场原理,首先利用像元间的相互关系,通过计算各像素点的势值,形成图像数据场,然后利用图像数据场势心,确定 FCM 算法的初始聚类中心,最后在图像数据场的基础上,利用 FCM 算法实现对目标图像的聚类分割。利用人工合成图像和工件表面缺陷图像对算法的有效性进行验证,实验结果表明,该算法具有较好的分割效果,且对于条痕、脱碳、孔洞 3 种缺陷的不同噪声图像分割的正确率均在 93% 以上,同时具有较高的平均结构相似性。

关键词: 图像分割; 数据场; 模糊 C 均值; 表面缺陷

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

FCM clustering segmentation algorithm based on pixel mutual relationship

Zhou Youhang, Liu Hanjiang, Zhao Hanyun, Zhao Yu

(School of Mechanical Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

Abstract: Aiming at the problems that traditional fuzzy C-means (FCM) algorithm does not consider the mutual relationship among pixels and requires to obtain the initial cluster center when dealing with image segmentation, the paper proposes a FCM clustering segmentation algorithm considering the relationship among pixels. Firstly, the algorithm adopts the principle of data field, uses the mutual relationship among the pixels to calculate the potential values of the pixels and form the image data field. Then, the initial cluster center of the FCM algorithm is determined with the image data field potential center. Finally, based on the image data field, the FCM algorithm is used to realize the clustering segmentation of the target image. In order to verify the effectiveness of the algorithm, the artificial synthetic image and the workpiece surface defect image were used for experiments. The experiment results show that the algorithm has better segmentation effect. Meanwhile, for different noisy images with streaks, decarburization and hole defects, the segmentation accuracies are above 93%, and has a high mean structural similarity.

Keywords: image segmentation; data field; fuzzy C-means; surface defect

0 引言

图像分割是按照一定规则把图像分成若干个特定的、具有相似特征的区域并分割出感兴趣目标的技术和过程。目前图像分割广泛应用于工业自动化领域,如电机铜排表面毛刺缺陷检测^[1]、箱梁结构件焊缝表面缺陷检测^[2]等,相比于传统的人工检测,利用图像分割技术进行缺陷检测可以极大提高检测效率。

图像分割方法包括传统图像分割方法以及在其他领

域理论上发展而来的新的图像分割方法^[3]。传统图像分割方法包括区域生长法、阈值法^[4-5]、分水岭变换法^[6]等。近年来,随着众多学者对图像分割理论和技术的研究,许多相关学科的理论被引入到图像分割领域,其中模糊理论在图像分割中的应用得到了较快发展^[7-9]。

模糊 C 均值(fuzzy C-means, FCM)聚类算法^[10]作为一种无监督聚类算法,因其具有无需训练样本且能实现多区域分割等优点,已被成功应用在目标识别和图像分割领域。但传统的 FCM 聚类分割算法仍存在以下不足: 1) 未考虑像元间的相互关系; 2) 需事先给出初始聚类中

心。以上缺陷会导致其抗噪性差、易收敛到局部极值,且聚类效果较差。

为解决FCM聚类分割算法未考虑像元间相互关系的问题,Hanuman等^[11]提出一种改进的直觉模糊C均值算法(modified intuitionistic fuzzy C-means, MIFCM)算法,通过对隶属度函数进行改进,改善了分割效果,但其抗噪性一般;Pei等^[12]提出一种基于密度的模糊C均值算法(density fuzzy C-means, DFCM),该算法能有效获取像素的密度信息;Zhang等^[13]通过在目标函数中引入多样性正则项,提高了算法的准确性,但该算法的分割结果对参数的选取较为敏感。

针对FCM聚类分割算法需提前给出初始聚类中心问题,Adrian等^[14]利用K-means++的初始化原理对标准FCM算法进行改进;陈加顺等^[15]提出利用二次型距离计算出聚类中心,但没有考虑到像元间的相互关系。

针对上述算法的不足,在前人研究基础上,本文引入数据场的概念^[16],利用像元间的相互作用关系形成图像数据场,在图像数据场基础上,通过计算图像数据场的势心确定初始聚类中心,同时,利用图像数据场进行聚类分割。为验证本文算法的可行性和有效性,本文利用人工合成图像和工件表面常见的3种缺陷图像作目标分割,实验结果表明,本文算法具有一定的抗噪性且分割效果较好。

1 算法原理

1.1 模糊C均值

FCM聚类分割算法应用于图像分割是根据图像中各个像元与聚类中心的相似度情况,对目标函数进行迭代优化。FCM算法的目标函数表示如下:

$$\min J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^b \|x_j - c_i\|^2 \quad (1)$$

式中: $X = \{x_j, j=1, 2, \dots, n \mid x_j \in \mathbf{R}^d\}$ 为数据集,本文中表各像元的灰度值; $U = \{u_{ij} \mid (i=2, 3, \dots, c; j=1, 2, \dots, n)\}$ 为模糊隶属度矩阵; $\|\cdot\|$ 表示欧拉距离; c_i 为第 i 类的聚类中心; b 为模糊加权指数且 $1 < b < \infty$, b 取值的最佳区间^[17] 为 $[1.5, 2.5]$, 本文 b 取 2; c 为分割的类别数且 $2 \leq c \leq n-1$; n 是向量数目; u_{ij} 为第 j 个像元属于第 i 类的隶属度,取值介于 $0 \sim 1$ 之间,且满足式(2)所示的约束条件。

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \quad 1 \leq j \leq n \quad (2)$$

通过最小化式(1)中的目标函数,可得到各像元对于各聚类中心的隶属度,最后根据式(3)可实现最终的分。

$$c_i = \operatorname{argmax} \{u_{ij}, i=1, 2, \dots, c\} \quad (3)$$

为使目标函数达到最小值,利用拉格朗日乘子寻优

算法推导出隶属度函数和模糊聚类中心:

$$u_{ij}^{(k)} = \frac{1}{\sum_{r=1}^c \left(\frac{d_{ij}^{(k)}}{d_{rj}^{(k)}} \right)^{2/(b-1)}} \quad (4)$$

$$c_i^{(k+1)} = \sum_{j=1}^n (u_{ij}^{(k)})^b x_j / \sum_{j=1}^n (u_{ij}^{(k)})^b \quad (5)$$

式中: $u_{ij}^{(k)}$ 表示第 k 次迭代后的隶属度; $d_{ij}^{(k)}$ 表示第 k 次迭代中的 j 点与第 i 个聚类中心的距离; $d_{rj}^{(k)}$ 表示第 k 次迭代中的 j 点与第 r 个聚类中心的距离; $c_i^{(k+1)}$ 表示第 $k+1$ 次迭代后的聚类中心。

确定初始聚类中心后,根据式(4)、(5)反复迭代,直至相邻两次的迭代结果小于设定的阈值,由此得到满足式(1)的全局最优解 U^* 和 V^* 。

1.2 数据场原理

由于FCM算法没有考虑像元间的相互关系,且聚类结果直接受初始聚类中心和分割类别数的影响,导致其分割效果一般。为了改善FCM分割效果,提高其分割合理性,本文提出利用数据场的概念对FCM进行改进。

场的概念最早由英国物理学家法拉第于1837年提出,用于描述物质粒子间的非接触相互作用。在数据域空间中,每个数据都可看作是一个粒子,且每个数据都对整个数据域空间辐射其能量,各个数据间的相互作用最终形成数据场,这种数据间的相互作用关系采用势函数来表示。将数据场理论引入到图像分割技术中,即把图像中的每一个像元视为空间中的一个粒子。

数据场中任何一点 p 上的势值被定义为所有数据点对其的作用之和,而用来表达势值的函数具有多样性,考虑到短程场作用更有利于显示数据分布的聚簇特性,本文选择高斯函数来描述势值。给定一图像 P , 假设 p, q 均为图像 P 中的像元,则像元 q 对像元 p 的作用可通过式(6)进行描述。

$$\varphi(p, q) = m(p, q) \times \exp\left(-\frac{d_{p,q}^2}{\sigma_d^2}\right) \quad (6)$$

其中,

$$m(p, q) = \exp\left(-\frac{|f(p) - f(q)|}{\sigma_m^2}\right) \quad (7)$$

$$d_{p,q} = \max(|x_p - x_q|, |y_p - y_q|) \quad (8)$$

式中: $m(p, q)$ 表示作用强度; $d_{p,q}$ 表示 p, q 间坐标的距离; $f(p)$ $f(q)$ 分别代表像元 p, q 的灰度值; σ_m 表示质量因子; σ_d 表示影响因子,反映了像元的作用范围。

根据式(6)的定义,图像中任意像元 p 的势值可通过计算式(9)得到。

$$\varphi(p) = \sum_{q \in \xi(p, \varepsilon)} \varphi(p, q) \quad (9)$$

式中: $\xi(p, \varepsilon) = \{q \mid q \in P \wedge \|p - q\| \leq \varepsilon\}$ 表示像元 p 的作用邻域且 $\varepsilon = 3\sigma_d/\sqrt{2}$ 。

1.3 参数选择

在图像数据场形成过程中,参数 σ_m 、 σ_d 的选择将会影响到势值的计算,为考虑不同 σ_m 、 σ_d 对 $m(p,q)$ 、 $d_{p,q}$ 的影响程度,本文选择了几组不同参数进行对比,结果如图 1 所示。

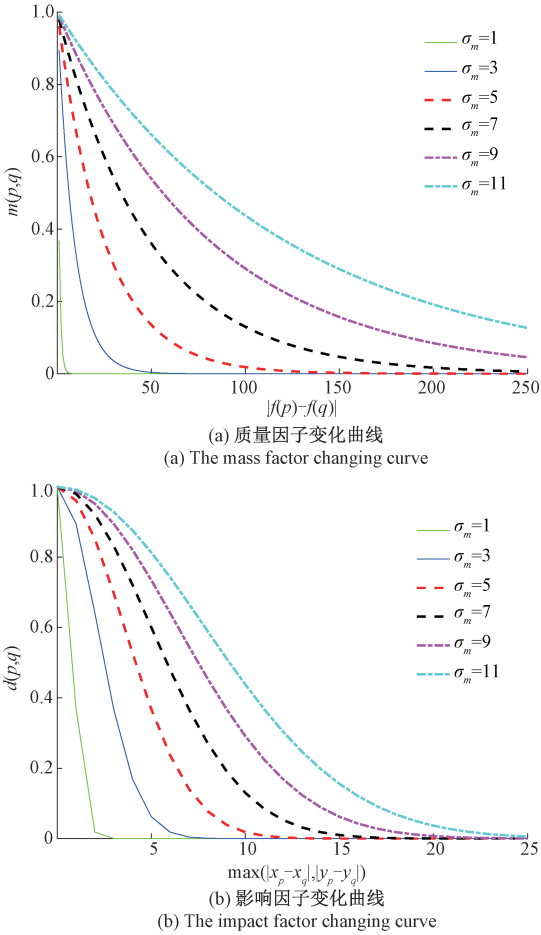


图 1 参数变化曲线
Fig.1 Parameter changing curves

从图 1 的结果可知,对于大小不同的参数,各曲线的变化趋势是相似的, σ_m 、 σ_d 的取值越小,则 $m(p,q)$ 、 $d_{p,q}$ 下降越快,反之亦然。且由于式(6)中 $d_{p,q}$ 的指数等于2,则其下降速度将会更快。若 σ_d 取值过小,则数据场的势值较小,会缺少部分像元对中心像元的作用,若 σ_d 取值过大,则会增加计算复杂度, σ_d 一般取 $3 \sim 5^{[18]}$ 。综合考量,本文 σ_d 取5, σ_m 取值可根据式(10)进行计算。

$$\sigma_m = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \bar{M}(i,j) \quad (10)$$

式中: $\bar{M}(i,j)$ 表示以像元 p 为中心的 3×3 邻域的平均灰度值。

为进一步说明图像数据场的有效性,解释数据场中势值和图像中像元的灰度值或者位置的关系,本文针对

两幅子图像,采用式(6)建立其图像数据场,用以说明图像数据场形成原理及其有效性,结果如图 2 所示,此时窗口大小为 3×3 , $\sigma_m = \sigma_d = 5$ 。以图 2(a)为例,该邻域内存在部分异常像元且其他像元与邻域中心像元灰度相似,此时其中心像元的总势值为6.843 2,而邻域中所有异常像元对中心像元的作用势值占总势值的百分比不到1%,即当相邻像元与当前作用像元的灰度值存在差异时,则相邻像元对当前作用像元的势值影响小,反之,影响大。根据该性质可知,图像数据场能够在降低邻域异常像元对中心像元影响的同时,通过各像元的总势值促进相似像元聚集。

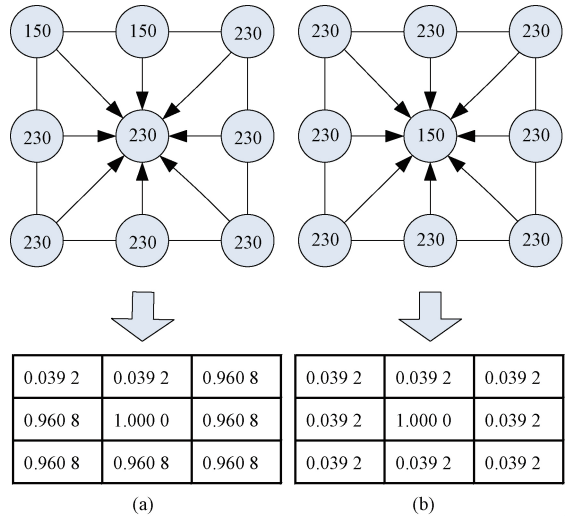


图 2 数据场原理
Fig.2 The principle diagram of data field

2 算法步骤

利用式(9)形成图像数据场后,通过计算其势心作为 FCM 聚类分割算法的初始聚类中心。然后根据所形成的图像数据场,反复迭代式(4)、(5)得到满足式(1)的最优解。具体步骤如下:

- 1) 输入原始灰度图像,利用式(9)计算各像元的势值,形成图像数据场;
- 2) 根据式(9)形成的图像数据场,通过计算其势心确定 FCM 聚类分割算法的初始聚类中心;
- 3) 根据式(4),用当前聚类中心 c_i 计算隶属度函数 u_{ij} ;
- 4) 根据式(5),用当前隶属度函数 u_{ij} 更新各个聚类中心 c_i ;
- 5) 重复进行步骤4)、5),直至满足迭代条件为止。

当算法收敛后,将得到各类的聚类中心以及各像元对于各类的隶属度,完成模糊聚类划分。最终根据

式(3)进行确定性分类,实现最终的聚类分割。

3 实验结果与分析

实验使用天准 VMC 影像仪 VMC222 作为图像采集平台,平台集成数字相机(SENTECH 彩色工业相机、NAVITAR 全自动连续变焦镜头)、照明系统(6 环 8 区 LED 白色冷光源)、运动平台以及计算机控制系统(影像仪 Vispec 测量软件),以 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-1620 0、8 GB 的计算机做为硬件平台,利用 MATLAB R2014b 做为软件平台,对本文所设计的方法进行实验分析,如图 3 所示。



图 3 图像采集平台
Fig.3 Image acquisition platform

为了说明本文所提算法的可行性和实用性,本研究

中首先对人工合成图像进行聚类分割,同时,为体现算法的实用性,选择了 1 000 幅工件表面缺陷图像(包含划痕、脱碳、孔洞三种缺陷)进行目标分割,分割结果分别与 MIFCM、DFCM、多样模糊 C 均值(diverse fuzzy C-means, DIFCM)^[13]算法进行对比。

为量化评估分割效果,本文采用分割正确率(segmentation accuracy, SA)和平均结构相似性(mean structural similarity, MSSIM)^[19]两个指标对最终分割结果进行评估,采用正确率、漏检率、误检率对图库分割结果进行评估。

3.1 合成图像的聚类分割

为验证算法的可行性,本文采用简单的人工合成图像为实验对象,将本文算法与 MIFCM、DFCM、DIFCM 算法进行对比实验。图 4 和 5 所示分别为原始合成图像和利用各算法对混合噪声图像的分割结果(均值为 0,方差为 0.05 的高斯白噪声与密度为 0.05 的椒盐噪声混合)。同时,表 1 所示为对应分割结果的 SA、MSSIM 取值。从图 4 的分割结果可以看出,由于受到强噪声的影响,在分割结果中出现较多的孤立噪声点,从而导致前 3 种算法的分割效果一般,抗噪性较差。相对而言,本文算法分割效果较好,且具有一定的抗噪性。由表 1 的统计结果可知,本文所提算法相比较于其他 FCM 算法,抗噪性得到了一定程度的提高。

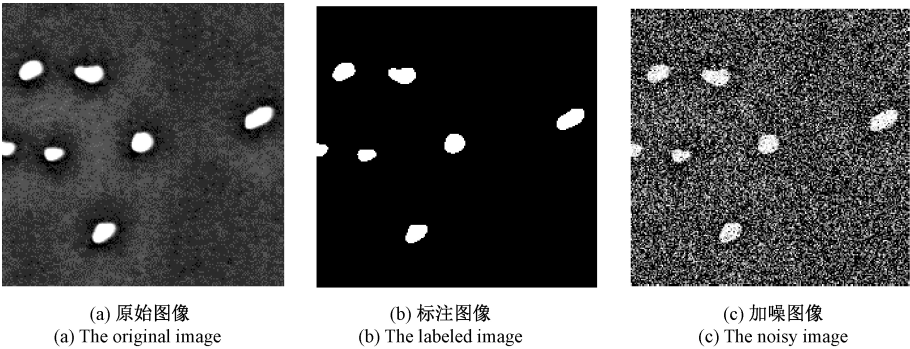


图 4 人工合成图像
Fig.4 The atificial synthetic image

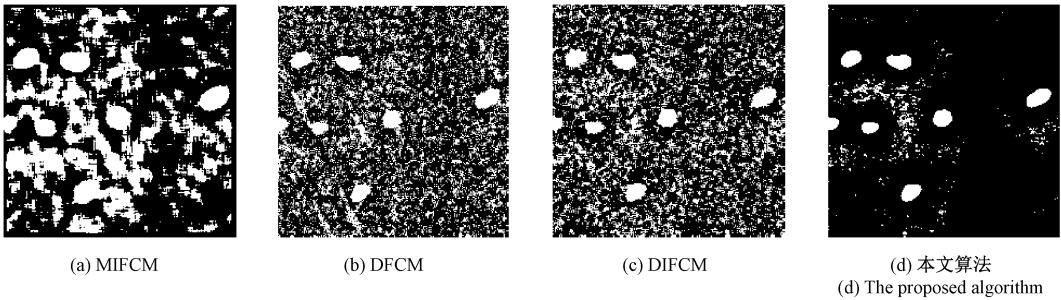


图 5 噪声图像分割结果
Fig.5 The segmentation results of noisy image

表 1 分割正确率 (SA) 和平均结构相似性 (MSSIM) 的比较

Table 1 Comparison of segmentation accuracy (SA) and mean structural similarity (MSSIM)

评价指标	MIFCM	DFCM	DIFCM	本文算法
SA	0.653 1	0.569 5	0.531 1	0.914 7
MSSIM	0.520 3	0.681 9	0.674 9	0.874 3

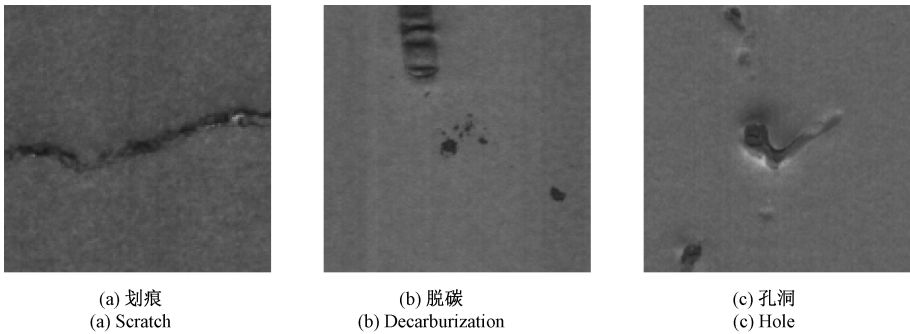


图 6 原始缺陷图像

Fig.6 The original defect images

表 2 缺陷图像初始聚类中心

Table 2 Initial cluster centers of defect images

缺陷	初始聚类中心			
划痕	(77,16)	(77,35)	(57,120)	(62,108)
脱碳	(54,82)	(17,90)	(108,102)	(166,198)
孔洞	(233,56)	(11,94)	(133,103)	(132,128)

图 7~9 所示分别为利用各算法对各噪声图像的分割结果(图 7、8、9 中从上往下依次为 2% 椒盐噪声图像、5% 椒盐噪声图像以及均值为 0, 方差为 0.05 的高斯白噪声与密度为 0.05 的椒盐噪声混合图像的分割结果)。表 3、4 所示为对应分割结果的 SA、MSSIM 取值,表 5 所示为图像库检测的正确率、漏检率、误检率。

表 3 分割正确率 (SA) 的比较

Table 3 Comparison of segmentation accuracy (SA)

目标图像	MIFCM	DFCM	DIFCM	本文算法
2% 椒盐噪声 (划痕)	0.967 9	0.978 5	0.983 9	0.986 7
5% 椒盐噪声 (划痕)	0.852 9	0.865 5	0.831 1	0.965 4
混合噪声 (划痕)	0.512 4	0.520 6	0.530 1	0.937 4
2% 椒盐噪声 (脱碳)	0.985 9	0.978 6	0.970 4	0.992 3
5% 椒盐噪声 (脱碳)	0.936 7	0.941 9	0.939 7	0.980 6
混合噪声 (脱碳)	0.738 1	0.524 5	0.733 6	0.953 1
2% 椒盐噪声 (孔洞)	0.975 0	0.963 1	0.961 1	0.953 2
5% 椒盐噪声 (孔洞)	0.906 5	0.872 1	0.865 2	0.950 4
混合噪声 (孔洞)	0.719 3	0.517 0	0.717 5	0.938 4

3.2 缺陷图像的聚类分割

由于本研究仅为体现本文算法的实用性,即能够较为准确分割缺陷图像且具备一定的抗噪性,所以未涉及缺陷的尺寸测量。针对工件表面常见的条痕、脱碳、孔洞 3 种缺陷图像进行聚类分割,因篇幅有限,仅选取了部分缺陷图像,原始缺陷图像如图 6 所示,表 2 所示为利用图像数据场确定的初始聚类中心。

表 4 平均结构相似性 (MSSIM) 的比较

Table 4 Comparison of mean structural similarity (MSSIM)

目标图像	MIFCM	DFCM	DIFCM	本文算法
2% 椒盐噪声 (划痕)	0.945 3	0.964 0	0.943 8	0.961 2
5% 椒盐噪声 (划痕)	0.895 2	0.916 9	0.904 9	0.947 8
混合噪声 (划痕)	0.453 0	0.473 2	0.478 8	0.946 0
2% 椒盐噪声 (脱碳)	0.953 7	0.955 1	0.948 8	0.962 6
5% 椒盐噪声 (脱碳)	0.854 4	0.854 8	0.839 6	0.952 7
混合噪声 (脱碳)	0.665 2	0.633 2	0.678 3	0.934 7
2% 椒盐噪声 (孔洞)	0.966 7	0.953 4	0.961 2	0.963 2
5% 椒盐噪声 (孔洞)	0.919 0	0.886 0	0.882 4	0.954 4
混合噪声 (孔洞)	0.774 1	0.532 7	0.756 2	0.935 8

表 5 正确率、漏检率、误检率的比较

Table 5 Comparison of segmentation accuracy (SA), miss detection (MD) and false detection (FD)

评价指标	MIFCM	DFCM	DIFCM	本文算法
正确率	0.912 3	0.924 5	0.898 6	0.955 2
漏检率	0.193 6	0.179 4	0.227 5	0.158 7
误检率	0.202 1	0.196 6	0.239 7	0.171 9

从图 7~9 可看出,对于工件缺陷图像,在 2% 椒盐噪声、5% 椒盐噪声和混合噪声的干扰下,前 3 种算法均出现了不同程度的噪声点,导致分割效果一般。相比较前 3 种算法,本文算法取得了相对较好的分割效果,且算

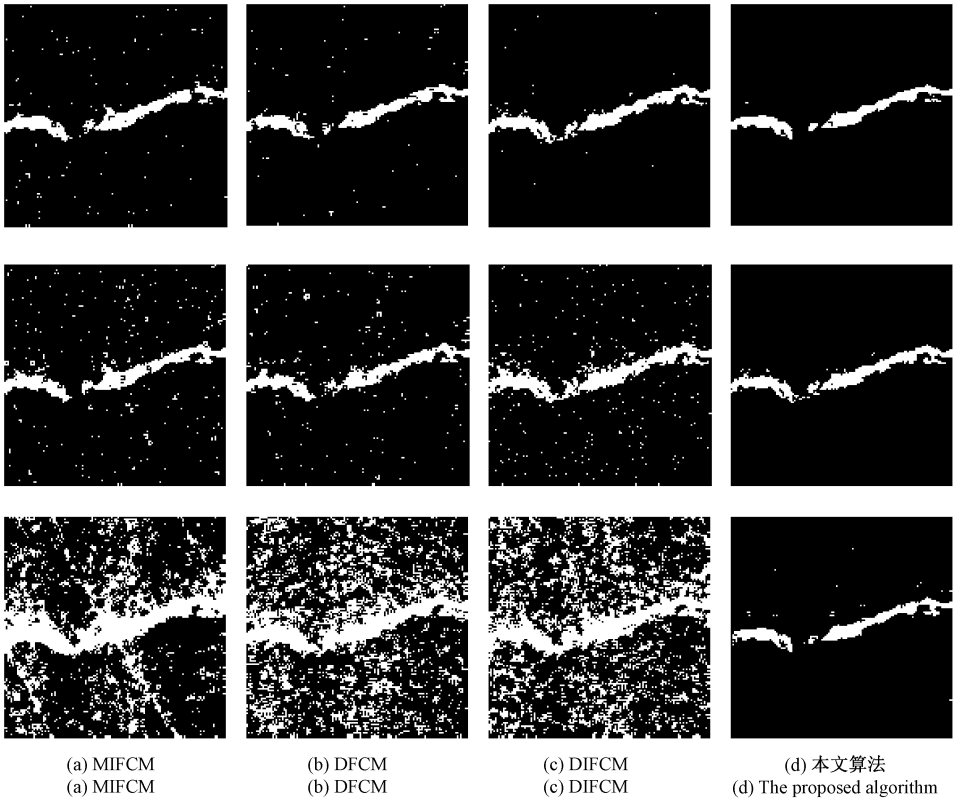


图 7 噪声图像分割结果
Fig.7 The segmentation results of noisy image

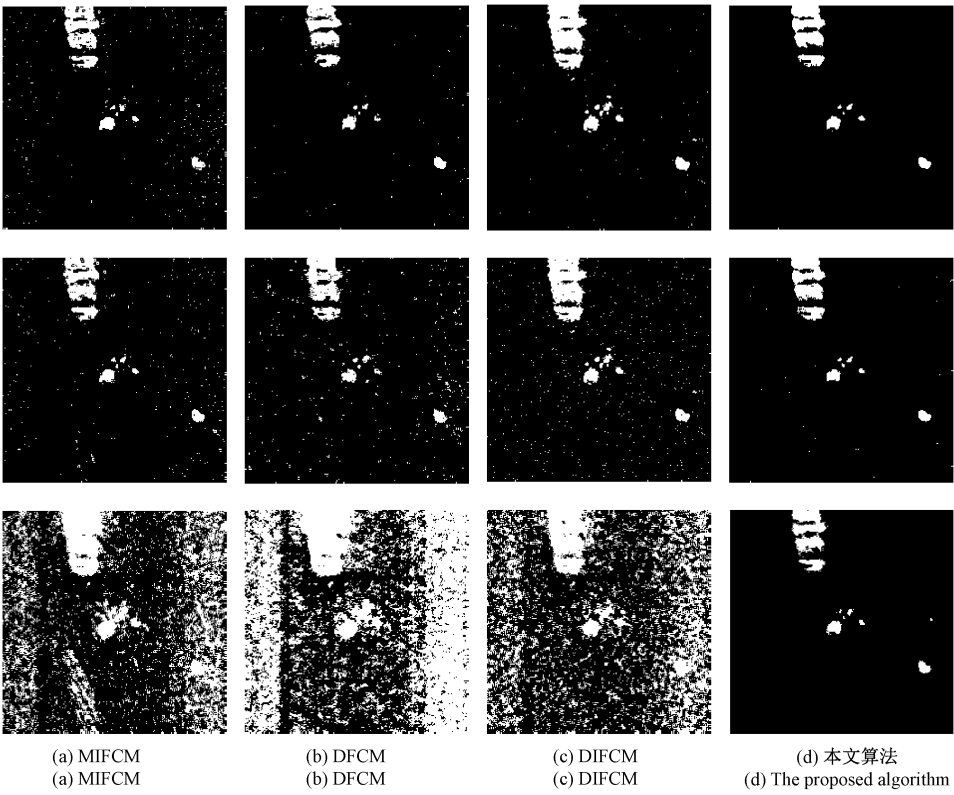


图 8 噪声图像分割结果
Fig.8 The segmentation results of noisy image

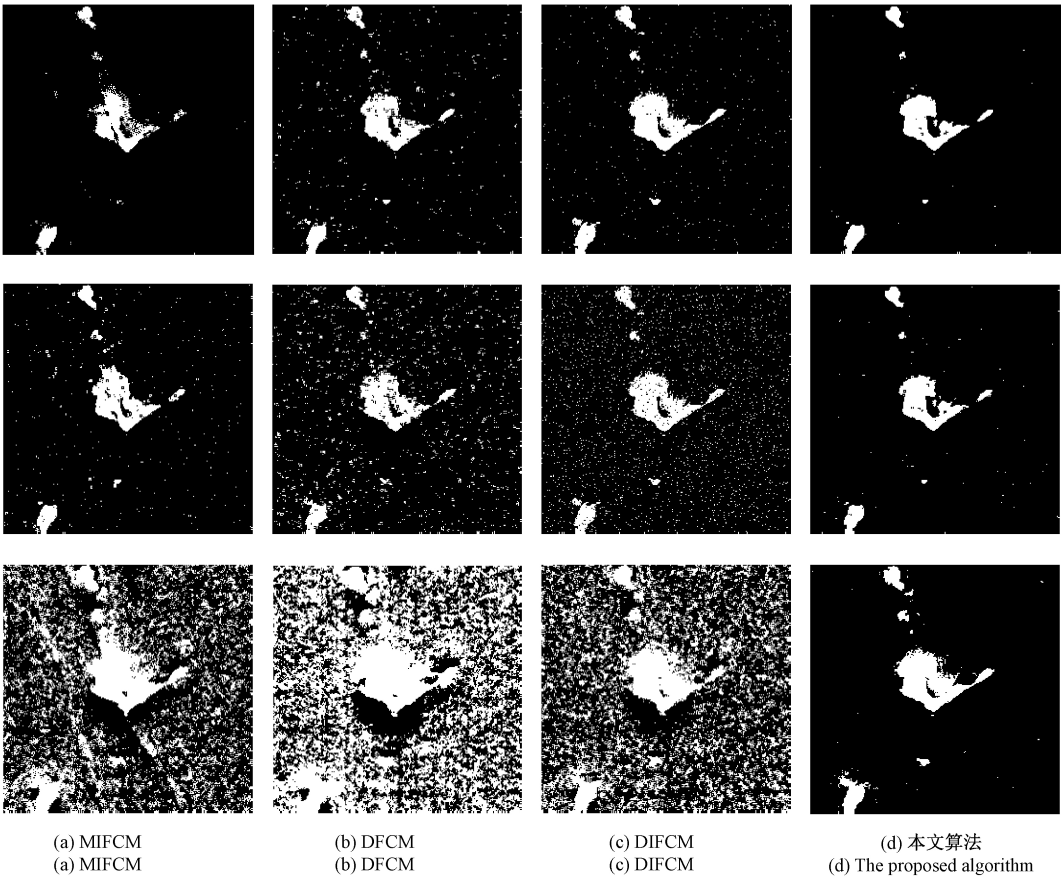


图 9 噪声图像分割结果
Fig.9 The segmentation results of noisy image

法具有一定的抗噪性。同时,通过表 3~5 的数据比较,本文算法在 SA、MSSIM 两个评价指标均具有一定优势,正确率得到了一定的提高,漏检率与误检率有所下降。这是由于本文算法采用数据场建立了背景分布均匀的图像数据场,均衡了图像背景灰度分布,有效地考虑了各像元间的相互作用,且利用图像数据场势心确定了 FCM 算法的初始聚类中心,从而使得最终分割结果更合理。

4 结 论

在传统 FCM 算法的基础上,通过引入数据场的概念,利用像元间的相互作用关系形成图像数据场,同时计算图像数据场中的势心作为 FCM 算法的初始聚类中心,在聚类过程中,以图像数据场为主体,使得聚类分割的结果更加合理。

通过形成图像数据场,计算像素空间中各像元点间的相互作用关系,有效提高了传统 FCM 算法的分割效果和抗噪性。

利用本文算法对工件表面常见的 3 种缺陷进行图像分割,并通过分割正确率和平均结构相似性对分割结果

进行量化评估,实验结果表明,该算法分割效果较好,且具有一定的抗噪性。

参考文献

[1] 范剑英,刘力源,赵首博.电机铜排表面毛刺缺陷检测技术研究[J].仪器仪表学报,2019,40(3):14-22.
FAN J Y, LIU L Y, ZHAO SH B. Research on detection technology of burr defects in motor copper [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 14-22.

[2] 葛为民,申耀华,王肖锋.箱梁结构件焊缝表面缺陷特征提取及分类研究[J]. 仪器仪表学报,2018,39(12): 207-215.
GE W M, SHEN Y H, WANG X F. Feature extraction and classification of weld surface defects in box girder structures [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 207-215.

[3] WANG B, CHEN L L, WANG M. Novel image segmentation method based on PCNN [J]. Optik, 2019, 187: 193-197.

[4] 潘峰,孙红霞.基于蝗虫算法的图像多阈值分割方法[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(1):149-155.

- PAN F, SUN H X. Algorithm for image segmentation based on grasshopper optimization algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(1):149-155.
- [5] MOHAMED A E, LU S F. Many-objectives multilevel thresholding image segmentation using knee evolutionary algorithm [J]. Expert System with Applications, 2019, 125(7):305-316.
- [6] 刘小燕, 吴鑫, 孙炜, 等. 基于形态学重建和 GMM 的球团颗粒图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3):230-238.
- LIU X Y, WU X, SUN W, et al. Image segmentation of pellet particles based on morphological reconstruction and GMM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3):230-238.
- [7] REN CH X, LI J ZH, GE P F, et al. Deep metric learning via subtype fuzzy clustering [J]. Pattern Recognition, 2019, 90(6):210-219.
- [8] TANG Y M, HU X H, WITOLD P, et al. Possibilistic fuzzy clustering with high-density viewpoint [J]. Neurocomputing, 2019, 329(2):407-423.
- [9] HOANG V L, MUMTAZ A, LE H S, et al. A novel approach for fuzzy clustering based on neutrosophic association matrix [J]. Computers & Industrial Engineering, 2019, 127(1):687-697.
- [10] BEZDEK J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [11] HANUMAN V, AKSHANSH G, DHIRENDRA K. A modified intuitionistic fuzzy C-means algorithm incorporating hesitation degree [J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 122:45-52.
- [12] PEI H X, ZHENG Z R, WANG CH, et al. D-FCM: Density based fuzzy C-means clustering algorithm with application in medical image segmentation [J]. Procedia Computer Science, 2017, 122(1):407-414.
- [13] ZHANG L L, LUO M N, LIU J, et al. Diverse fuzzy C-means for image clustering [J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 14(1):1-9.
- [14] ADRIAN S, ZENG X J, JOHN K. Fuzzy C-means ++: Fuzzy C-means with effective seeding initialization [J]. Expert System with Applications, 2015, 42(21):7541-7548.
- [15] 陈加顺, 皮德常. 改进的基于二次型模糊 C 均值聚类模型[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(7):1547-1553.
- CHEN J SH, PI D CH. Improved fuzzy C-means model based on quadratic [J]. System Engineering and Electronics, 2013, 35(7):1547-1553.
- [16] 淦文燕, 李德毅, 王建民. 一种基于数据场的层次聚类方法[J]. 电子学报, 2006, 34(2):258-261.
- GAN W Y, LI D Y, WANG J M. An hierarchical clustering method based on data field [J]. Acta Electron Sinica, 2006, 34(2):258-261.
- [17] KO B C, CHEONG K H, NAM J Y. Fire detection based on vision sensor and support vector machine [J]. Fire Safety Journal, 2009, 44(3):322-329.
- [18] WU T. Image data field-based framework for image thresholding [J]. Optics & Laser Technology, 2014, 62(3):1-11.
- [19] ZHANG L L, LUO M N, LIU J, et al. Diverse fuzzy C-means for image clustering [J]. Pattern Recognition Letters, 000(2018):1-9.
- [20] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600-612.

作者简介



周友行, 博士, 教授, 博士研究生导师。
主要研究方向为数字化设计与制造、机器人学、制造过程监测与控制。

E-mail: zhouyouhang@xtu.edu.cn

Zhou Youhang is a doctor, professor and doctoral supervisor. His main research interests include digital design and manufacturing, robotics, manufacturing process monitoring and control.