

基于热点位置分类的电流互感器发热故障判别方法

许志浩¹, 罗 吕¹, 袁 刚¹, 康 兵¹, 丁贵立¹, 赵天成²

(1. 南昌工程学院电气工程学院, 江西 南昌 330099; 2. 国网吉林省电力有限公司电力科学研究院, 吉林 长春 130021)

摘 要:针对变电设备故障发热特征选择、提取和故障类型判别问题,提出一种基于热点位置分类的电流互感器发热故障判别方法。首先运用 CNN 神经网络和 YOLO 融合算法完成电流互感器零部件检测为基础,建立二维坐标参考基准;然后采用 PCNN 分层聚类迭代方法分割出故障区域,并利用灰度质心法获取故障区域的热点等效中心;最后选择并提取热点等效中心到坐标原点的距离、角度等参数,应用这些参数判别热点位置的故障类别属性,从而实现电流互感器故障类型判别。结果表明,该判别方法准确率高达 92%,具有较好的实用性和推广性。

关键词:热点位置分类;参考基准;电流互感器;故障类型判别

中图分类号:TN219 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2021.12.013

Thermal fault identification method of current transformer based on hotspot position classification

XU Zhi-hao¹, LUO Lv¹, YUAN Gang¹, KANG Bing¹, DING Gui-li¹, ZHAO Tian-cheng²

(1. School of Electrical Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099;

2. Electric Power Research Institute, State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd, Changchun 130021, China)

Abstract: Aiming at the problems of fault heating feature selection, extraction and fault type identification of substation equipment, a thermal fault identification method of current transformer based on hot spot position classification was proposed. Firstly, based on the detection of current transformer parts by using CNN neural network and YOLO fusion algorithm, a two-dimensional coordinate reference benchmark was established. Then, the fault region was segmented by PCNN hierarchical clustering iteration method, and the hot spot equivalent center of the fault region was obtained by gray center method. Finally, parameters such as the distance and angle between the equivalent center of the hot spot and the origin of coordinates are selected and extracted, and these parameters are applied to identify the fault category attributes of the hot spot position, so as to realize the fault type identification of the CT. The results show that the accuracy of this method is as high as 92%, and it has good practicability and generalization.

Keywords: hot spot location classification; reference; current transformer; fault type discrimination

1 引言

当前,红外热像仪成为变电巡检中必不可少的检测工具,对变电设备的前期故障预测具有较大作用^[1]。近年来,相关学者陆续提出了一些智

能识别变电设备红外图像的方法^[2-3],但对故障类型的识别研究较少。故障类型的判别是实现智能诊断的关键技术,也是影响相关研究者的典型问题之一。在人工智能技术和电力大数据背景

基金项目:吉林省电力科学研究院有限公司科技项目(No. KY-GS-20-01-07)资助。

作者简介:许志浩(1988-),男,讲师,博士,研究方向为电力设备智能检测与人工智能应用。E-mail:zhxuhi@whu.edu.cn

通讯作者:罗 吕(1992-),男,硕士研究生,研究方向为电力设备红外故障诊断。E-mail:972759077@qq.com

收稿日期:2021-06-11

下,从海量的红外图片中,选择并提取关键特征数据进行故障类型分析和诊断已经成为趋势,具有较好的研究价值和应用前景^[4]。但是,变电设备红外图像表征出的热故障特征复杂多样,又因只有特征具有较强的描述性,利用人工智能算法才能够实现故障类型的准确判别。因此,如何从红外图像的复杂多样热特征中,选择并提取关键有效的特征,实现故障类型判别成为一大难题。

在现有的文献中,对故障类型的判别方法非常少,特别是对电压致热型缺陷的判别几乎没有。现有的故障类型判别方法,主要采用人工标注的方式形成数据图库,输入到深度学习算法中实现,例如文献[5]通过标注出故障区域,依据故障区域的位置人为给定故障类型标签,输入到神经网络中训练,实现故障类型的判别。该方法存在两个弊端:一是人工标注需要耗费大量的人力和时间;二是需要大量的故障样本图库作为算法支撑,对数据的依赖性较大。因此,在故障图谱数量有限的情况下,选择并提取有效特征对设备的故障类型进行判别和描述势在必行。文献[6]~[15]选择并提取变电设备红外图像中的像素温度值及基于温度矩阵的多维度特征值矩阵等信息,将其输入到 SVM 和 RVM 分类器、SOM 深度学习网络中,实现变电设备的故障诊断。这些文献中,虽然选择并提取了一些热故障特征对设备的故障状态进行描述和判别,但是并未选择出关键热故障特征对设备的故障类型进行分析和研究。

由此可见,基于人工智能算法实现变电设备故障诊断的难点,关键在于选择并提取的热故障特征,能否把设备的故障类型精准的描述出来。为了解决这个问题,本文以电流互感器为例,提出了一种基于热点位置分类的电流互感器发热故障判别方法。在该方法中,首先运用 CNN 神经网络和 YOLO 融合算法完成电流互感器零部件检测。在此基础上,以各部件检测边框中心点所构成的直线为纵坐标,设备高的一半作纵坐标垂线,记为横坐标,以建立的二维坐标系作为参考基准;然后采用 PCNN 分层聚类迭代的方法分割故障区域,并采用灰度质心法获取故障区域的热点等效中心;最后选择并提取热点等效中心到坐标原点的距离、角度等参数来确定热点位置,达到判别热点位置属于电流致热型缺陷或电压致热型缺陷的分类目的,从而实现电流互感器故障类型的判别,本文工作流程图如图 1 所示。

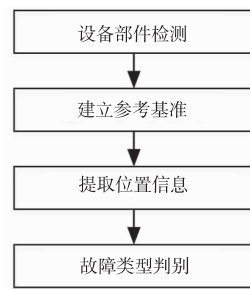


图 1 本文工作流程图

Fig. 1 The working flow chart of this paper

2 热故障特征分析与选择

据统计,电力系统中 70 % 的故障都是由变电设备的故障所导致^[16],并且约 50 % 以上的变电设备在发生故障时,都会出现设备整体或部分区域的温度异常升高^[17]。常见的故障类型有电流致热缺陷、电压致热型缺陷和综合致热型缺陷三种,其中,因接触不良等导致的电流致热型故障占有故障比例高达 90 %^[18],虽然由于介损增大等导致的电压致热型故障占有故障比例较小,但是当发生这类故障时,容易引起大面积发热,导致损坏设备或造成大面积停电等后果。同时,故障点随着位置信息的不同,所表征出来的故障特性也存在较大的差异。因此,选择并提取故障点的位置信息等特征,进行变电设备热故障分析和判别具有重要意义。本文在《DL/T664-2016 带电设备红外诊断应用规范》^[19]的基础上,提出一种基于热点位置分类的电流互感器发热故障判别方法,该方法通过提取故障点的位置信息特征,用于辅助电流互感器设备故障类型精准判定。电流互感器故障类型诊断依据如表 1 所示。

表 1 电流互感器故障类型诊断判据

Tab. 1 Fault type diagnosis criteria of CT

设备及部件	热像特征	故障特征	故障类型
电流互感器内连接	以串并联出线头或大螺栓出线夹子为最高温度的热像或以顶部铁帽发热为特征	螺栓接触不良	电流致热型
10 kV 浇注式	以本体为中心整体发热	介质损耗偏大	电压致热型
油浸式	以瓷套整体温升增大且瓷套上部温度偏高	介质损耗偏大	电压致热型

3 电流互感器部件检测及基准的建立

3.1 电流互感器部件检测

在变电站的复杂情况下拍摄红外图像,易受拍摄角度和拍摄环境等因素的限制,导致电流互感器

在红外图像中呈现出大小不一、各式各样倾斜角度和背景复杂多样的情况。如图 2(a) 和 (b) 所示比较正立的图像非常少,对于这种简单情景下,采用 YOLO^[20]、SSD^[21] 和 Fast-RCNN^[22] 等常见的目标检测算法,很容易获取设备的位置和尺寸大小等信息,并取得良好的效果。但大多数都是如图 2(c) 和 (d) 所示的复杂情况,如果采用常见的目标检测垂直框来检测设备,容易导致冗余的背景干扰信息和非必要的重叠,如图 3 所示。

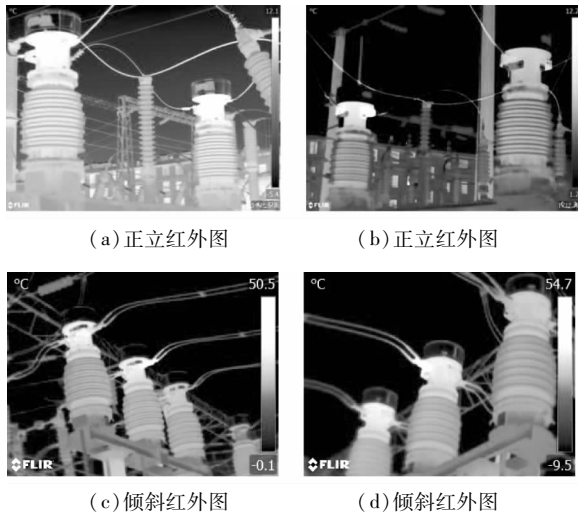


图 2 多角度红外图像

Fig. 2 Multi-angle infrared image

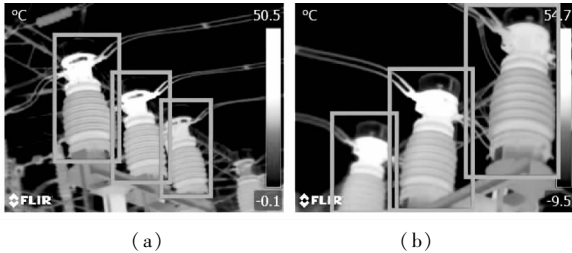


图 3 YOLO 算法检测效果

Fig. 3 Detection effect of YOLO algorithm

针对该问题,文献[23]中提出了一种基于深度卷积神经网络 CNN 和 YOLO 算法来预测设备坐标及方向角等,该算法表现出了较好的性能。因此,本文运用该网络模型实现电流互感器的部件检测,效果如图 4 所示。

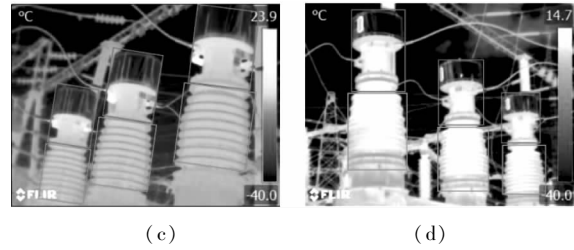
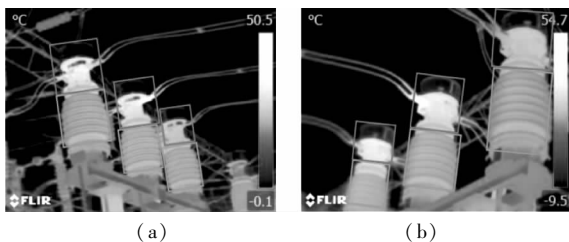


图 4 本文采用的检测方法效果

Fig. 4 The effect of the detection method used in this paper

3.2 建立位置分类信息提取基准

位置分类信息基准的建立,是基于采用文献[23]中的网络模型检测出电流互感器零部件而实现的。此网络模型以大小为 $416 \times 416 \times 3$ 的红外图像作为输入信息,输入到网络模型中图像被划分为 $S \times S$ 网格,各网格单元预测 B 边界框,边界框是由四条边组成的矩形框,分别包住物体的四个边界。每个盒子有 5 个参数描述坐标,一个置信值反映了盒子预测器的置信程度和 K 类概率值。所以,输出是一个 $S \times S \times (B \cdot (5 + 1 + K))$ 维张量。在预测各单元的 B 包围盒时,采用锚盒方案。即是该网络模型不是直接预测坐标,而是预测与锚箱相关的 5 个参数 $(t_x, t_y, t_w, t_h, t_\theta)$,且该模型是使用 K-means 算法对 B 个锚盒进行聚类,也就是从训练样本中获得 B 个不同大小的锚盒。假设单元格与图像左上角的偏移量为 (c_x, c_y) ,锚框的宽度和高度分别为 w_a 和 h_a ,再根据预测参数,计算出单元格中预测边界框的坐标信息和方向角 (x, y, w, h, θ) ,计算公式如下:

$$\begin{cases} x = \sigma(t_x) + c_x \\ y = \sigma(t_y) + c_y \\ w = w_a \exp(t_w) \\ h = h_a \exp(t_h) \\ \theta = t_\theta \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\sigma(t_i)$ 是 t_x, t_y 在 $[0, 1]$ 中 logistic 函数的缩放比例,同时,在边界框的 (x, y, w, h, θ) 参数中, (x, y) 是边界框的中心坐标, w 和 h 是边界框的宽与高。以两个部件边界框的中心坐标构成一条直线,将其记作纵坐标 Y ,以各部件边框高的和的二分之一为分界点,作 Y 轴的垂直平分线,将其记作 X 轴,记坐标原点为 (x_0, y_0) 。以所建立的坐标系为基准,如图 5 所示。可通过计算故障区域的热点等效中心到坐标原点、横轴 X 、纵轴 Y 的距离以及与 X 轴之间的夹角等参数,确定故障点的位置,实现电流互感器的位置

分类信息特征提取,作为电流互感器故障类型分析判别的基础。假设两检测边界框的参数分别为 $(x_{11}, y_{11}, w_{11}, h_{11}, \theta_{11})$ 和 $(x_{12}, y_{12}, w_{12}, h_{12}, \theta_{12})$,则两个部件边界框的中心坐标构成的直线和坐标原点可分别表示为式(2)和式(3):

$$y = \frac{y_{11} - y_{12}}{x_{11} - x_{12}}(x - x_{12}) + y_{12} \quad (2)$$

$$(x_0, y_0) = \left(\frac{w_{11}}{2}, \frac{h_{11} + h_{12}}{2} \right) \quad (3)$$

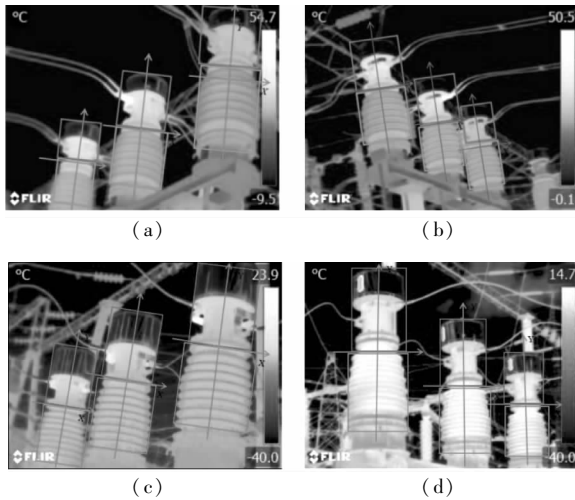


图5 建立位置分类信息提取基准

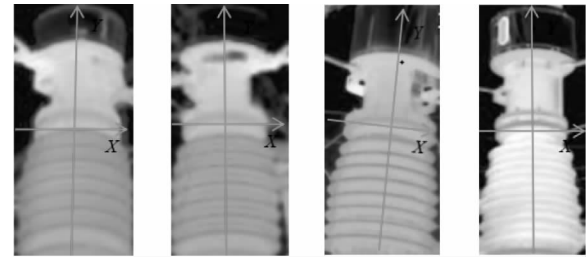
Fig.5 Establish the baseline of location classification information extraction

4 提取热点位置分类信息

热点位置分类是选择并提取热点的位置信息,根据热点位置信息判别热点属电流致热型缺陷还是电压型缺陷。其中,故障区域分割的准确性,直接影响热点等效中心点的查找和定位,从而决定热点位置分类信息提取精度。因此,故障区域分割是提取位置分类信息的关键。文献[24]提出了一种基于PCNN分层聚类迭代的故障区域自动提取方法,具有较好的分割效果。因此,本文采用该方法对故障区域进行分割。又因坐标基准是针对设备本体建立的,为了使热点等效中心的坐标信息与坐标轴的单位是统一量纲,通过3.1节识别获取检测框的顶点坐标信息,以顶点坐标为临界点剪切出故障相后,再对故障区域进行分割。完成故障区域分割后,利用灰度质心法^[25]获取故障区域的热点等效中心 (x_1, y_1) 。此时,设备中心点的横坐标 x_0 和纵坐标 y_0 分别为剪切边框宽和高的一半。以图5为例,故障相和故障区域分割效果如图6所示。灰度质心法公式为式(4):

$$x_1 = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n iG(x, y)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n G(x, y)}, y_1 = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n jG(x, y)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n G(x, y)} \quad (4)$$

式中, $m \times n$ 为图片分辨率大小, $G(x, y)$ 为各像素的灰度值, (x_1, y_1) 为所求的灰度质心。



(a)故障相的分割



(b)故障区域的分割

图6 故障相和故障区域的分割

Fig.6 Segmentation of fault phase and fault region

完成上述处理后,接着就是提取热点位置信息,主要包括以下三个步骤:

步骤一:计算热点等效中心到 Y 轴的距离 d_2 与设备边缘到 Y 轴距离 d_3 的比值 δ ,判断故障点处于设备本体内部还是外部,如式(5):

$$\delta = \frac{d_2}{d_3} \quad (5)$$

1)当 $\delta > 1$,判定为本体外。

2)当 $\delta \leq 1$,判定为本体内。

步骤二:计算热点等效中心到坐标原点 (x_0, y_0) 的距离 d_1 及两点构成的直线与 X 轴的夹角 θ ,如式(6),通过 θ 可以判断出故障区域的象限位置,可分以下两种情况分析:

$$\theta = \arctan\left(\frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0}\right) \quad (6)$$

当故障区域位于设备本体外部时。若 $0^\circ < \theta < 90^\circ$,即故障位于坐标轴的第一象限,因只有接线端子位于设备本体外,则可以判断故障位于设备右边的接线端子上;若 $90^\circ < \theta < 180^\circ$,即故障位于坐标轴的第二象限,则可以判断故障位于设备左边的接

线端子上,从而可以判别出该电流互感器发生了电流致热型缺陷。

当故障区域位于设备本体内部时。若 $0^\circ < \theta < 180^\circ$,故障位于坐标轴的第一或第二象限;若 $180^\circ < \theta < 360^\circ$,故障位于坐标轴的第三或第四象限。

因正切函数是周期为 π 的周期函数,只采用角度完成故障点所在象限的定位存在不确定性,而通过第 4 节中剪切出故障相后,故障区域热点中心和坐标原点的量纲具有一致性。因此,本文为了更加精准的定位故障点的象限位置,运用角度、故障区域热点中心与坐标原点的坐标值对比分析实现。包括以下四种情况:

若 $x_1 > x_0$ 且 $y_1 < y_0$,则热点位于第一象限。

2)若 $x_1 < x_0$ 且 $y_1 < y_0$,则热点位于第二象限。值得注意的是,当故障点位于设备外部且位于第二象限时,热点中心和坐标原点的相对位置并不是同一坐标系。因此,热点中心点的横坐标需要减去坐标原点的横坐标,才能使得两者处于同一量纲下。

3)若 $x_1 < x_0$ 且 $y_1 > y_0$,则热点位于第三象限。

4)若 $x_1 > x_0$ 且 $y_1 > y_0$,则热点位于第四象限。

步骤三:通过上述判据确定热点处于设备内部还是外部以及象限位置后,再结合电流互感器故障类型诊断的依据和故障区域热点等效中心偏离坐标原点的程度 d_1 ,进一步定位和判断故障位置,从而实现故障类型的判别,如式(7)。故障类型的判别算法流程图和位置信息各参数效果分别如图 7 和如图 8 所示。

$$d_1 = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2} \quad (7)$$

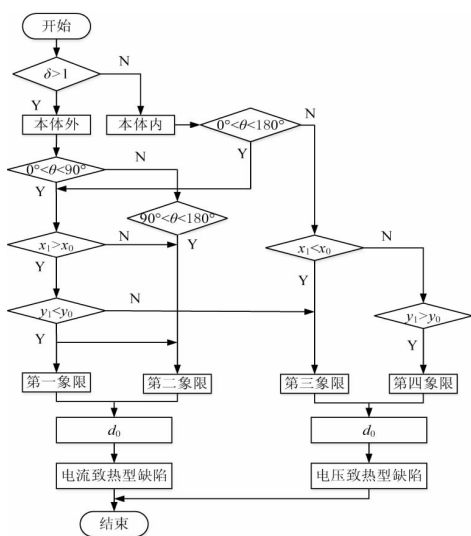


图 7 故障类型的判别算法流程

Fig. 7 Fault type discrimination algorithm flow

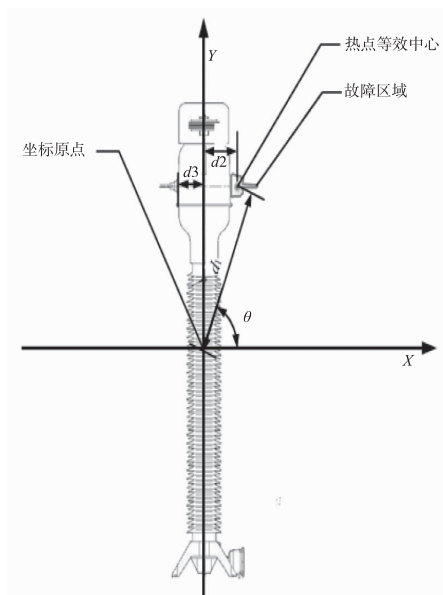


图 8 位置信息参数示意图

Fig. 8 Schematic diagram of location information parameters

5 实验结果与分析

为了验证本文提出方法的可行性,以 50 张电流互感器红外故障图像为例,对其进行算法试验。运用第 4 节中提取热点位置分类信息方法,得到 50 组电流互感器的位置信息参数及判别结果如表 2 所示。

表 2 提取的位置信息参数及判别结果

Tab. 2 Extraction of location information parameters and discrimination results

设备类别	(x_1, y_1)	(x_0, y_0)	d_3	θ	d_0	判别结果
1	(13.35, 34.17)	(32, 67)	32	-119.86	38	电流致热
2	(39.41, 25.68)	(24.5, 52.5)	24.5	69.4	29	电流致热
3	(25.18, 65.62)	(45, 97)	45	-122.33	37	电流致热
4	(39.74, 158.04)	(37.5, 87.5)	37.5	-46.9	71	电压致热
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
50	(80.6, 64.7)	(50, 120)	50	-61.04	63	电流致热

详细分析以图 5 中电流互感器为例,表 2 中前 4 个分别是图 5(a)、图 5(b)、图 5(c)、图 5(d)四个电流互感器提取的结果。通过 FLIR Tool 工具进行故障分析,可得出图 5(a)和图 5(b)的故障相均发生在中间相;图 5(c)和图 5(d)的故障相分别发生在从左到右的第三相和第一相。由表 2 可以看出,(a)、(b)、(c)三个图的 δ 比值均大于 1,判定为本体外;(d)图的 δ 比值小于 1,判定为本体内。运用(6)式可以得到 θ 分别为 60.4° 、 69.4° 、 57.7° 和 -46.9° ,结合对比故障区域热点中心和坐标原点的坐标值及正弦函数的图像和性质,同时,通过分析可

知图 5(b)故障点位于设备外端且在第二象限,由第 4 节可得图 5(b)的实际热点等效中心为(14.91, 25.68),则可得到最终的 θ 分别为 -119.86° 、 69.4° 、 -122.33° 和 -46.9° 。因此,可以得出:

图 5(a)、图 5(b)和图 5(c)中电流互感器的故障分别发生在偏离坐标原点 38 个像素点的第二象限、偏离坐标原点 31 个像素点的第一象限和偏离坐标原点 37 个像素点的第一象限,且均位于设备本体外,因只有接线端子位于设备本体外,则可以判别出图 5(a)、5(b)、5(c)故障分别发生在电流互感器的左接线端子、右接线端子和左接线端子上,根据图 9 中的故障类型判别依据,可以得出,图 5(a)、5(b)、5(c)三个电流互感器均发生了电流致热型缺陷。

2) 图 5(d)中电流互感器的故障发生在偏离坐标原点 71 个像素点的第三象限,且位于设备本体内,又因电流互感器套管部分的高度往往是大于其余部分高度和,所以位于三、四象限的部分一般都是套管,结合图 8 中的判据即可得出,图 5(d)中的电流互感器发生了电压致热型缺陷。

6 结 论

本文首次提出了一种基于热点位置分类的电流互感器发热故障判别方法。该方法中,首先运用 CNN 神经网络和 YOLO 融合算法完成电流互感器零部件检测,在此基础上,以各部件检测边框中心点所构成的直线为纵坐标,设备高的一半作纵坐标垂线,建立二维坐标系作为参考基准;然后在运用剪切的方法将故障相分离出来的情况下,利用 PCNN 分层聚类迭代的方法分割故障区域,并利用灰度质心法获取故障区域的热点等效中心;最后选择并提取热点等效中心到坐标原点的距离、角度等参数,并采用这些参数判别热点位置的故障类别属性,从而实现电流互感器故障类型判别。以 50 张电流互感器红外故障图像为例,对本文的方法与依据表 1 判据人工诊断的方法进行对比分析,结果表明,该判别方法准确率达 92%,具有一定的实用性,可较好的推广到其他变电设备故障判别中。

参考文献:

[1] Zhang Shujun, Wei Ruxiang, Fan Chunli. Analysis of influencing factors in infrared fault diagnosis of electrical equipment[J]. Laser & Infrared, 2007, 37(2): 140 - 142, 146. (in Chinese)

张树军,魏汝祥,范春利. 电气设备红外故障诊断中的影响因素分析[J]. 激光与红外, 2007, 37(2): 140 - 142, 146.

- [2] Wei Gang, Feng Zhongzheng, Tang Yue, et al. Infrared fault diagnosis technology and experimental research of transmission and transformation equipment[J]. Electrical Technology, 2013, (6): 75 - 78. (in Chinese)
魏钢,冯中正,唐跃,等. 输变电设备红外故障诊断技术与试验研究[J]. 电气技术, 2013, (6): 75 - 78.
- [3] YE Jie. Automatic fault detection of electrical equipment in substation based on image segmentation[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2012. (in Chinese)
叶婕. 基于图像分割的变电站电气设备故障自动检测[D]. 西安:西安科技大学, 2012.
- [4] Wang Youyuan, Li Houying, Liang Xuanhong, et al. Diagnosis model of thermal defect self-adjusting residual network for substation equipment based on infrared image[J]. High Voltage Technology, 2020, 46(9): 3000 - 3007. (in Chinese)
王有元,李后英,梁玄鸿,等. 基于红外图像的变电设备热缺陷自适应残差网络诊断模型[J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 3000 - 3007.
- [5] Lin Ying, Guo Zhihong, Chen Yufeng. Infrared fault diagnosis of current transformer based on convolutional recursive network[J]. Power System Protection and Control, 2015, (16). (in Chinese)
林颖,郭志红,陈玉峰. 基于卷积递归网络的电流互感器红外故障图像诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, (16).
- [6] WANGJialin, CUI Haoyang, XU Yongpeng, et al. Research on infrared thermal diagnosis of substation equipment based on SOM neural network[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2016, 32(1): 78 - 82. (in Chinese)
王佳林,崔昊杨,许永鹏,等. 基于 SOM 神经网络的变电站设备红外热像诊断研究[J]. 上海电力学院学报, 2016, 32(1): 78 - 82.
- [7] Guo Wencheng, Cui Haoyang, Ma Hongwei, et al. Target recognition in infrared image of power equipment based on zernike moment feature[J]. Laser & Infrared, 2019, 49(4): 503 - 506. (in Chinese)
郭文诚,崔昊杨,马宏伟,等. 基于 Zernike 矩特征的电力设备红外图目标识别[J]. 激光与红外, 2019, 49(4): 503 - 506.

- [8] Lin Ying, Guo Zhihong, Chen Yufeng. Infrared fault diagnosis of current transformer based on convolutional recursive network [J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(16): 87–94. (in Chinese)
林颖, 郭志红, 陈玉峰. 基于卷积递归网络的电流互感器红外故障图像诊断 [J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(16): 87–94.
- [9] Huda, A. S. N., Taib, S. A comparative study of MLP networks using backpropagation algorithms in electrical equipment thermography [J]. Arab J Sci Eng, 2014, 39, 3873–3885.
- [10] Zou H, Huang F. A novel intelligent fault diagnosis method for electrical equipment using infrared thermography [J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 73: 29–35.
- [11] Li B, Zhu X, Zhao S, et al. HV power equipment diagnosis based on infrared imaging analyzing [C]// International Conference on Power System Technology. IEEE, 2007.
- [12] Peng Xiangyang, Liang Fuxun, Qian Jinju, et al. Automatic recognition of insulators from UAV infrared images based on periodic textural feature [J]. High Voltage Technology, 2019, 45(3): 922–928. (in Chinese)
彭向阳, 梁福逊, 钱金菊, 等. 基于机载红外影像纹理特征的输电线路绝缘子自动定位 [J]. 高电压技术, 2019, 45(3): 922–928.
- [13] LIU Y, PEI S T, FU W P, et al. The discrimination method as applied to a deteriorated porcelain insulator used in transmission lines on the basis of a convolution neural network [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2017, 24(6): 3559–3566.
- [14] LiZuosheng, Yao Jiangang, Yang Yingjian, et al. Infrared thermal image feature selection method of insulator based on ANOVA [J]. Power System Technology, 2009, 33(1): 92–96. (in Chinese)
李佐胜, 姚建刚, 杨迎建, 等. 基于方差分析的绝缘子红外热像特征选择方法 [J]. 电网技术, 2009, 33(1): 92–96.
- [15] LI Xin, CUI Haoyang, XU Yongpeng, et al. Research on IR image feature extraction and fault diagnosis method for substation equipment [J]. Laser & Infrared, 2018, 48(5): 659–664. (in Chinese)
李鑫, 崔昊杨, 许永鹏, 等. 变电设备 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.
- [16] FAN Xiaojing. Research on infrared image processing of electrical equipment in substation [D]. Qufu: Qufu Normal University, 2019. (in Chinese)
范晓静. 变电站电气设备红外图像处理研究 [D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2019.
- [17] Kang Long. Substation equipment fault diagnosis based on infrared image processing [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016. (in Chinese)
康龙. 基于红外图像处理的变电站设备故障诊断 [D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [18] Wang Xuhong, Li Hao, Fan Shaosheng, et al. Automatic detection method of infrared image abnormality based on improved SSD [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, (S1): 302–310. (in Chinese)
王旭红, 李浩, 樊绍胜, 等. 基于改进 SSD 的变电设备红外图像异常自动检测方法 [J]. 电工技术学报, 2020, (S1): 302–310.
- [19] 国家能源局. 中华人民共和国电力行业标准: 带电设备红外诊断应用规范, DL/T664–2016 [M]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
- [20] J Redmon, S Divvala, R Girshick, et al. You only lookonce: unified, real-time object detection [J]. Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit, 2016, (6): 779–788.
- [21] W Liu, et al. SSD: single shot multibox detector [J]. Proc. Eur. Conf. Comput. Vis., 2016: 21–37.
- [22] Girshick, Ross. Fast R-CNN [J]. Computer Science, 2015.
- [23] X Gong, Q Yao, M Wang, et al. A deep learning approach for oriented electrical equipment detection in thermal images [J]. IEEE Access, 2018, (6): 41590–41597.
- [24] Xu Xiaolu, Zhou Wen, Zhou Dongguo, et al. Automatic fault area extraction method based on PCNN hierarchical clustering iteration [J]. Infrared Technology, 2020, 42(8): 809–814. (in Chinese)
许晓路, 周文, 周东国, 等. 基于 PCNN 分层聚类迭代的故障区域自动提取方法 [J]. 红外技术, 2020, 42(8): 809–814.
- [25] LI Dao-ping, YANG Bo. High precision spot center location algorithm [J]. Optical Instruments, 2018, 40(4): 20–25. (in Chinese)
李道萍, 杨波. 高精度光斑中心定位算法 [J]. 光学仪器, 2018, 40(4): 20–25.