

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905078

用于分割无损检测图像的改进的抑制式模糊 C 均值聚类算法^{*}

朱占龙^{1,2}, 刘永军¹, 赵战民^{1,2}, 郑一博²

(1. 河北地质大学信息工程学院 石家庄 050031; 2. 河北省光电信息与地球探测技术重点实验室 石家庄 050031)

摘要:由于无损检测图像灰度分布不均衡,常用的模糊 C 均值聚类算法不能对图像中的目标与背景进行有效分割,故提出一种改进的抑制式模糊 C 均值聚类算法 (IS-FCM) 对无损检测图像进行分割。通过对抑制式模糊 C 均值聚类算法 (S-FCM) 的目标函数融入每一类的总隶属度以均衡化目标像素和背景像素对聚类结果的影响,在构建的新目标函数基础上推导出新的隶属度和聚类中心迭代形式,然后分析了所提算法的收敛性并给出了执行步骤,最后通过无损检测图像对所提算法进行分割实验。结果表明,IS-FCM 算法不仅能够对灰度分布不均衡的无损检测图像进行有效分割,还扩展了 S-FCM 算法的应用范围,增强了鲁棒性和适应性。

关键词:无损检测图像;图像分割;抑制式模糊 C 均值聚类;灰度不均衡分布

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

Improved suppressed fuzzy c-means clustering algorithm for segmenting the non-destructive testing image

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

(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)

Abstract: As the non-destructive testing (NDT) images have the characteristic of unbalanced grayscale distribution, fuzzy c-means clustering algorithm cannot commonly used effectively separate the objects from background in NDT images. To solve this problem, an improved suppressed fuzzy c-means (IS-FCM) clustering algorithm is proposed to segment the NDT images. Firstly, the total membership degree of each cluster is incorporated into the objective function of the suppressed fuzzy c-means (S-FCM) clustering algorithm, which can equalize the contribution of object pixels and background pixels on the clustering results. Secondly, the iteration forms of the new membership degree and cluster center are deduced on the basis of newly built objective function. Thirdly, the convergence of the proposed IS-FCM clustering algorithm is analyzed and the implementation steps are given. Lastly, the proposed IS-FCM clustering algorithm was applied to carry out the segmentation experiment of the NDT images. The results demonstrate that the proposed IS-FCM clustering algorithm can not only effectively segment the NDT images with unbalanced grayscale distribution, but also extend its application scope, and enhance the robustness and adaptability.

Keywords: non-destructive testing image; image segmentation; suppressed fuzzy c-means clustering; unbalanced grayscale distribution

0 引言

无损检测技术对零件、工件材料等不造成损伤,并且

可以在现场进行检测,最常用的无损检测主要有射线、超声、红外、涡流等原理或技术^[1]。无损检测图像易受到电磁干扰、噪声干扰、振动等不可克服因素的影响,故存在成像环境恶劣导致图像不清晰问题,其灰度分布往往不

收稿日期:2019-04-30 Received Date:2019-04-30

^{*} 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)、河北省教育厅重点项目(ZD2018212)、河北地质大学博士科研启动基金(BQ201606)资助项目

均衡^[2-4]。在对无损检测图像中的目标进行识别和测量之前,分割是至关重要的步骤之一,通常将无损检测图像分割为目标区和背景区两类,无损检测图像的成像环境决定了对其进行分割是一项具有挑战性的任务。

模糊聚类算法(FCM)及一些变体算法是较经典的无监督分类方法^[5-6]、可以快速进行图像分割^[7-8],具有更高效率的抑制式模糊聚类算法(S-FCM)^[9-14]也是它们的扩展版本,非常适用于无损检测图像的分割。这类算法的本质是在迭代过程中通过修正隶属度即奖励高隶属度和压制低隶属度的思路来提升聚类速度并且不降低算法的聚类性能^[9]。修正隶属度的关键在于给隶属度乘以相应的修正系数,而修正系数由惩罚因子 α 决定。为解决惩罚因子 α 的选择问题,众多学者做了大量的工作^[10-14],如文献[10-11]将 α 因子设置为柯西型指数形式并利用磁共振图像进行了实验;Szilágyi L等^[12]提出了7种 α 因子的设计函数;肖满生等^[13]设计了基于 α 因子的动态修正方法;Zhao F等^[14]采用了优选策略来修正隶属度的办法,即对所有像素最大隶属度排序,选择前61.8%(黄金分割点)像素隶属度进行修正。但是由于无损检测图像的成像条件复杂,在利用S-FCM算法对其进行分割时,除了遇到惩罚因子 α 的选择问题外,还存在着灰度分布不均因素对S-FCM算法造成的错误分割现象,其原因在于模糊聚类算法总是使得每一类的灰度数据量大体相当。因此,对于具有灰度分布不均特征的无损检测图像,需要对S-FCM算法进行改进后再分割。

针对无损检测图像中的灰度分布不均问题提出一种改进版本的抑制式模糊聚类算法(IS-FCM)来实现图像的有效分割。该算法首先将每一类的隶属度之和融入至目标函数中,所构建的目标函数能够避免算法对每个像素的“一视同仁”,或者说能够均衡化大类和小类对目标函数的贡献,然后基于新的目标函数利用拉格朗日乘子法推导得到迭代的隶属度和聚类中心表达式,随后分析了新算法的收敛特性并给出了执行步骤,最后利用无损检测图像进行了算法验证,实验结果说明改进算法能够对无损检测图像进行有效分割,还扩展了S-FCM算法的应用范围。

1 抑制式模糊聚类算法

初始版本的S-FCM算法由Fan J. L.等^[9]提出,其目标是加速聚类的迭代速度并保持好的分类效果。假设 $X = \{x_j | j = 1, 2, \dots, N\}$ 表示一幅灰度图像, N 表示像素总数, x_j 为第 j 个像素。S-FCM算法目标函数为

$$J_F = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\beta_{ij} u_{ij})^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (1)$$

式中: c 为聚类数目; m 为模糊指数; v_i 为第 i 个聚类中

心; u_{ij} 为隶属度,表示像素 x_j 属于第 i 个类的程度,满足 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$; β_{ij} 为隶属度 u_{ij} 的修正系数。 $U = \{u_{ij}\}$ 为 $c \times N$ 矩阵, $V = \{v_i\}$ 为 $c \times 1$ 矩阵。

利用拉格朗日乘子法最小化式(1),可得隶属度和聚类中心的迭代公式。

$$v_i = \sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j / \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \quad (2)$$

$$u_{ij} = \frac{[1/\beta_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2]^{1/(m-1)}}{\sum_{r=1}^c [1/\beta_{ij}^m \|x_j - v_r\|^2]^{1/(m-1)}} \quad (3)$$

式(2)和(3)中修正系数 β_{ij} 的作用是提升算法的聚类速度,本质是奖励高隶属度和压制低隶属度。初始设置 $\beta_{ij} = 1$,在迭代过程中随隶属度 u_{ij} 进行调整,方法如下。

以第 j 个像素点 x_j 为例进行说明。假如该像素点最大的隶属度为 $u_{pj} = \max(u_{ij})$, $i = 1, 2, \dots, c$,则该隶属度修正为 $u_{pj} = 1 - \alpha \sum_{i \neq p} u_{ij} = 1 - \alpha(1 - u_{pj}) = 1 - \alpha + \alpha u_{pj}$;该像素点其他的隶属度 u_{ij} 修正为 $u_{ij} = \alpha u_{pj}$ 。需指出, $\alpha \in [0, 1]$,用于控制抑制的程度,由此可确保像素点 x_j 的隶属度之和为1且任意隶属度大于0。所以修正系数 β_{ij} 总结为:

$$\beta_{ij} = \begin{cases} \alpha + (1 - \alpha)/u_{pj}, & u_{pj} = \max(u_{ij}) \\ \alpha, & \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

其中 α 为惩罚因子,决定了修正系数 β_{ij} 的修正程度。初始版本的S-FCM算法执行步骤参见文献[9]。

另外,当某像素点的最大隶属度为0.5左右时,或者像素点对所有类的隶属度都接近时,对隶属度的奖励或者抑制没有意义,由此需对 α 因子进行适当修正,以经典的优选策略来进行介绍^[14],所谓优选策略即首先对所有像素最大隶属度排序,然后选择前61.8%像素隶属度进行修正(optimal-selection-based S-FCM, OS-FCM),执行步骤如下。

- 1) 设置聚类数 c ,最大迭代次数 T ,终止条件 ε ,初始修正系数 β_{ij} ,惩罚因子 α ,模糊指数 m ;
- 2) 随机初始化聚类中心 $V^{(0)} = [v_1^{(0)}, v_2^{(0)}, \dots, v_c^{(0)}]$,并初始迭代次数 $q = 1$;
- 3) 利用式(3)计算隶属度 $U^{(q)}$;
- 4) 基于优选策略利用式(4)完成修正系数的更新及隶属度修正;
- 5) 利用式(2)计算聚类中心 $V^{(q)}$;
- 6) 如果 $\|V^{(q)} - V^{(q-1)}\| < \varepsilon$ 或者 $q > T$,输出聚类结果,否则,转步骤3)。

2 本文算法

2.1 S-FCM算法的改进

一般地,S-FCM算法适用于灰度分布均衡的情

形,但是对于灰度不均衡的图像分割效果较差。然而,不均衡特性作为无损检测图像中一种常见特性,对这种特性的图像进行分割显然需要对 S-FCM 算法进行改进,改进的算法简记为 IS-FCM 算法。文献[15]将每一类的隶属度之和引入 FCM 的迭代进程,探讨了具有不均衡特性的数据集分类问题,受此启发,对于目标函数的修改如下:

$$J_{I-F} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \frac{(\beta_{ij} u_{ij})^m}{\sum_{k=1}^n \beta_{ik} u_{ik}} \|x_j - v_i\|^2 \quad (5)$$

为更好地分析式(5)和(1)两个目标函数的内在区别,分别对两式进行变形,如式(6)和式(7)所示。

$$J_F = \underbrace{\sum_{j=1}^n (\beta_{1j} u_{1j})^m \|x_j - v_1\|^2}_{i=1} + \underbrace{\sum_{j=1}^n (\beta_{2j} u_{2j})^m \|x_j - v_2\|^2}_{i=2} + \dots + \underbrace{\sum_{j=1}^n (\beta_{cj} u_{cj})^m \|x_j - v_c\|^2}_{i=c} \quad (6)$$

$$J_{I-F} = \sum_{j=1}^n \underbrace{\frac{(\beta_{1j} u_{1j})^m}{\sum_{k=1}^n \beta_{1k} u_{1k}} \|x_j - v_1\|^2}_{i=1} + \underbrace{\sum_{j=1}^n \frac{(\beta_{2j} u_{2j})^m}{\sum_{k=1}^n \beta_{2k} u_{2k}} \|x_j - v_2\|^2}_{i=2} + \dots + \underbrace{\sum_{j=1}^n \frac{(\beta_{cj} u_{cj})^m}{\sum_{k=1}^n \beta_{ck} u_{ck}} \|x_j - v_c\|^2}_{i=c} \quad (7)$$

观察式(6)和(7)两个目标函数,式(7)在式(6)的基础上除以相应类的总隶属度,这样导致的结果是:由原来对每个像素的“一视同仁”变成了对每一类的“一视同仁”,这样可以均衡化大类和小类对目标函数的贡献,进而提升分割成功率。

简单起见,将 $\beta_{ij} u_{ij}$ 看成一个整体,简写为 u'_{ij} ,由新的目标函数和约束条件 $\sum_{i=1}^c u'_{ij} = 1$ 建立如下方程:

$$L = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \frac{(u'_{ij})^m}{\sum_{k=1}^n u'_{ik}} \|x_j - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c u'_{ij} - 1 \right) \quad (8)$$

利用拉格朗日乘子法最小化式(8),对 v_i 求偏导数,可以得到聚类中心 v_i 的表达式

$$v_i = \sum_{j=1}^N u'_{ij} x_j / \sum_{j=1}^N u'_{ij} \quad (9)$$

对 u'_{ij} 求偏导数,可得:

$$u'_{ij} = \frac{\left[\frac{(\sum_{k=1}^n u'_{ik})^2}{(m \sum_{k=1}^n u'_{ik} - u'_{ij}) \|x_j - v_i\|^2} \right]^{1/(m-1)}}{\sum_{l=1}^c \left[\frac{(\sum_{k=1}^n u'_{lk})^2}{(m \sum_{k=1}^n u'_{lk} - u'_{lj}) \|x_j - v_l\|^2} \right]^{1/(m-1)}} \quad (10)$$

式(10)为所求的隶属度表达式,并且对比式(9)和(2)可以看出,聚类中心的表达式是一致的,但是两式中隶属度的表达及意义是不同的。

2.2 IS-FCM 算法收敛性分析

文献[6]运用 Zangwill 定理证明了标准 FCM 算法的收敛性。采用这种证明思路来探讨 IS-FCM 算法的收敛性。如果 IS-FCM 算法收敛,则式(5)是满足下面条件的下降函数,如式(11)所示:

$$J(J(U^{(q)}, V^{(q)})) = J(U^{(q+1)}, V^{(q+1)}) \leq J(U^{(q)}, V^{(q)}) \quad (11)$$

其中, q 表示迭代次数。接下来探讨如下两个命题,如果命题皆成立,则说明所提算法是收敛的,反之,算法不收敛。

命题1: 对于给定的 $V, L=J(U, V)$, 如果所提算法认为是收敛,当且仅当利用式(10)计算 u'_{ij}^* 时, U^* 是 L 的严格局部极小点。反之,所提算法不收敛。

证明: 对于给定的 V , 其相应的拉格朗日函数如式(12)所示:

$$L(U, \lambda) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u'_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2}{\sum_{k=1}^n u'_{ik}} - \sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c u'_{ij} - 1 \right) \quad (12)$$

式(12)中:如果 (U^*, λ^*) 是 L 的严格局部极小点,那么存在 $\partial L(U^*, \lambda^*) / \partial u'_{ij} = 0$ 和 $\partial L(U^*, \lambda^*) / \partial \lambda_j = 0$, 即

$$\lambda_j^* = - \frac{u'_{ij}^{(m-1)} (m \sum_{k=1}^n u'_{ik} - u'_{ij}) \|x_j - v_i\|^2}{(\sum_{k=1}^n u'_{ik})^2} \quad (13)$$

$$1 - \sum_{i=1}^c u'_{ij}^* = 0 \quad (14)$$

结合式(13)和(14)可得:

$$u'_{ij}^* = \frac{\left[\frac{(\sum_{k=1}^n u'_{ik})^2}{(m \sum_{k=1}^n u'_{ik} - u'_{ij}) \|x_j - v_i\|^2} \right]^{1/(m-1)}}{\sum_{l=1}^c \left[\frac{(\sum_{k=1}^n u'_{lk})^2}{(m \sum_{k=1}^n u'_{lk} - u'_{lj}) \|x_j - v_l\|^2} \right]^{1/(m-1)}} \quad (15)$$

因此 (U^*, λ^*) 满足式(10)的必要条件。

为了表征充分性,需要验证 $U = U^*$ 处拉格朗日函数即式(12)的大小为 $cn \times cn$ 的Hessian阵,也就是讨论 $\partial(\partial L(U^*, \lambda^*)/\partial u_{ij})/\partial u_{ab}$ 的值。其中, u_{ab} 中的下标 a, b 分两种情况讨论:

1) 当 $a=i$ 且 $b=j$ 时,即Hessian阵的对角线元素;

$$\frac{\partial}{\partial u_{ab}} \left(\frac{\partial L(U^*, \lambda^*)}{\partial u_{ij}} \right) = \frac{M - mu'_{ij} \sum_{k=1}^n u'_{ik} + 2u'_{ij}}{(\sum_{k=1}^n u'_{ik})^4} d_{ij}^2 \quad (16)$$

其中, $M = m(m-1)u'_{ij} \left(\sum_{k=1}^n u'_{ik} \right)^3, d_{ij} = \|x_j - v_i\|^2$ 。

2) 当 $a \neq i$ 或 $b \neq j$ 时,即Hessian阵的非对角线元素。

$$\frac{\partial}{\partial u_{ab}} \left(\frac{\partial L(U^*, \lambda^*)}{\partial u_{ij}} \right) = 2u'_{ij} d_{ij}^2 / \left(\sum_{k=1}^n u'_{ik} \right)^3 \quad (17)$$

通过式(16)和(17)可以看出,二者都是由 $\|x_j - v_i\|$ 、 m 以及隶属度 u'_{ij} 混合而成,其中 m 一般取2,同时存在 $\sum_{k=1}^n u'_{ik} \gg u'_{ij}$,故式(16)分子上 $M \gg mu'_{ij} \sum_{k=1}^n u'_{ik}$,显然式(16)可以简化为:

$$\frac{\partial}{\partial u_{ab}} \left(\frac{\partial L(U^*, \lambda^*)}{\partial u_{ij}} \right) \approx 2d_{ij}^2 / \sum_{k=1}^n u'_{ik} \quad (18)$$

进一步将式(18)和(17)做对比,有

$$\frac{2u'_{ij} d_{ij}^2 / \left(\sum_{k=1}^n u'_{ik} \right)^3}{2d_{ij}^2 / \sum_{k=1}^n u'_{ik}} = \frac{2u'_{ij}}{\left(\sum_{k=1}^n u'_{ik} \right)^2} \approx 0 \quad (19)$$

由式(19)可知, $cn \times cn$ 的Hessian阵对角线元素远大于非对角线元素,于是,可以视 $cn \times cn$ 的Hessian阵为正定矩阵,可以得出 U^* 是 L 的局部极小点,命题1得证。

命题2: 对于给定的 U ,以及 V 的局部邻域 $\varphi(V) = \{V^+ | 0 < \|V - V^+\|_2 < \delta\}$ 中的 $V^+, L = J(U, V, V^+)$,如果IS_FCM所提算法收敛,当且仅当用式(9)计算 v_i^* 时, V^* 是 L 的严格局部极小点。反之,如果命题2不成立则算法不收敛。

证明: 对于给定的 U ,其相应的拉格朗日函数为

$$L(V) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u'_{ij} \|x_j - v_i\|^2}{\sum_{k=1}^n u'_{ik}} -$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c u'_{ij} - 1 \right) \quad (20)$$

如果 V^* 是 L 的严格局部极小点,那么 $\partial L(V^*)/\partial v_i = 0$,进一步推导可得:

$$v_i = \sum_{j=1}^N u'_{ij} x_j / \sum_{j=1}^N u'_{ij} \quad (21)$$

因此 V^* 满足必要条件。但是在迭代求解过程中使

用了聚类中心 V 的邻域 $\varphi(V) = \{V^+ | 0 < \|V - V^+\|_2 < \delta\}$ 中的 $V^+ = (v_1^+, v_2^+, \dots, v_c^+)$,于是对应的偏导数表达式为:

$$\frac{\partial L(V^*)}{\partial v_i} = -2 \frac{\sum_{j=1}^n u'_{ij} (x_j - v_i^+)}{\sum_{k=1}^n u'_{ik}} \quad (22)$$

为了证明充分性,需要考虑 $V = V^*$ 处函数 L 大小为 $c \times c$ 的Hessian阵,即:

$$\frac{\partial}{\partial v_l} \left(\frac{\partial L(V^*)}{\partial v_i} \right) = \begin{cases} 2, l = i \\ 0, l \neq i \end{cases} \quad (23)$$

由式(23)可知,Hessian阵的对角线元素为2,而非对角线元素为0,显然,矩阵为正定矩阵。因此, V^* 是函数 L 的严格局部极小点。

综上,根据两个命题的证明可以看出,IS-FCM算法收敛。

2.3 IS-FCM算法的执行步骤

针对灰度不均衡图像提出的IS-FCM算法执行步骤如表1所示。

表1 IS-FCM clustering 算法执行步骤

Table 1 Execution steps of the IS-FCM clustering algorithm

步骤	算法描述
01	START
02	输入聚类数 c ,最大迭代次数 T ,终止条件 ε ,初始化修正系数 β_{ij} ,惩罚因子 α ,模糊指数 m ;
03	随机初始化 $V^{(0)} = [v_1^{(0)}, v_2^{(0)}, \dots, v_c^{(0)}]$;
04	利用式(2)计算隶属度 $U^{(0)}$;
05	For $q = 1$ to T
06	基于优选策略对排位61.8%的像素隶属度进行修正,修正系数计算公式为式(4);
07	利用式(12)计算 $U^{(q)}$;
08	利用式(3)或者式(9)计算 $V^{(q)}$;
09	如果 $\ V^{(q)} - V^{(q-1)}\ < \varepsilon$ 或者 $q > T$,迭代结束,否则,转步骤06;
10	EndFor
11	由最终的隶属度判决,输出聚类结果。
12	END

3 实验结果与分析

为验证IS-FCM算法能够实现灰度不均衡图像的有效分割,选取无损检测图像进行实验,同时以经典的S-FCM算法^[9]、OS-FCM算法^[14]、EnFCM算法^[16]和FGFCM

算法^[17]作对比,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。

分割评价包含定性和定量两方面,定性主要是观察者经验、视觉效果,具有不确定性,定量评价主要由指标来衡量,这里采用分割准确率(SA),表示为^[17]:

$$SA = \sum_{i=1}^c \frac{A_i \cap C_i}{\sum_{j=1}^c C_j} \tag{24}$$

式中: A_i 是相应算法得到的属于第 i 类的集合, C_i 是标准分割结果中属于第 i 类的集合。另外,还需要对 IS-FCM 算法和对比算法的参数进行设定。模糊指数 $m=2$,迭代次数 $T=200$,迭代终止值 $\varepsilon=10^{-4}$,惩罚因子 $\alpha=0.5$,修正系数 β_{ij} 初始值统一设置为 1。S-FCM 算法、OS-FCM 算法和所提算法参数一致;EnFCM 算法和 FGFCM 算法采用 3×3 邻域^[16-17],其中 EnFCM 算法中控制邻域项作用的参数设置为 4,FGFCM 算法中尺度参数 λ_s 和 λ_g 都设置为 3^[17]。

3.1 工业无损检测图像分割实验

实验用工业无损检测图像^[3]及对应图像的标准分割结果由 M. Sezgin 给出,这方便我们对图像的分割结果进行定量评价。待分割图像分别命名为 NDT1~NDT5,其中图 1(a)所示为玻璃纤维增强塑料超声图像、图 2(a)所示为有缺陷的涡流图像等。5 幅图像相应的分割结果如图 1~5 所示,其中每幅图的图(a)是原始图像,图(b)是标准分割图,图(c)是灰度直方图,图(d)~(h)分别为 S-FCM 算法、OS-FCM 算法、EnFCM 算法、FGFCM 算法和本文的 IS-FCM 算法的分割结果,各个算法的 SA、得到的最终聚类中心统计如表 2、3 所示。

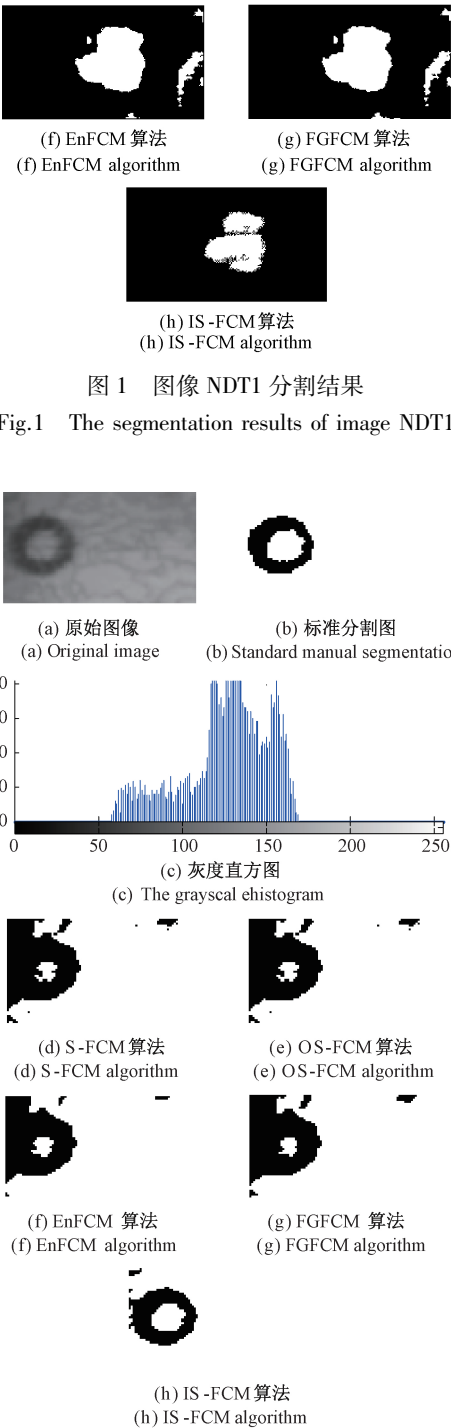
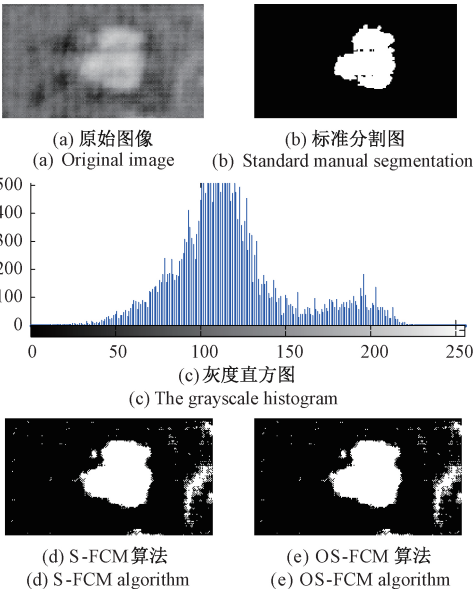


图 2 图像 NDT2 分割结果
Fig.2 The segmentation results of image NDT2

从定性和定量两方面评价算法分割效果。在定性评价方面,以每幅图像的标准分割图作为参考(即图 1~5 中的(b)),由图 1~5 的分割结果可以直观看出,IS-FCM 算法能够对 5 幅无损检测图像进行有效分割,更接近相应图像的标准分割图,而另外几种算法对 NDT1~NDT5

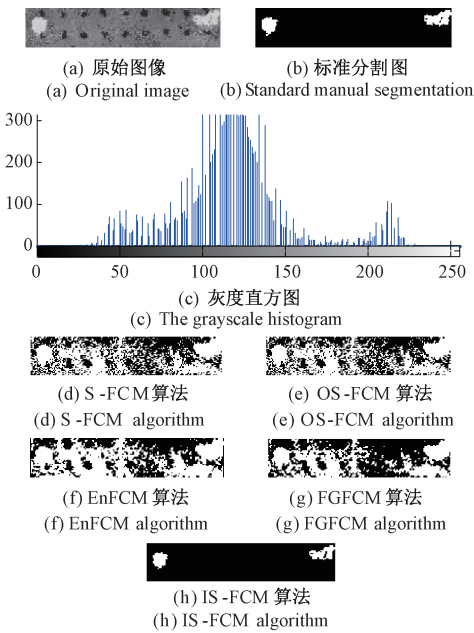


图 3 图像 NDT3 分割结果

Fig.3 The segmentation results of image NDT3

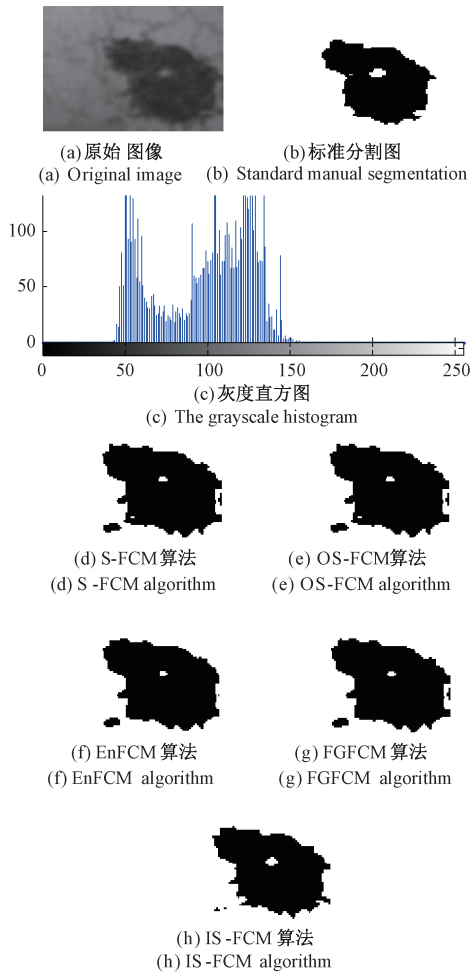


图 4 图像 NDT4 分割结果

Fig.4 The segmentation results of image NDT4

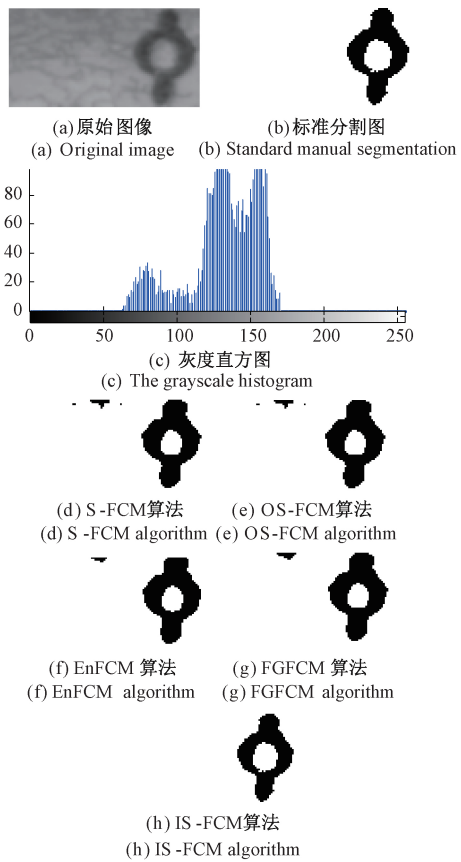


图 5 图像 NDT5 分割结果

Fig.5 The segmentation results of image NDT5

表 2 分割准确率 (SA)

Image	S-FCM	OS-FCM	EnFCM	FGFCM	IS-FCM
NDT1	93.59	93.61	94.73	94.59	98.54
NDT 2	85.61	85.60	83.33	85.56	97.77
NDT3	53.33	53.32	50.86	62.26	99.16
NDT4	93.01	93.03	90.11	92.96	96.33
NDT5	93.44	93.43	92.34	93.44	97.60

图像分割效果较差。在定量评价方面,由表 2 的统计看出,本文的 IS-FCM 算法相比于其它对比算法的 SA 更高。由表 3 可以看出,对于 NDT1 ~ NDT5,所提出的 IS-FCM 算法得到的聚类中心与对比算法相差较大,这里以 NDT1 为例进行说明:结合图 1(c) 的灰度直方图可以看出,IS-FCM 算法得到的聚类中心 (108.3, 193.0) 显然比其他聚类中心更符合直方图的分布情况,也就是说灰度值 108.3 更能够表征图 1(c) 左侧较大类的中心,灰度值 193.0 更能表征图 1(c) 右侧较大类的中心。综上,本文算法能够有效分割灰度分布不均衡的无损检测图像,即能够有效地使得图像的目标区和背景区相分离,从而为后续的图像识别与测量奠定基础。

表3 聚类中心
Table 3 Cluster centers

图像	NDT1	NDT 2	NDT3	NDT4	NDT5
S-FCM	(104.0,176.1)	(90.3,139.9)	(97.4,136.1)	(60.2,118.3)	(89.7,142.9)
OS-FCM	(104.1,176.1)	(90.2,139.9)	(97.3,136.1)	(60.2,118.2)	(89.7,142.6)
EnFCM	(104.2,178.5)	(88.0,138.9)	(98.1,130.1)	(61.4,117.7)	(91.6,142.3)
FGFCM	(105.0,178.9)	(90.6,139.8)	(104.3,133.9)	(60.5,118.2)	(90.1,142.8)
IS-FCM	(108.3,193.0)	(75.1,134.3)	(112.8,211.0)	(57.4,116.3)	(79.9,139.6)

3.2 红外图像分割实验

众所周知红外图像是热辐射成像,即根据物体红外辐射差异成像,广泛应用于晚上或者可见度较差的场景中^[18]。因此,在实际应用中要将目标物体与背景环境进行分割以对目标物体进行识别。如图6(a)和7(a)所示的红外图像命名为 NDT6、NDT7,其灰度直方图分别如图6(b)和7(b)所示,由直方图可以看出红外图像的灰度分布呈现不均衡特性。我们需要将图像中的人物与背景分割开来,采用上述算法对图6(a)和7(a)进行图像分割实验,实验结果分别如图6和7中的(c)~(g)所示。

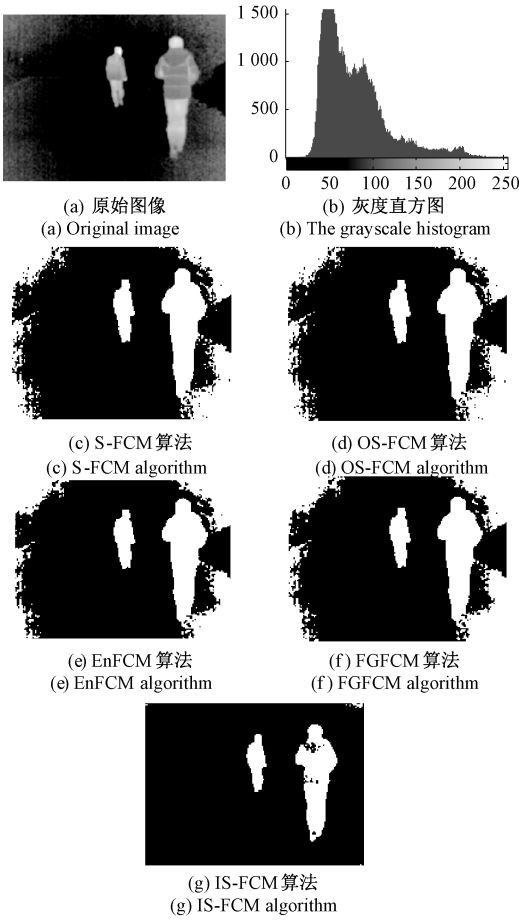


图6 红外图像 NDT6 分割结果

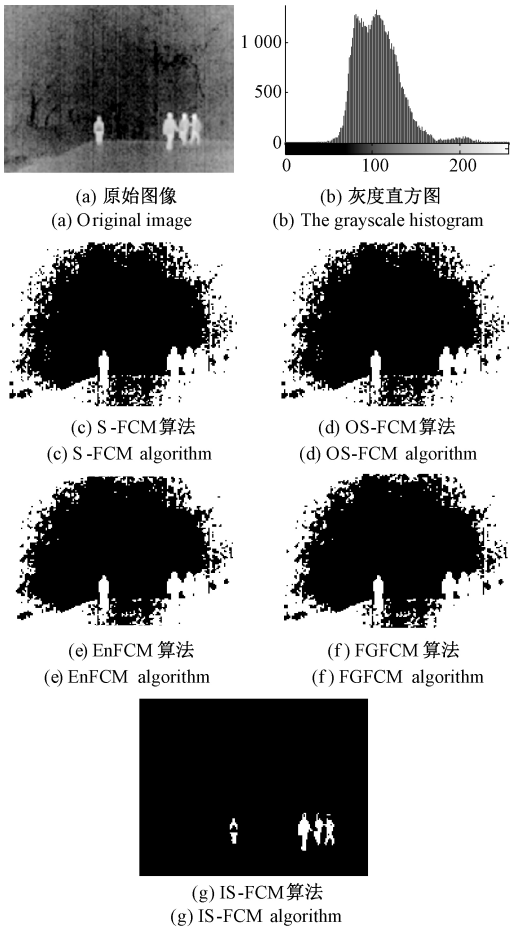


图7 红外图像 NDT7 分割结果

Fig.7 The segmentation results of infrared image NDT7

由图6和7可以看出,本文算法能够有效地将人物与背景环境进行分离,而其他对比算法不能将背景环境和人物有效分离。也就是说,本文算法能够将目标从背景环境中提取出来。通过有效地分割可以为后续的人物识别与跟踪等任务提供保障。

4 结 论

本文提出了一种改进版本的抑制式模糊聚类算法用

Fig.6 The segmentation results of infrared image NDT6

于分割灰度分布不均衡的无损检测图像。该算法通过将隶属度之和融入至 S-FCM 的目标函数中去,使得算法能够均衡化不同类大小对目标函数的贡献,并通过最小化目标函数推导得到了新的隶属度和聚类中心。最后利用无损检测图像对所提 IS-FCM 算法进行了验证,结果表明本文算法能有效分割灰度分布不均衡的无损检测图像,验证了所提算法的有效性。

参考文献

- [1] 李喜孟. 无损检测[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.
LI X M. Non-destructive testing[M]. Beijing: China Machine Press, 2011.
- [2] 王清晨, 景军锋. 采用机器视觉的金属表面横向裂纹检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(11): 71-77.
WANG Q CH, JING J F. Horizontal crack detection of metal surface based on machine vision[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(11): 71-77.
- [3] 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): 131-138.
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): 131-138.
- [4] 袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 基于 Otsu 方法的钢轨图像分割[J]. 光学精密工程, 2016, 24(7): 1772-1781.
YUAN X C, WU L SH, CHEN H W. Rail image segmentation based on Ostu threshold method[J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(7): 1772-1781.
- [5] 李艳, 李英浩, 高峰, 等. 基于互信息法和改进模糊聚类的温度测点优化[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(11): 2466-2472.
LI Y, LI Y H, GAO F, et al. Investigation on optimization of temperature measurement key points based on mutual information and improved fuzzy clustering analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(11): 2466-2472.
- [6] BOSE A, MALI K. Fuzzy-based artificial bee colony optimization for gray image segmentation [J]. Signal, Image and Video Processing, 2016, 10(6): 1089-1096.
- [7] 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.
- [8] 霍冠英, 刘静, 李庆武, 等. 空间约束 FCM 与 MRF 结合的侧扫声呐图像分割算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1): 226-235.
HUO G Y, LIU J, LI Q W, et al. Side-scan sonar image segmentation algorithm based on space-constrained FCM and MRF [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(1): 226-235.
- [9] FAN J L, ZHEN W ZH, XIE W X. Suppressed fuzzy c-means clustering algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9): 1607-1612.
- [10] HUNG W L, YANG M SH, CHEN D H. Parameter selection for suppressed fuzzy c -means with an application to MRI segmentation[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(5): 424-438.
- [11] HUNG W L, CHEN D H, YANG M S. Suppressed fuzzy-soft learning vector quantization for MRI segmentation[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2011, 52(1): 33-43.
- [12] SZILÁGYI L, SZILÁGYI S M. Generalization rules for the suppressed fuzzy c-means clustering algorithm[J]. Neurocomputing, 2014, 139: 298-309.
- [13] 肖满生, 肖哲. 抑制式模糊 C 均值聚类惩罚因子的改进[J]. 计算机应用, 2016, 36(9): 2427-2431.
XIAO M SH, XIAO ZH. Improvement of penalty factor in suppressed C-means clustering [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(9): 2427-2431.
- [14] 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.
- [15] LIU Y, HOU T, LIU F. Improved fuzzy c-means method for unbalanced dataset [J]. Electronics Letters, 2016, 51(23): 1880-1882.
- [16] SZILÁGYI L, BENYÓ Z, SZILÁGYI S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy c-means algorithm [C]. Annual International Conference of

the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2003, 17-21.

- [17] 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.
- [18] 李方舟, 赵耀宏, 向伟, 等. 基于改进非局部均值的红外图像混合噪声去除方法 [J]. 红外与激光工程, 2019, 48(S1): 163-173.
- LI F ZH, ZHAO Y H, XIANG W, et al. Infrared image mixed noise removal method based on improved NL-means [J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(S1): 163-173.

作者简介



朱占龙, 2008 年于燕山大学获得学士学位, 2011 年于燕山大学获得硕士学位, 2015 年于东南大学获得博士学位, 现为河北地质大学信息工程学院讲师, 主要研究方向为图像处理和数据处理。

E-mail: zhuzl@hgu.edu.cn; zzl_seu@163.com

Zhu Zhanlong received his B. Sc. degree in 2008 and M. Sc. degree in 2011 both from Yanshan University, and received his Ph. D. degree in 2015 from Southeast University. Now, he is a lecturer in School of Information Engineering, Hebei GEO University. His main research interest includes image processing and data processing.



郑一博(通信作者), 2003 年和 2006 年于河北大学分别获得学士和硕士学位, 2012 年于天津大学获得博士学位, 现为河北地质大学副教授, 主要研究方向为光电传感和数据处理。

E-mail: yibo_zheng@126.com

Zheng Yibo (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Hebei University in 2003 and 2006, respectively, and received his Ph. D. degree in 2012 from Tianjin University. Now, he is an associate professor in Hebei GEO University. His main research interest is photoelectric sensing and data processing.