

文章编号:1007-757X(2020)09-0170-03

# 基于无线红外热成像仪的变电设备识别和检测

王琦, 张永杰, 周竞, 刘庸奇

(国网江苏省电力有限公司 扬州供电分公司, 江苏 扬州 225000)

**摘要:** 对无线红外热成像仪所采集的海量红外图片的分析需要花费大量时间和精力,且诊断结果的正确性不高。为了解决这一问题,提出了一种对海量红外故障图像进行自动处理的可行方法。所提出的算法首先将图像分割成超像素,然后采用卷积递归神经网络进行智能识别。通过对预训练程序、几种无监督预训练算法的效率以及不同网络参数进行的实验表明,该算法能够基于红外图像对变电设备的运行状态进行评估。

**关键词:** 卷积神经网络; 红外故障图像; 电气设备;  $k$ -means 算法

中图分类号: TP 399

文献标志码: A

## Diagnosis and Detection of Power Transfer Equipment Based on Wireless Infrared Thermal Imager

WANG Qi, ZHANG Yongjie, ZHOU Jing, LIU Yongqi

(Yangzhou Power Supply Branch, State Grid Jiangsu Electric Power Co. Ltd., Yangzhou 225000, China)

**Abstract:** The analysis of the massive infrared images collected by the wireless infrared thermal imager requires a lot of time and effort, and the diagnostic results are not correct. In order to solve this problem, this paper proposes a feasible method for automatic processing of massive infrared fault images. The proposed algorithm first divides the image into superpixels and then uses the convolutional recurrent neural network for intelligent recognition. Experiments on the pre-training program, the efficiency of several unsupervised pre-training algorithms and different network parameters show that the algorithm can evaluate the operating state of electrical equipment based on infrared images.

**Key words:** convolutional neural network; infrared fault image; electrical equipment;  $k$ -means algorithm

## 0 引言

变电站巡检人员采用无线红外热成像仪通过 4G/Wifi 等无线方式将现场采集的大量红外图像实时上传至云端为评估变电站设备状况提供了海量图像数据。目前,红外故障图像分析主要是基于人工方式,这种方式对操作人员的专业素质要求很高,且效率不高。为了提高图像的处理质量和效率,大多数电力公司倾向于使用人工智能方法对红外图像进行自动提取和分析<sup>[1-3]</sup>。为此,本文提出了一种图像处理方法来自动检测故障区域并识别其所属的设备部件。该图像处理的主要思路是利用超像素分割方法进行图像分割,然后使用深度学习方法来识别存在故障的电气设备。与其他针对边缘或纹理的分割方法不同,超像素分割方法强调了小区域内部像素的相似性。其中像素相似性判断是一个典型的模式识别问题,是由机器学习方法通过提取特征来应用的。与典型的视觉图像特征描述方法不同,本文使用了深度学习方法<sup>[4]</sup>来识别故障图像中的电气设备。目前流行的深度学习方法包括深度置信网络(DBN)<sup>[5]</sup>、卷积神经网络

(CNN)<sup>[6]</sup>、反卷积网络(DNN)<sup>[7]</sup>等算法。其中 CNN 在图像识别方面的性能已经被一些实际应用所证实<sup>[8-10]</sup>。因此,本文第一个贡献是利用红外图像分割的成像特性。利用超像素分割使该方法适用于各种形状的断层区域;第二项贡献是将深度学习算法融入到无监督变电设备识别中。该方法不依靠变电设备特征的主观描述,使分类结果更加可靠。

## 1 故障区域检测

从温度矩阵和给定的调色板创建热成像相机生成的红外故障图像。图像可以分为三部分:a)背景区域;b)设备区域;c)故障区域。一般来说,故障区域在装置区域内,与相邻区域相比,具有显著性。与传统的可见光图像不同,结构特征如纹理、标签在常规红外热像中丢失。此外,每种区域内的像素是均匀的,具有相似的性质。因此,本文采用了超像素分割的概念。首先将原始红外图像分割为若干均匀区域。然后利用断层区的洞察性来探测所需的区域。

### 1.1 故障区域分割

超像素算法将像素分组为感知上有意义的原子区域,可

**作者简介:** 王琦(1983-),男,硕士,工程师,研究方向:电力系统变电设备检修与高压试验。

张永杰(1987-),男,硕士,工程师,研究方向:电力系统变电设备检修与高压试验。

周竞(1988-),男,硕士,工程师,研究方向:电力系统变电设备检修与高压试验。

刘庸奇(1993-),男,本科,助理工程师,研究方向:电力系统变电设备检修与高压试验。

用于替换像素网格的刚性结构。我们在这里选择三种流行的超像素算法进行比较: Turbopixel<sup>[11]</sup>、SLIC<sup>[12]</sup>和熵率超

素(ERS)<sup>[13]</sup>。样本图像的分割结果,如图 1 所示。

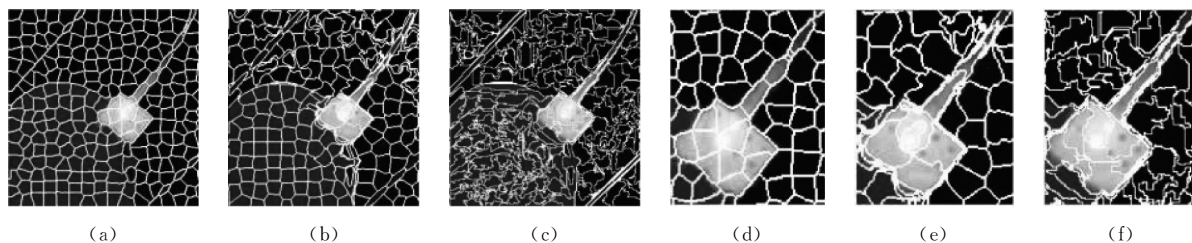


图 1 不同超像素分割算法的结果

可以看到 SLIC 和 ERS 算法不适合不规则边界分割的要求。Turbopixel 算法生成的规则区域可能更合适。分段区域标记为  $R_i (i = 1, 2, \dots, n)$ , 其中  $n$  是预定义的分段编号。

图 1 中, (a) 和 (d) 是 Turbopixel 的分割结果, (b) 和 (e) 是 SLIC 的分割结果, (c) 和 (f) 是 ERS 的分割结果。

红外热成像相机中有多个颜色模式供选择, 如 Ironbow、BlueRed、Grayscale、Amber。在这些颜色模式中, Ironbow 颜色模式被证明适用于红外故障分析程序。基于这种常用的颜色模式, 进一步选择 HSV 色彩空间进行故障区域检测。通过上述相机设定, 聚焦的断层区域通常显示为近乎黄色和白色, 即白色:  $r \approx g \approx b$ ; 黄色:  $r \approx g \gg b$ 。  $r, g, b$  是 RGB 颜色空间中的三个通道。为突出显示这些区域, 对标准色调值 ( $H$ ) 方程进行修改, 如式(1)。

$$H = \begin{cases} 1 & r, g, b > 180 \\ \frac{1}{6} & \left(4 + \frac{g-b}{\max - \min}\right) \max = r \\ \frac{1}{6} & \left(2 + \frac{b-r}{\max - \min}\right) \max = g \\ \frac{1}{6} & \left|\frac{r-g}{\max - \min}\right| \max = b \end{cases} \quad (1)$$

式中, 每个  $R_i$  可以用其区域  $H$  值表示, 其中取区域颜色的平均值  $[\bar{r}_i, \bar{g}_i, \bar{b}_i]$  作为区域颜色值, 如图 3(b) 所示。当阈值  $H > 0.65$  的情况下, 可以得到原始图像的二值图像。

## 1.2 故障和设备区域验证

如上所述, 设备区域是图像中的主要对象。要诊断故障, 就应该知道故障发生的位置及其所属的设备部分。本文选择三个属性来找到最可能的故障区域: 平均亮度  $\bar{I}_{R_i}$  (即平均灰度值  $R_i$ )、一致性  $S_{R_i}$  (即区域的面积与其最小凸出的面积之间的比率)、中心距离  $d_{R_i}$  (即从图像中心到区域的距离)。

通过最大化目标函数, 如式(2), 可以提取故障区域, 如图 3(c) 所示, 并标记为  $R_s$ 。

$$\max_{R_i} \bar{I}_{R_i} S_{R_i} / d_{R_i} \quad (2)$$

二值化图像如图 3(d) 所示。由于故障区域位于设备区域内, 因此可以通过将故障区域作为搜索中心来贪婪地搜索近似设备故障部分, 如图 3(e) 所示。

## 2 基于深度学习的电气设备识别

在提取故障和设备区域之后, 应该进一步识别热成像图像所属电气设备的类型。设备的类型与发热原因和其他属性密切相关。本文选择最先进的深度学习算法来进行电气设备识别。

本文所使用的卷积递归网络(CRNN), 如图 2 所示。

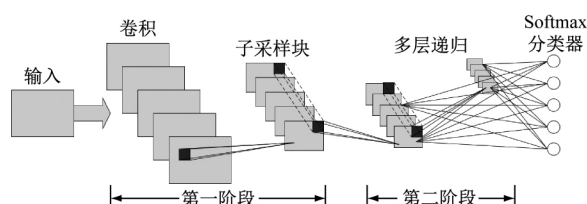


图 2 卷积递归网络

网络由两个阶段组成。第一阶段是具有卷积和子采样的 CNN 层, 第二阶段是多层 RNN (递归神经网络)<sup>[14]</sup>。最后两个 RNN 层生成的特征完全连接到一个 SoftMax 分类器<sup>[15]</sup>。

### 2.1 预训练

在接受 CRNN 网络的训练之前, 卷积滤波器最好先接受无监督学习算法的预训练。已有研究发现  $k$ -means 算法在只有一个参数可调的情况下获得最佳性能。还有一些研究提出了一种新的特征学习算法, 称为稀疏滤波。本文将通过实验对 K-Means、稀疏滤波和 RICA 算法进行比较。

### 2.2 训练

CNN 的主要思想是将滤波器卷积到输入图像上以提取特征。首先, 将所有输入样本的大小调整为  $P \times P$ 。然后将每个样本与  $r \times r$  大小的  $K_1$  滤波器卷积。当卷积步幅为  $S$  时, 输出特征尺寸为  $P_1 \times P_1$ ,  $P_1 = (P-r)/S + 1$ 。通过子采样块大小  $r_1 \times r_1$  和步幅大小为  $s_1$  的卷积, 进一步生成大小为  $P_2 \times P_2$  的特征, 其中  $P_2 = (P_1 - r_1)/s_1 + 1$ 。在第一个 CNN 阶段之后, 每个样本的输出特征大小为  $K_1 \times P_2 \times P_2$ 。在 RNN 阶段, 一个层中的所有特征都与下一层连接。每个图层共享相同的权重, 并逐渐减小特征尺寸, 直到每个要素图的最终响应大小为  $1 \times 1$ 。假设局部接收特征的大小为  $l$ , 则每层中的 RNN 数量为  $K_2$ 。当梳理最后两层输出时, 每个样本的最终特征的大小是  $K_2 \times K_1 \times (l^2 + 1)$ 。

## 3 实验结果和数据分析

为了验证所提方法的有效性和处理效率, 将上述图像处理方法应用于无线红外热像仪所采集的红外图像。实验所用的设备为美盛 D 系列云热像仪系统。该热成像仪具有无线连接功能, 能够实时将所采集的红外图像上传至阿里云中, 同时在阿里云主机中部署上述图像处理算法对实时上传的红外图像进行处理, 并把处理结果反馈至变电站控制中心。图像分析的性能主要取决于故障区域检测、已知设备类型的设备部件识别。收集了大量含有各种设备部件的红外样品进行评估。

### 3.1 图像分割

三幅电气设备图像的分割过程。如图 3 所示。

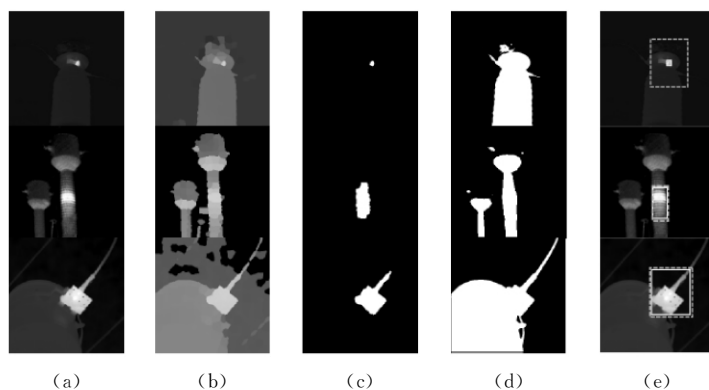


图 3 图像分割过程

图 3(a)是输入的红外图像,图 3(b)是 H 值灰度图像,图 3(c)是经过验证的故障区域,图 3(d)是设备区域的二值化图像,图 3(e)是检测到的故障区域及其定位的设备部分。实体框代表故障区域的边界框,虚线框代表深度学习步骤中需要分类的设备部分。在 H 值灰度图像中,超像素分割保证了均匀区域内的像素平滑,分割区域与背景区域的对比度足够强。因此,可以方便地提取故障区域和电气器件区域。结果表明,该分割方法适用于不同位置、形状和尺寸图像分割。

### 3.2 不同参数的比较

本文以电流互感器为例进行分析。根据外观和故障可控性,将电流互感器分为三部分:接头、内接头和套管。每个

部分有 3 000 幅样本图像用以训练参数,样本图像总共有 9 000 幅。选择 1 500 幅图像进行测试。

依据前述,实验定义样本大小为  $67 \times 67$ ,过滤器大小为  $8 \times 8$ ,步长为 1。卷积后,输出特征映射大小为  $60 \times 60$ 。第 2 阶段的特征地图大小为  $27 \times 27$ 。将 RNN 阶段的接收区域设定为  $3 \times 3$ ,经过 3 层大小变为  $1 \times 1$ 。通过定义的多层特征输出,每个样本生成的最终特征尺寸为  $K_2 \times K_1 \times 10$ 。

以  $K_1$  为 64 时,3 种预训练算法的优化滤波器如图 4 所示。在这一过程中,当利用稀疏滤波时,发现目标函数很难收敛。

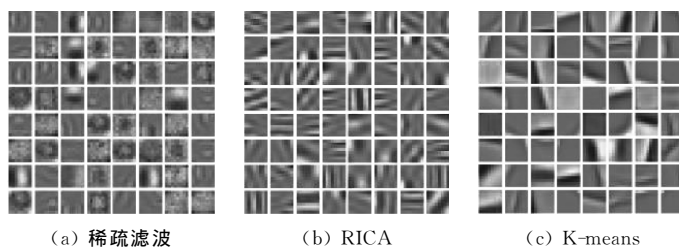


图 4 预训练结果

因此,预训练方法和参数决策主要集中在 RIC 算法和 K-means 算法上。在实验中, $K_1$  从 16 变为 128,分类精度如图 5 所示。然后将  $K_1$  固定为 64,将  $K_2$  从 16 改为 128,结果如图 5 所示。

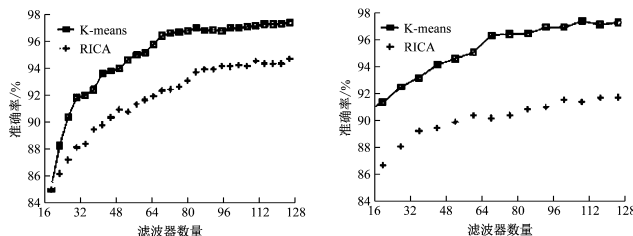


图 5 不同参数分类精度

### 3.3 实验结果的讨论

本文的研究对象是由热成像相机在不知道其原始温度矩阵的情况下生成的红外图像。在这种实验背景下,通过对红外图像的区域检测和识别,可以知道故障区域、故障设备、故障设备的位置。因此基于上述研究结果可以认为,通过红外热成像图像分析和处理评估电气设备运行状态是可行的。

## 4 总结

本文提出了一种变电站设备智能红外故障图像分析的

由图 5 可知,K-means 的性能远远优于 RICA。当  $K_1$  大于 64 且  $K_2$  大于 64 时,过滤器和 RNN 的数量不会有太大影响。因此,训练算法的参数选定为: $K_1 = 64$  和  $K_2 = 64$ 。

新方法。首先使用一个超像素分割方法来近似分割一个红外图像到多个均匀区域。为了对故障进行深入分析,采用 CRNN 网络对其所属的电气设备进行分类,这也是红外热成像图像自动分析的关键。实验结果表明,本文所提出的算法具有较高的精度,可以适用于不同变电站设备的红外图像分析。

(下转第 176 页)

和切比雪夫距离度量确实适度提高了聚类质量和精度。然而,使用欧氏距离和欧氏距离组合的 AP 聚类在 Wine 数据集中的表现优于明可夫斯基和切比雪夫。之所以会出现这种情况,是因为 Wine 数据集的不同簇中有一些数据点聚集过于紧密。

对于不同的  $p$  值,基于明可夫斯基度量的 AP 聚类结果也有不同。当  $p=2$  时,其结果与采用欧氏距离的 AP 聚类结果相同。当  $p=3$  时,其聚类性能更低。

结果表明,由于明可夫斯基距离的灵活性和通用性,在 AP 聚类中采用明可夫斯基距离更为可取。尽管切比雪夫距离确实产生了很好的结果,但它仍然只是明可夫斯基距离的一个特例。

## 5 总结

本文提出了基于明可夫斯基距离和切比雪夫距离的 AP 聚类方法,并在对 UCI 数据集上进行验证。实验结果表明,选择不同距离度量方法对聚类结果有很大的影响。与欧氏距离和欧氏距离组合相比,基于明可夫斯基距离和切比雪夫距离的 AP 聚类方法的总体精度更高。因此,在选择距离度量时应给予相当的重视。但是对于在紧密程度较高的数据集,使用欧几里德距离的 AP 聚类表现更好,后期将对该问题进行进一步研究。

## 参考文献

- [1] 谢娟英, 屈亚楠. 密度峰值优化初始中心的  $K$ -medoids 聚类算法[J]. 计算机科学与探索, 2016, 10(2):230-247.
- [2] 周润物, 李智勇, 陈少森, 等. 面向大数据处理的并行优化抽样聚类  $K$ -means 算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(2):311-315.
- [3] 罗恩韬, 王国军, 李超良. 大数据环境中多维数据去重的聚类算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2016, 37(3):438-442.
- [4] Chidean M I, Morgado E, Sanromán-Junquera M, et al. Energy Efficiency and Quality of Data Reconstruction Through Data-Coupled Clustering for Self-Organized Large-Scale WSNs[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(12):5010-5020.
- [5] 谷瑞军, 汪加才, 陈耿. 面向大规模数据集的近邻传播聚类[J]. 计算机工程, 36(23):22-24.
- [6] 刘璐, 靳少辉, 焦李成. 采用流形近邻传播聚类的极化 SAR 图像分类[J]. 信号处理, 2016, 32(2):135-141.
- [7] Yang C, Bruzzone L, Sun F, et al. A Fuzzy-Statistics-Based Affinity Propagation Technique for Clustering in Multispectral Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2010, 48(6):2647-2659.
- [8] 董俊, 王锁萍, 熊范纶. 可变相似性度量的近邻传播聚类[J]. 电子与信息学报(3):5-10.
- [9] Zhirong Yang, Jukka Corander, Erkki Oja. Low-Rank Doubly Stochastic Matrix Decomposition for Cluster Analysis[J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(187):1-25.
- [10] Punit Rathore, James C. Bezdek, Sarah M. Erfani. Ensemble Fuzzy Clustering Using Cumulative Aggregation on Random Projections[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 26(3):1510-1524.

(收稿日期: 2020.04.01)

(上接第 172 页)

## 参考文献

- [1] 冯振新, 周东国, 江翼, 等. 基于改进 MSER 算法的电力设备红外故障区域提取方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(5):123-128.
- [2] 刘齐, 王茂军, 高强, 等. 基于红外成像技术的电气设备故障检测[J]. 电测与仪表, 2019, 3(28):1-7.
- [3] 周正钦, 冯振新, 周东国, 许晓路, 谷凯凯. 基于扩展 Meanshift 电气设备发热故障区域提取方法[J]. 红外技术, 2019, 41(1):78-83.
- [4] 张晓春, 欧阳广泽, 何洪英, 等. 基于红外图像匹配的零值绝缘子检测[J]. 电测与仪表, 2019, (1)24:1-7.
- [5] 付炜平, 施凤祥, 王伟, 等. 基于颜色矩阵的绝缘子单片红外图像故障诊断方法[J]. 电瓷避雷器, 2018(5):226-232.
- [6] 刘航, 谢婷, 冉建, 等. 基于热红外图像的服务器设备检测[J]. 信息技术, 2018, 42(8):48-51.
- [7] 漆灿, 李庆武, 郑云海, 等. 基于智能视觉物联网的变电站红外监测系统[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(15):135-141.
- [8] 谷凯凯, 周东国, 许晓路, 等. 一种基于局部特征的 PCNN 电力故障区域提取方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(7):291-296.
- [9] 毛峡, 石天朋. 光伏热斑图像有效区域分割算法研究[J]. 太阳能学报, 2018, 39(5):1270-1276.
- [10] 李鑫, 崔昊杨, 许永鹏, 等. 电力设备 IR 图像特征提取及故障诊断方法研究[J]. 激光与红外, 2018, 48(5):659-664.
- [11] 芦竹茂, 王天正, 俞华, 等. 基于红外图像分析的电力设备热故障检测技术研究[J]. 现代电子技术, 2017, 40(11):123-126.
- [12] 余彬, 万燕珍, 陈思超, 等. 基于密度相似因子的电力红外图像分割方法[J]. 红外技术, 2017, 39(12):1139-1143.
- [13] 李瑞东, 孙协昌, 李勐. 空间目标红外特征提取与识别技术[J]. 红外技术, 2017, 39(5):427-435.
- [14] 张思睿, 葛万成, 汪亮友, 林佳燕. 恶劣天气下可见光和红外图像融合算法设计[J]. 信息技术, 2016(6):33-36.
- [15] 高加猛, 王敏. 基于 Kalman 和 GMM-PBAS 融合的红外视频目标检测与跟踪[J]. 信息技术, 2016(4):171-174.

(收稿日期: 2019.07.02)