

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003123

基于改进 PCM 聚类方法的绝缘子图像分割*

黄化入¹ 谢维成¹ 张彼德¹ 曹倩²

(1. 西华大学 电气与电子信息学院 成都 610039; 2. 重庆大学 自动化学院 重庆 400044)

摘要:针对绝缘子图像背景复杂多样而导致提取绝缘子区域困难的问题,提出了一种改进的可能性 C-均值聚类方法(PCM)对绝缘子图像进行分割。方法主要基于两个方面进行改进,一方面通过定义局部相关因子、引入图像的空间局部信息以增强对噪声的抗干扰能力、提高分割精度;另一方面通过在损失函数中加入类中心相斥项缓解传统 PCM 聚类中心点重合问题。实验利用人工合成数据和复杂背景的绝缘子图像对比该算法与 FCM、PCM、K-means、KFCM 和 IFCM 算法的聚类分割性能。结果表明改进 PCM 对噪声抗干扰能力更强、聚类精度更高,且对绝缘子图像的平均分割误差为 0.153,相比其他对比方法对复杂环境下的绝缘子图片有更好的分割性能。

关键词: 绝缘子;图像分割;局部相关;类中心相斥

中图分类号: TN911.73;TM726 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Segmentation method of insulator disk based on improved PCM

Huang Huaru¹ Xie Weicheng¹ Zhang Bide¹ Cao Qian²

(1. School of Electrical Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039, China;

2. Automation Academy, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Aiming at the problem that the complex and diverse background in insulator images makes it difficult to extract insulator regions in practice, proposes an improved PCM clustering algorithm to segment the insulator image. To improve the algorithm from two aspects, firstly, by defining the local correlation factor, introducing the spatial local information of the image enhances the anti-jamming ability and improves the segmentation accuracy, secondly, adding the repulsive term of class center to the loss function alleviates the central point overlapping problem of traditional PCM. In the experiment, using artificial data and images of insulator with complex background to compare the proposed algorithm with FCM, PCM, K-means, KFCM and IFCM clustering algorithm. The results show that, the improved PCM has stronger anti-interference ability and higher clustering accuracy, which has better segmentation performance for insulator images than other contrast methods, and the average segmentation error is 0.153.

Keywords: insulator; image segmentation; local similarity; the centroid repulsion

0 引言

使用图像处理的方法对绝缘子进行污秽程度识别^[1-3]和缺陷检测^[4]等能够极大的降低成本、避免人工的主观失误。而如何将绝缘子从复杂的背景中精确分割出来是整个技术路线中十分重要的环节,它直接影响着用

于研究绝缘子的特征量能否提取准确。实际情况中绝缘子所处的背景复杂多样,这使得对绝缘子图像的分割变得十分困难。而在研究绝缘子污秽程度识别和缺陷检测的过程中许多研究人员的方案中对绝缘子图像分割时没有考虑到复杂环境的影响,因此准确的将绝缘子从复杂的背景中提取对于研究基于图像的方法分析研究绝缘子具有重要的意义。

收稿日期: 2020-05-06 Received Date: 2020-05-06

* 基金项目: 教育部“春晖计划”(Z2017077, Z2018087)、国家自然科学基金(61174401)、四川省科技计划(2019ZYZF0145)、西华大学研究生创新基金(yccj2019051)资助项目

传统的分割方法有阈值分割^[5]、区域法^[6]、分水岭变换^[7-8]等,它们仅仅利用了图像的某单一低级语义进行图像分割,文献[4]即使用传统 Otsu 阈值算法对绝缘子图像进行分割,但当面临更为复杂多变的分割背景时,分割效果将无法达到预期的要求^[9]。深度卷积网络在语义分割^[10-12]中表现出强大的性能,但实际情况中使用深度学习对此研究具有很大的困难和对硬件有更高的要求。首先深度学习进行训练需要大量的学习样本,而绝缘子图片大量获取因其安装位置变得十分不易。同时深卷积神经网络^[13-16]通常由大量卷积组成,导致需要大量的计算成本和参数存储成本,因此如若要在嵌入式设备上部署卷积神经网络(CNN)是十分困难的。

针对于绝缘子图像的分割,绝缘子自身的色彩值分布较为集中,主要困难在于背景多样且复杂使得图像变成了非线性的和非球形的数据。在背景中也可能存在大片色彩值集中的区域、与绝缘子在色彩值上相近的区域以及许多小块色彩不一的区域形成影响分割的不良因素。因此仅凭借单一的某一低级语义,将无法良好地完成绝缘子分割任务。而聚类是实现图像分割的一种有效的无监督方法,它可以结合图像中的多种信息对图像进行分割。聚类方法主要分为硬聚类和软聚类,“硬”指隶属度相对精确,因其硬聚类的特点使用硬聚类 K-means 算法^[17]对绝缘子图像进行分割容易陷入局部最优。软聚类以模糊 C-均值聚类(fuzzy C-means, FCM)算法为代表,隶属度相对模糊,更适合于背景复杂具有不确定性的图像分割。

不过 FCM 聚类虽然在图像分割中比硬聚类更好的表达了样本点在类属时存在的中介性,但由于它使样本在所有类中的隶属度之和等于 1 的强联系下表现出了明显的缺陷,即对噪声非常敏感。正是为了解决 FCM 存在的野点敏感缺陷,提出了许多改进的 FCM 方法。与 FCM 同类型的聚类方法可能性 C-均值聚类(PCM),解开了隶属度等于 1 的强约束,弱化样本点之间的联系,以此解决了 FCM 对噪声敏感的缺陷。不过在解决了缺陷的同时出现了新的问题,由于样本点之间的联系过于弱化,造成每个样本点的类属几乎是独立的,进而导致了聚类一致性(中心点重合)。Park^[18]提出了 IFCM 模型,通过引入了直觉水平修改隶属度的形式以此减轻噪声的影响。不过 IFCM 虽然可以在一定程度上识别非线性数据类别,但由于它不考虑空间信息,仍然对噪声敏感。Meenakshi 等^[19]使用 KFCM 算法进行超声胎儿图像器官分割, KFCM 一定程度弥补了 FCM 算法的不足,但抗野点的干扰能力有限。

以上方法均未考虑图像的局部空间信息,对噪声的抗干扰能力不足,用于绝缘子图像分割的精度还有待提高。因此本文根据复杂环境下绝缘子图像的特点,针对

增强对噪声点的抗干扰能力和 PCM 的聚类一致性问题,聚焦于引入图像局部空间信息提高分割能力和缓解传统 PCM 聚类算法聚类一致性问题。提出一种改进的 PCM 聚类方法,在损失函数中引入类间互斥项和局部相似因子,利用局部相似的特性强化样本点与领域样本点的联系以增强分割性能,对复杂背景下的绝缘子进行更加准确分割。

1 PCM 算法

模糊聚类算法模型是约束条件下寻求最优解的问题。给定样本空间 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, PCM 的约束条件如下:

$$E_{\text{pcm}} = \{T \in R^{cn}; 0 \leq t_{ij} \leq 1, \forall i, j\} \quad (1)$$

PCM 损失函数:

$$J_{\text{pcm}}(T, V; X, \gamma) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c t_{ij}^m d_{ij}^2 + \sum_{i=1}^c \gamma_i \sum_{j=1}^n (1 - t_{ij})^m = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c \|x_j - v_i\|^2 t_{ij}^m + \sum_{i=1}^c \gamma_i \sum_{j=1}^n (1 - t_{ij})^m \quad (2)$$

式中: $T \in E_{\text{pcm}}$, $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ 为聚类中心组成的矢量; n 为样本点的数目; c 为类别数; m 为模糊因子(在不作特殊要求下取 $m=2$); d_{ij} 为第 j 个样本点到第 i 个聚类中心的欧氏距离; γ_i 是人为给定的常数。使用 Lagrange 乘法,结合式(1)的约束条件最小化 J_{pcm} , 得到聚类中心 v_i 和隶属度 t_{ij} 的更新公式:

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

$$t_{ij} = \left(1 + \left(\frac{d_{ij}^2}{\gamma_i}\right)^{\frac{1}{m-1}}\right)^{-1} \quad 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n \quad (4)$$

γ_i 的取值可通过式(5)求得。

$$\gamma_i = K \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (\text{通常取 } K = 1) \quad (5)$$

2 改进 PCM 聚类算法

2.1 类间互斥

通过使类中心之间相互排斥,解决 PCM 聚类一致性的问题。在损失函数中加入类中心之间距离的惩罚项,以达到抑制类中心点重合的目的。引入的惩罚项为:

$$\lambda \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{k \neq i, k=1}^c t_{ij}^m \frac{1}{\|v_i - v_k\|^2} \quad (6)$$

式中: $\frac{1}{\|v_i - v_k\|^2}$ 可以看出,当两个类中心点十分接近

是损失值将急剧增大,当类中心重合时,则损失值将是无穷大。通过上诉的惩罚项可以有效的抑制 PCM 的类中心重合问题。其中加入 t_{ij}^m 与最小化每类内数据点之间距离项 $\sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c t_{ik}^m d_{ik}^2$ 保持一致, λ 用于调控两项之间的偏重程度。若 $0 < \lambda < 1$ 则表示损失函数中更重视最小化类内数据点的距离,若 $\lambda > 1$ 则表示损失函数更重视最大化类中心点之间的距离即类间的距离。而实际情况中为避免初始化类中心过于靠近,使得该惩罚项占据整个损失函数,因此 λ 取值一般情况取值将 < 0.1 (λ 具体取值需根据特征值的取值范围进行调节)。

2.2 局部特征相似性

在绝缘子图片中,因为绝缘子盘面呈现的色彩值集中,因此在每个绝缘子盘面像素点周围大部分都是具有相似特征的同类像素点。基于这样的理论,通过在损失函数中增加局部空间信息,以更好的抑制噪声点,提高对绝缘子的分割效果。假设第 j 个像素点是滤波窗口的中心像素点(如 3×3 窗口),定义局部相关因子 s_{ij} (j 像素点属于第 i 类的局部相关因子)及描述其意义。

对图像进行 PCM 聚类分割,设置分割的类别数为 c ,则会存在 c 个隶属度图像矩阵 T 。 T_i 表示一个图像矩阵,矩阵中每一个数值分别是对应位置像素属于第 i 类的隶属值。然后分别对每个概率图像矩阵 T 进行高斯加权滤波,得到矩阵 W 定义为邻近相关矩阵。可以得到 w_{ij} (属于第 i 类邻近相关矩阵的第 j 个像素点滤波后的值)是由周围像素点值根据高斯函数关系加权所得到的,即

表现为周围像素离中心点越近影响越大,由近到远的影响力(权值)由高斯函数所决定,使得每个中心点 j 与周围的像素点产生了一定的联系,因此也可表现为 j 中心点领域范围内所有像素点属于 i 类的数值化。对 w_{ij} 进行标准化如下:

$$Q_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^c w_{ij}} - \frac{1}{c} \tag{7}$$

定义局部相关因子 s_{ij} 为:

$$s_{ij} = \frac{1}{1 + Q_{ij}} \tag{8}$$

将相关因子与 PCM 损失函数第一项相乘得到新的类内距离项:

$$\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n t_{ij}^m s_{ij} \|x_j - v_i\|^2 \tag{9}$$

由于 PCM 的条件约束松弛的特点例子中像素矩阵中心点的概率隶属值只纯粹表示像素点属于某类的概率值,因此在该像素点受到各种影响(噪声、光照影响等)的情况下,如图 1 所示(中心本应该为第 1 类),进行误判。其实在计算时,该像素点隶属于两类的值都很低,但在判别时因为第 2 类隶属值略微高于第 1 类就最终判定为第 2 类,这样的判定将是十分草率的。图中先进行隶属度图像矩阵 T_1 与 T_2 进行高斯滤波,滤波后的问题中心点集合了周围像素点的综合评价价值,得到邻近相关矩阵 W_1 与 W_2 。再经过计算式(7)和(8)得到该像素点的相关因子。

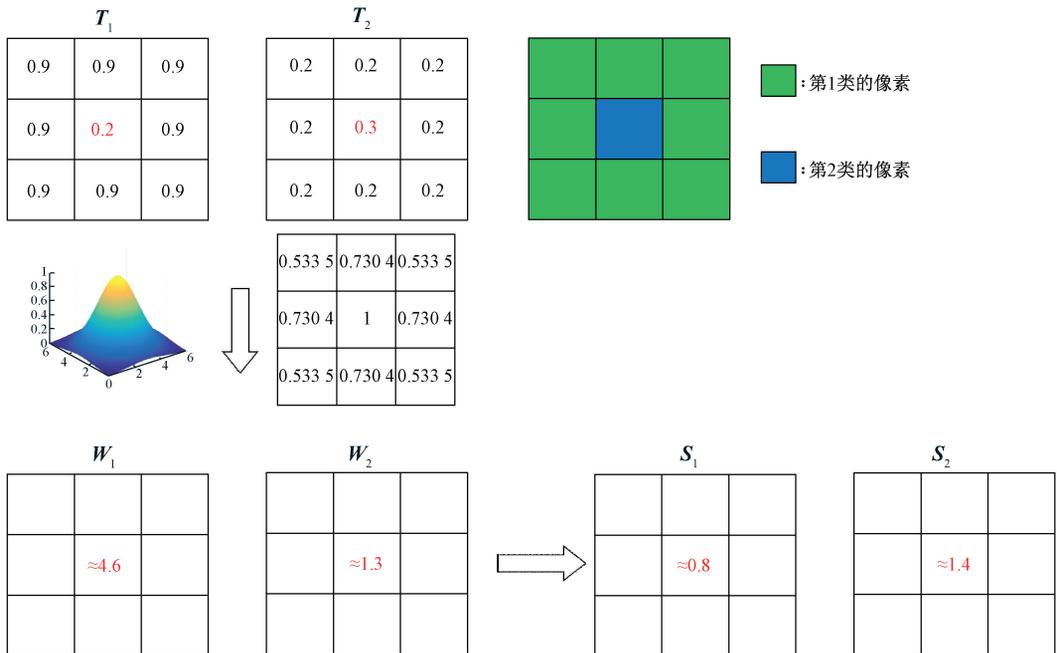


图 1 滤波示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the filter

通过以上所述可以看出 j 中心像素点的概率值在经过高斯加权滤波后将受到周围像素的概率值所影响。如对于第 i 类的概率图像矩阵 T_i , 当 j 中心点周围像素的概率值比较大时, w_{ij} 值将会增大, 同时通过式 (7) ~ (9) 可知随着 w_{ij} 增大 s_{ij} 将减小, 这使得损失函数减小, 即将 j 像素点判断为第 i 的概率将增大。

所提局部相关因子 S 的意义为在解决了 FCM 强约束条件使得聚类中心对野点敏感的问题, 同时也缓解了 PCM 约束过于弱化, 使像素点与周围邻近像素点有了一定的联系。同时所提局部相关因子 S 可以提高对样本点的类别判定能力, 契合了空间上聚类的思想以及绝缘子盘面特征集中的特点。

2.3 改进 PCM 损失函数的形式

在引入局部相似以及聚类中心互斥的情况下, 最终的损失函数形式如下:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n t_{ij}^m s_{ij} \|x_j - v_i\|^2 + \sum_{i=1}^c \gamma_i \sum_{j=1}^n (1 - t_{ij})^m + \lambda \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{k \neq i, k=1}^c t_{ij}^m \frac{1}{\|v_i - v_k\|^2} \quad (10)$$

式中: $\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n t_{ij}^m \cdot s_{ij} \|x_j - v_i\|^2$ 用于实现最小化同类数据点之间的距离, 其中引入的局部相似因子 s_{ij} 则在原始模糊聚类只考虑到数据间基本特征相似 (如颜色、纹理等) 的基础上, 使得第 1 项融入了空间上特征, 更好的描述了同类数据之间的关系; 因为 PCM 聚类放松了 FCM 的约束使用式 (1) 约束, $\sum_{i=1}^c \gamma_i \sum_{j=1}^n (1 - t_{ij})^m$ 则用于抑制隶属度矩阵变成 0 矩阵, 也是避免出现某类别中没有数据的现象; $\lambda \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{k \neq i, k=1}^c t_{ij}^m \frac{1}{\|v_i - v_k\|^2}$ 则是实现类中心互相排斥的效果, 用于避免 PCM 出现类中心重合的现象。

最小化式 (10), 分别对 t_{ij} 和 v_i 求偏导:

$$\frac{\partial J}{\partial t_{ij}} = m s_{ij} \|x_j - v_i\|^2 t_{ij}^{m-1} - m \gamma_i (1 - t_{ij})^{m-1} + \sum_{k \neq i, k=1}^c \frac{\lambda m t_{ij}^{m-1}}{\|v_i - v_k\|^2} \quad (11)$$

$$\frac{\partial J}{\partial v_i} = -2 \sum_{j=1}^n t_{ij}^m s_{ij} (x_j - v_i) - 2 \lambda \sum_{j=1}^n \sum_{k \neq i, k=1}^c t_{ij}^m \frac{v_i - v_k}{\|v_i - v_k\|^4} \quad (12)$$

令式 (11) 等于 0, 可得到隶属度迭代公式:

$$t_{ij} = \frac{1}{1 + \left(\frac{s_{ij} \|x_j - v_i\|^2 + \lambda \sum_{k \neq i, k=1}^c \|v_i - v_k\|^{-2}}{\gamma_i} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (13)$$

从式 (13) 可以更加直观的看出局部相似因子的作

用, 当对 j 数据点进行 i 类的隶属度更新时, 如果其周围数据点属于 i 类的隶属度高则 s_{ij} 为较小值, 对应更新 j 数据点属于 i 类的隶属值 t_{ij} 将增大。反之如果周围数据点属于 i 类的隶属度低, 则对应更新 j 数据点的属于 i 类的隶属值 t_{ij} 将减小。

令式 (12) 等于 0, 可得公式:

$$\sum_{j=1}^n t_{ij}^m s_{ij} (x_j - v_i) + \lambda \sum_{j=1}^n \sum_{k \neq i, k=1}^c t_{ij}^m \frac{v_i - v_k}{\|v_i - v_k\|^4} = 0 \quad (14)$$

为了简化计算, 令 $\|v_i - v_k\|^4 = D_{ik}$, 将其看作类中心之间的相斥程度, 因此得到类中心点的迭代公式:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n \sum_{k \neq i, k=1}^c t_{ij}^m \frac{v_k}{D_{ik}} - \sum_{j=1}^n t_{ij}^m s_{ij} x_j}{\lambda \sum_{j=1}^n \sum_{k \neq i, k=1}^c t_{ij}^m \frac{1}{D_{ik}} - \sum_{j=1}^n t_{ij}^m s_{ij}} \quad (15)$$

通过式 (13) 和 (15) 的更新迭代可以找到最优的隶属度和类中心。

2.4 改进 PCM 的算法描述

通过上述的公式推导, 将改进 PCM 的算法步骤如下。

1) 设置参数, 模糊因子 m 、滤波的窗口大小 $n \times n$ 、聚类类别数 c 、最大迭代次数 Max_t 、调控因子 λ 以及误差阈值 ε 。

2) 使用 FCM 返回的隶属度矩阵 U 和类中心 V 作为该算法的初始隶属度 T_0 和聚类中心 V_0 , 初始化迭代次数 $t=1$, 并且通过式 (5) 计算得到 γ_i 。

3) 通过对每一个隶属度图像矩阵滤波以及式 (7) 和 (8) 得到 s_{ij} 。

4) 通过式 (13) 更新得到隶属度矩阵 $T(t+1)$, 根据式 (15) 更新聚类中心矩阵 $V(t+1)$ 。

5) 当 $t=\text{Max}_t$ 或者当 $\|T(t+1) - T(t)\| < \varepsilon$ 时, 算法终止, 否则返回步骤 3)。

3 实验结果与分析

使用 MATLAB R2016a 在 PC 处理器为 Intel Core i7-2 620 M 2.70 GHz, 内存大小为 6 GB 的 PC 上分别应用 FCM、PCM、K-means、KFCM、IFCM 算法和改进的 PCM 算法对噪声点数据集以及绝缘子图片进行聚类分割。聚类算法仿真时设置聚类数 $c=3$ (多次实验择优选择), 滤波的窗口大小 3×3 , 模糊因子 $m=2$, 最大迭代次数 $\text{Max}_t=100$, 调控因子 $\lambda=0.05$, 误差阈值 $\varepsilon=0.01$ 。

3.1 数据集聚类结果分析

许多方法仅考虑了数据点之间的距离作为唯一判断标准, 是使得对噪声点敏感的主要原因。因为当噪声点

离每个簇都很远时将会极大的偏移簇中心位置,从而影响到其他数据点的准确分类。图 2 所示为 3 类数据受到噪声点情况的分类结果(二维数据分类中,改进 PCM 通过数据点最近的 9 数据点求得相关因子 s_{ij}),可以看出没有引入局部空间信息的 FCM、K-means 和 IFCM 受到噪声点的影响比较大,而 PCM 由于其本身的约束改变表现出一定抗干扰能力。KFCM 则因将数据点映射在某高维空间中,噪声点可能离簇不远,表现的干扰不强,但这比较依

赖核函数针对该数据集的有效性。而改进 PCM 因其引入了局部信息,同时相关因子 s 的引入,使得远处的噪声点对正常数据影响权重降低,因此具有更强的抗干扰能力。同时在局部空间信息的引入,也能一定程度上缓解簇大小不平衡对分类带来的影响。图 3 所示为簇大小不均的数据分类结果,3 类数据大小分别为 800、300 和 800 个数据点,使用改进 PCM 算法,簇大小不平衡带来的影响相比其他算法更小。

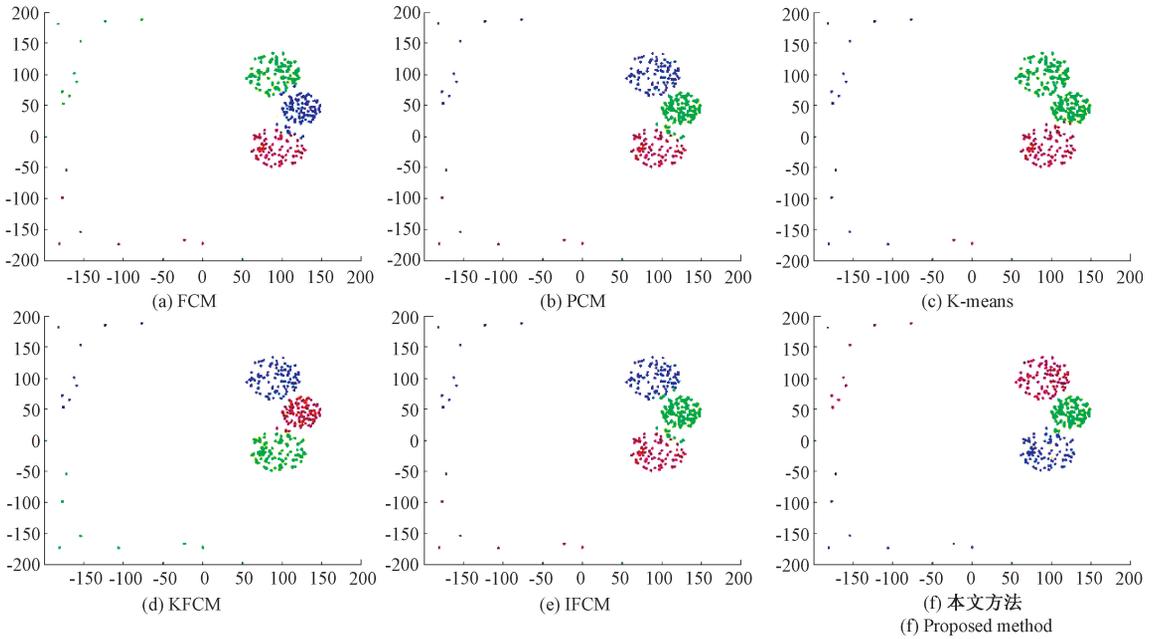


图 2 第 1 组数据实验结果

Fig. 2 Experimental results of the first data set

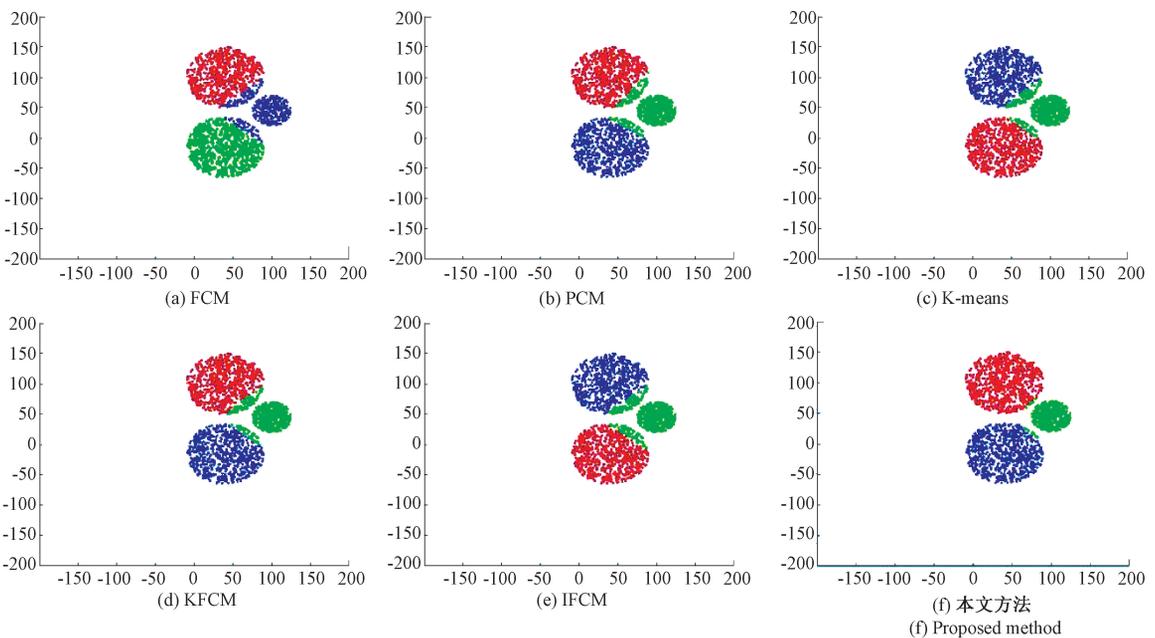


图 3 第 2 组数据实验结果

Fig. 3 Experimental results of the second data set

为更直观的评价各个算法对以上 2 组数据的分类性能,本文采用以下 3 种评价标准对聚类结果进行评价。

1) Accuracy (AC) 评价指标

$$AC = \frac{N_{cor}}{N} \quad (16)$$

式中: N_{cor} 为正确分类的样本数; N 为总样本数。

2) ARI 评价指标

$$RI = \frac{a + d}{a + b + c + d} \quad (17)$$

$$ARI = \frac{RI - E(RI)}{\max(RI) - E(RI)} \quad (18)$$

假设 U 是外部评价标准即 true_label; V 是聚类结果。设定 4 个统计量, a 为在 U 中为同一类且在 V 中也为同

一类别的数据点对数; b 为在 U 中为同一类但在 V 中却隶属于不同类别的数据点对数; c 为在 U 中不在同一类但在 V 中为同一类别的数据点对数; d 为在 U 中不在同一类且在 V 中也不属于同一类别的数据点对数。

3) NMI 评价指标

$$NMI = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c N_{ij} \ln \frac{N \times N_{ij}}{N_i \times N_j}}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^c N_i \ln \frac{N_i}{N}\right) \times \left(\sum_{j=1}^c N_j \ln \frac{N_j}{N}\right)}} \quad (19)$$

式中: N_{ij} 为第 i 个聚类与 j 类之间的契合度; N 为总样本数; N_i 表示第 i 个聚类的样本数目; N_j 表示第 j 个聚类的样本数目。

表 1 为几种方法对以上两组数据分类的评价结果。

表 1 评价结果

Table 1 Results of evaluation indicators

实验组别	指标	FCM	PCM	K-means	KFCM	IFCM	本文方法
第 1 组	AC	0.952 5	0.965 2	0.667 7	0.987 3	0.962 5	0.990 5
	ARI	0.863 3	0.902 4	0.532 1	0.963 2	0.883 3	0.972 0
	NMI	0.847 4	0.897 2	0.645 3	0.951 0	0.887 4	0.960 7
第 2 组	AC	0.923 2	0.936 8	0.937 9	0.942 1	0.923 2	0.997 9
	ARI	0.815 4	0.847 5	0.851 1	0.860 6	0.815 4	0.994 8
	NMI	0.783 6	0.810 5	0.815 5	0.823 1	0.783 6	0.988 0

3.2 绝缘子图像分割

对实际情况中复杂多变的背景绝缘子图像进行分割,对比几种方法针对实际情况的分割性能。

1) 聚类特征的选取

使用 RGB 颜色空间的 R、G、B 三个颜色分量作为特征是图像处理中比较常用的方法,但是 R、G、B 三个颜色分量具有高度的相关性,并且两点间的氏距离与颜色距离呈非线性关系,因此在聚类的图像分割中并不适用。在色彩特征中选取 Lab 颜色空间中 a 、 b 分量以及 HSV 色彩空间中的 H 与 S 分量^[20], Lab 颜色空间由一个亮度分量 L 和两个颜色分量 a 、 b 组成,在此空间中不同的两个点之间的色彩分布是均匀的^[21],同时 Lab 的色彩空间要比 RGB 模式和 CMYK 模式的色彩空间大,这就意味着 Lab 空间中可以容纳更丰富的图像色彩信息。并且在绝缘图像进行分割时,需要考虑到光照分布不均的情况,而正好 Lab 与 HSV 颜色空间可以将色彩信息与亮度信息相区分开。

2) 分割结果

图 4 为对绝缘子图像的分割结果,其中 FCM、与 PCM 的分割效果明显较差与其他几种算法,分割错误的区域较大。K-means 聚类算法的分割结果虽然看起来还不错,但是算法很容易陷入局部最优(表中是多次运行择优的结果)。KFCM 虽然将数据映射到了高维空间,加快了计算速度,并且具有强大的非线性的计算能力,但是此

次实验中的 KFCM 模型并没有表现良好的分割性能,原因在于核函数并不是针对于本次研究而特定的核函数,面对不同具体问题通常需要不同的核函数,而寻找针对于特定数据的核函数通常需要花费漫长的时间。IFCM 模型在实验中表现的分割性能较优于前几种算法,能个提取绝大部分的绝缘子盘面,但是由于它并没有考虑空间信息,所以有少部分误分割区域。改进的 PCM 聚类方法,在解决了 PCM 固有的聚类一致性问题的基础上,增加了空间信息,在实验中能够基本将绝缘子盘面分割出来。

通过观察几种方法的分割结果图无法客观的对比方法的分割性能,因此采用分割误差指标客观的定量分析这些方法的分割效果。其中分割误差的表达式为:

$$\text{分割误差} = \frac{|\text{实际分割面积} - \text{目标真实面积}|}{\text{目标真实面积}} \quad (20)$$

表 2 为所比较的几种方法对 4 张不同的绝缘子图片进行分割的分割误差表,其中可以客观的看出改进 PCM 聚类分割方法相比其他几种方法分割错误的区域更小,分割性能更好。同时如表 3 所示,对算法进行时耗对比,侧面对比算法的时间复杂度。由表 3 可以看出,因为增加了对空间信息的计算,使得文章算法相比其他算法所耗时间略长。综合算法的分割性能和算法时耗,可以看出改进 PCM 算法分割精度和鲁棒性得到了一定的提高,而在计算量上也有所增加,但其综合性价比和实效性相对其他算法有所提高。

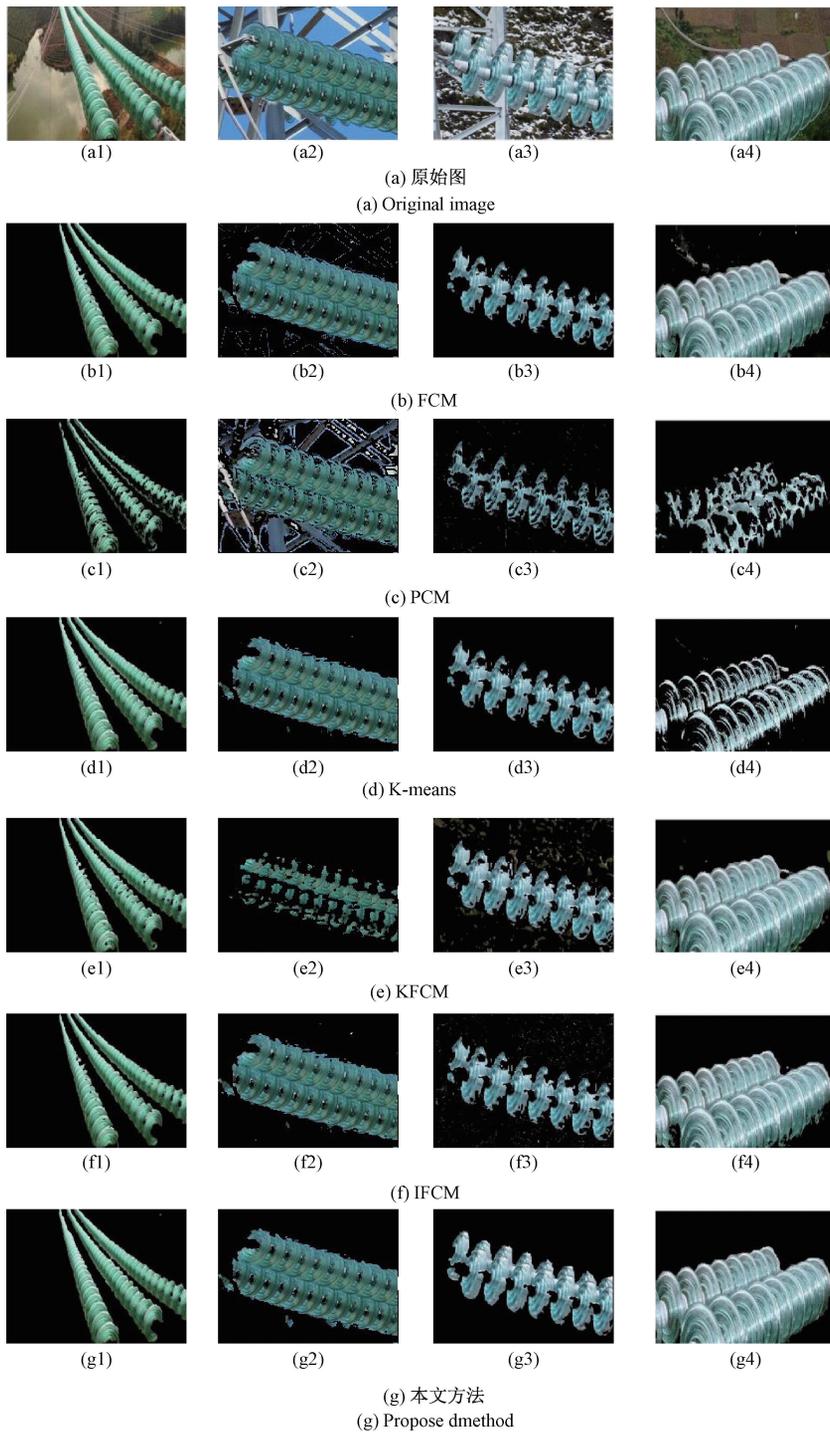


图 4 绝缘子图像分割结果

Fig. 4 Image segmentation of insulator

4 结 论

在对绝缘子进行图像处理的过程中,为了解决从复杂背景中提取绝缘子盘面的问题,针对绝缘子的特点进行图像分割,提出了一种基于改进的 PCM 聚类方法。算

法增加类中心相似惩罚项实现不同类间的相互排斥,解决了传统 PCM 聚类一致的缺陷,同时通过增加局部相似因子引入了图像的空间局部特征进一步提高分割效果。改进 PCM 聚类算法相较于其他几种所提聚类分割方法有更强的抗干扰能力,能够更好的将绝缘子从复杂背景中分割出来,为进行绝缘子图像分割提供了一种方法参

表 2 分割误差

Table 2 Segmentation error

分割方法	分割误差				平均分
	(a1)~(g1)	(a2)~(g2)	(a3)~(g3)	(a4)~(g4)	割误差
FCM	0.164	0.332	0.320	0.240	0.346
PCM	0.191	0.864	0.481	0.671	0.552
K-means	0.132	0.182	0.311	0.278	0.226
KFCM	0.161	0.430	0.302	0.205	0.275
IFCM	0.156	0.187	0.249	0.192	0.196
本文	0.124	0.149	0.152	0.186	0.153

表 3 图像分割耗时

Table 3 Time consuming for image segmentation (s)

分割方法	消耗时间				平均
	(a1)~(g1)	(a2)~(g2)	(a3)~(g3)	(a4)~(g4)	耗时
FCM	1.024	1.578	1.511	1.857	1.493
PCM	0.989	1.913	1.332	1.811	1.509
K-means	1.241	2.356	3.041	2.741	2.345
KFCM	1.012	3.476	1.875	2.550	2.228
IFCM	1.051	2.016	2.532	1.902	1.875
本文	1.255	3.142	2.874	2.914	2.546

考。不足之处,改进 PCM 算法计算空间信息也一定程度上增大了算法复杂度,其每次迭代大部分增加的计算量约为对 c 张灰度图像的滤波操作。如何解决这个缺陷,可以考虑研究如何提取足够空间信息的同时减少迭代过程中的滤波操作。

参考文献

- [1] 邱彦,张血琴,郭裕钧,等.基于高光谱技术的绝缘子污秽等级检测方法[J].高电压技术,2019,45(11):3587-3594.
- QIU Y, ZHANG X Q, GUO Y J, et al. Detection method of insulator contamination grades based on hyperspectral technique [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(11): 3587-3594.
- [2] 金立军,田治仁,高凯,等.基于红外与可见光图像信息融合的绝缘子污秽等级识别[J].中国电机工程学报,2016,36(13):3682-3691,3389.
- JIN L J, TIAN ZH R, GAO K, et al. Discrimination of insulator contamination grades using information fusion of infrared and visible images [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(13): 3682-3691, 3389.
- [3] 刘子英,肖建华,邓芳明.基于可见光图像识别的绝缘子污秽等级判别[J].传感器与微系统,2019,38(12):136-139.
- LIU Z Y, XIAO J H, DENG F M. Identification of insulator contamination grade based on visible light image re-cognition [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(12): 136-139.
- [4] 商俊平,李储欣,陈亮.基于视觉的绝缘子定位与自爆

缺陷检测[J].电子测量与仪器学报,2017,31(6):844-849.

SHANG J P, LI CH X, CHEN L. Location and detection for self explode insulator based on vision [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(6):844-849.

- [5] 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.

- [6] 刘小园,杨磊.基于加权全局图像拟合能量的主动轮廓图像分割模型[J].电子测量与仪器学报,2018,32(1):89-95.

LIU X Y, YANG L. Active contour image segmentation model based on weighted global image fitting energy [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(1):89-95.

- [7] 桑艳艳,李昕.基于改进分水岭算法的菌落图像分割[J].电子测量技术,2019,42(6):87-93.

SANG Y Y, LI X. Colony image segmentation based on improved watershed algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(6):87-93.

- [8] 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, WUI 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.

- [9] 姜枫,顾庆,郝慧珍,等.基于内容的图像分割方法综述[J].软件学报,2017,28(1):160-183.

JIANG F, GU Q, HAO H ZH, et al. Survey on content-based image segmentation methods [J]. Journal of Software, 2017, 28(1):160-183.

- [10] CHEN L, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs. [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2018, 40(4), 834-848.

- [11] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation. [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Press, 2015: 3431-3440.

- [12] CHEN L, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic

- image segmentation. [C]. Proceedings of European Conference on Computer Vision, Springer Verlag, 2018: 833-851.
- [13] 刘涵, 郭润元. 基于 X 射线图像和卷积神经网络的石油钢管焊缝缺陷检测与识别[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 247-256.
LIU H, GUO R Y. Detection and identification of SAWH pipe weld defects based on X-ray image and CNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 247-256.
- [14] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Press, 2016: 770-778.
- [15] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Press, 2012: 1097-1105.
- [16] SIMONYAN K, ZISSENMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C]. Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations, International Conference on Learning Representations, 2015.
- [17] 李金涛, 艾萍, 岳兆新, 等. 基于 K-means 聚类算法的改进[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(6): 9-13, 21.
LI J T, AI P, YUE ZH X, et al. Improvement of clustering algorithm based on K-means [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(6): 9-13, 21.
- [18] PARK D C. Intuitive fuzzy C-means algorithm for MRI segmentation [C]. International Conference on Information Science & Applications, IEEE, 2010: 1-7.
- [19] MEENAKSHI S, SUGANTHI M, SURESHKUMAR P.

Segmentation and boundary detection of fetal kidney images in second and third trimesters using kernel-based fuzzy clustering [J]. Journal of medical systems, 2019, 43(7): 1-12.

- [20] 王玉德, 张学志. 复杂背景下甜瓜果实分割算法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(2): 176-181.
WANG Y D, ZHANG X ZH. Segmentation algorithm of muskmelon fruit with complex background [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(2): 176-181.
- [21] ZHANG E, CHEN Y, YU J, et al. A study of image color quality evaluation based on S-CIELAB [C]. 3rd International Congress on Image and Signal Processing (CISP), 2010: 1110-111.

作者简介



黄化入, 2018 年于河北工程大学获得学士学位, 现为西华大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: 917590616@qq.com

Huang Huaru received his B. Sc. degree from Hebei University of Engineering in 2018.

Now he is a M. Sc. candidate at Xihua University. His main research interests include image processing and pattern recognition.



谢维成 (通信作者), 1995 年于西南大学获得学士学位, 2005 年于四川大学获得硕士学位, 现为西华大学教授, 主要研究方向为信号检测与控制。

E-mail: scxweicheng@mail.xhu.edu.cn

Xie Weicheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Southwest University in 1995, M. Sc. degree from Sichuan University in 2005. Now he is a professor at Xihua University. His main research interests include signal detection and control.