

多属性融合的电力设备红外热特征数字化方法

赵天成¹, 罗吕², 杨代勇¹, 刘赫¹, 袁刚², 许志浩²

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

摘要: 本文针对电力设备红外图像诊断中热故障特征提取和数字化表达难题, 提出一种多属性融合的电力设备红外热特征数字化方法。通过对电力设备热故障特性和相关诊断文件研究分析, 在对图像预处理的基础上, 提取图像中关键发热区域的热点温度、热点温差、发热面积、位置信息以及热点群聚现象等热属性值, 构建多属性信息融合的过热性故障特征值向量, 实现热故障特征数字化描述。以断路器为例对该方法进行了验证分析, 结果表明, 该方法对典型红外故障图谱具有良好的描述能力, 可用于后续大量复杂故障样本情况下的设备热故障智能分类与诊断应用中。

关键词: 多属性融合; 特征提取; 特征向量; 数字化描述

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2021)11-1097-07

A Multi-Attribute Fusion Method for Digitizing Infrared Thermal Characteristics of Power Equipment

ZHAO Tiancheng¹, LUO Lyu², YANG Daiyong¹, LIU He¹, YUAN Gang², XU Zhihao²

(1. Electric Power Science Research Institute of State Grid Jilin Electric Power Co., LTD., Changchun 130021, China;

2. College of Electrical Engineering, Nanchang University of Engineering, Nanchang 330099, China)

Abstract: Aiming at the complex problem of thermal fault feature extraction and digital representation in the infrared image diagnosis of power equipment, a multi-attribute fusion thermal feature digitization method for power equipment is proposed in this study. The method uses heat power equipment fault features and diagnostic files related to research analysis, based on image preprocessing, to extract the images of key areas with high temperatures, heating area, location, and thermal property values, such as hot clustering, building a multiple-attribute information fusion of overheating fault feature vectors to realize a digital description of the thermal fault characteristics. A circuit breaker is used as an example to verify and analyze the proposed method. The results show that the proposed method can effectively describe the typical infrared fault spectrum, and can be used in the intelligent classification and diagnosis of equipment faults in the case of a large number of complex fault samples.

Key words: multi-attribute fusion, feature extraction, eigen vector, digital description

0 引言

红外热成像技术利用红外线传感器获取与物体内部或表面温度相关的红外光谱, 从而实现物体温度的检测^[1]。该技术具备图像化和无接触测温等优点, 在 20 世纪 60 年代中期, 首次被瑞典国家电力局应用于电力设备发热故障检测, 70 年代初, 中国首次引进该技术并实现电力设备过热性故障检测^[2]。随后, 国内外电力系统广泛采用红外技术与人工识图相结合的处理方法进行过热性故障诊断。近年来, 电网设备

数量不断增多, 设备运维检修需求持续增大^[3], 红外图像人工识图处理方法, 已不能够满足电力设备大规模故障诊断的需求。且人工识图诊断结果还根据巡检人员的经验、专业素质和疲劳程度有所差异^[4], 容易导致误诊断。

随着计算机技术、人工智能技术飞速发展。运用人工智能技术, 从海量的红外图片中, 提取热故障特征进行故障分析和智能诊断已经成为趋势, 具有较好的研究价值和应用前景^[5]。但如何挖掘并提取有效的热故障特征, 把故障状态精准地表达出来是问题的关

收稿日期: 2021-03-18; 修订日期: 2021-06-07.

作者简介: 赵天成 (1992-), 男, 吉林长春人, 工程师, 硕士, 研究方向为电力设备故障检测与诊断。E-mail: 583107503@qq.com。

通信作者: 许志浩 (1988-), 男, 武汉人, 讲师, 博士, 硕导, 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。

基金项目: 吉林省电力科学研究院有限公司科技项目资助 (KY-GS-20-01-07)。

键，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的精确识别。

针对这个问题，文献[6-13]通过挖掘并提取电力设备红外图像中的像素温度值信息以及基于温度矩阵的多维度特征值矩阵，将其输入到 SVM (support vector machines)分类器、SOM(self organization map)深度学习网络中，实现电力设备的故障诊断和分类，准确率最高达到 85.7%。文献[14]通过提取 220 组电力设备红外图像的最高温升、最低温升和平均温升 3 个热故障特征量，并用向量将其表示出来，输入到 SVM 分类器中实现温升样本的分类，训练和测试分类精度分别为 99.0991%和 97.5%。

上述文献虽然实现了热故障特征提取，并用向量的形式将热故障特征进行表达，但对故障特征的挖掘不够全面，忽视了故障等级和故障类型与热点温度、热点温差、发热面积、位置信息以及热点群聚现象等热属性值之间的联系，未能挖掘出有效的特征量精准描述故障类型。因此，在设备热故障特征描述工作方面，现有文献方法对故障特征描述不够全面、数字化程度较低、描述性能不高。同时在特征的提取及描述方面缺少详细、系统的方法。

本文在对大量红外热像图进行分析的基础上，提出了一种多属性融合的电力设备红外热特征数字化方法，充分挖掘并提取热点温度、温差、发热面积、位置信息和群聚现象等多个关键特征量，构建了一个多属性特征值向量，以此实现对故障等级和故障类型的全面表达，并对各特征量的提取方法进行详细阐述。本文方法流程如图 1 所示。

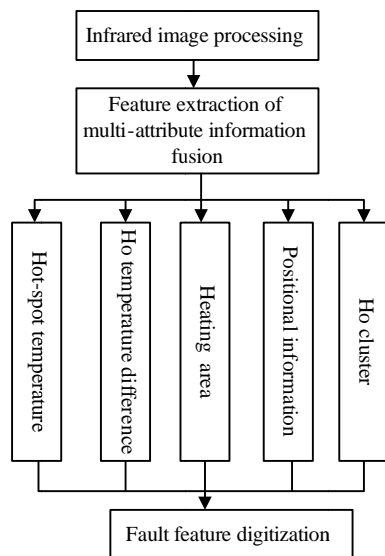


图 1 多属性信息融合特征算法流程图

Fig.1 Flow chart of multi-attribute information fusion feature algorithm

1 多属性特征融合及数字化方法

1.1 热故障特征分析

当电力设备发生故障时，超过 80%的设备都会因热效应而导致发热^[15]。其中因接触不良导致的电流致热型故障占有所有故障比例高达 90%^[16]，虽然因介损增大等导致的电压致热型故障占有所有故障比例较小，但因这类故障往往发生在设备内部，热源点的热量通过介质传导至设备表面时，检测到的设备表面温度相比致热部位温度要小很多^[17]，导致这类故障在前期很难被发现。因此，对电力设备进行定期热故障诊断势在必行。

1.2 多属性融合及数字化方法

根据《DL / T664-2016 带电设备红外诊断应用规范》^[18]文件规定，电力设备的故障类型和等级判断是通过热点温度或者相对温差、热点温差和热点位置信息特征来实现。通过 1.1 节对故障特征的分析，异常发热是发生故障最直接的表现，且往往因故障点位置的不同而表征出不同的故障特性。因此，提取温度值和位置信息对故障状态进行描述是很有必要的。同时，电力设备故障区域，在红外图像中呈现出温度最高的点、条、团、圆盘等不规则形状的光斑^[19]。当同一个设备发生多处故障时，会有多个光斑产生，如图 2 所示。为了对这些局部发热“行为”所代表的热故障特征进行描述，本文引入了发热面积和热点群聚现象特征，对电力设备故障程度做进一步描述。

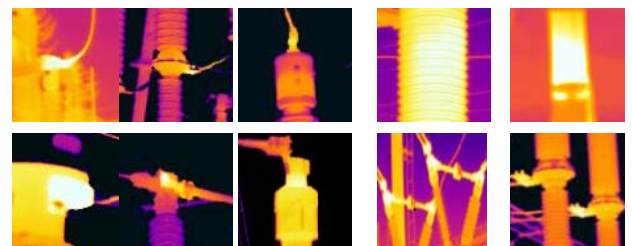


图 2 设备局部呈现出的发热故障光斑

Fig.2 Locally the equipment presents a hot fault spot

为了准确提取热点温度 T_1 、热点温差 T_2 、发热面积 S 、位置信息 L 和热点群聚现象 M 属性值，提出了一种多属性特征融合及数字化方法。其原理是在把三相设备分割为单相设备^[20]，并完成结构划分^[21]的情况下，通过算法自动提取这些属性值，构建多属性信息融合的过热性故障特征值向量，实现热故障特征数字化表达。通过提取每一相故障图像的 $\{T_1, T_2, S, L\} \in R^4$ 属性值，都会构造出一个对应的特征值向量，如式 (1)所示：

$$Z=[T_1, T_2, S, \delta, \theta, d_1] \quad (1)$$

式中: δ 为等效热源点到 Y 轴的距离与设备边缘在 X 轴的投影绝对值的比; θ 为等效热源点到中心点的距离及两点构成的直线与 X 轴的夹角; d_1 为等效热源点到中心点的距离。

当同一相设备或者同一张图像中有两个或者多个故障点时, 对应有两个或多个特征向量, 说明存在热点群聚的现象。提取 N 个故障相或图像, 即可构建一个 N 维多属性热故障特征样本空间, 如式(2):

$$Z = \begin{bmatrix} T_1 & T_2 & S & \delta & \theta & d_1 & M \\ T_{11} & T_{12} & S_{13} & \delta_{14} & \theta_{15} & d_{16} & M_{17} \\ T_{21} & T_{22} & S_{23} & \delta_{24} & \theta_{25} & d_{26} & M_{27} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ T_{N1} & T_{N2} & S_{N3} & \delta_{N4} & \theta_{N5} & d_{N6} & M_{N7} \end{bmatrix} \quad (2)$$

2 热故障特征提取方法

2.1 热点温度和温差

将电力设备红外图像灰度化处理后, 对划分出来的各区域进行全方位扫描, 寻找出各区域的最大灰度值 g 。对各区域中的最大值进行比较, 以最小灰度值所对应的温度作为设备的正常运行温度 T_3 , 其余灰度最大值所对应的温度值分别与正常运行温度作差, 根据最大值的位置信息和故障判断标准, 确定其是否为热点温度及热点温差。其中通过灰度值获得温度值的方法可利用灰度与温度映射关系, 如式(3):

$$T_i = \frac{T_{\max} - T_{\min}}{255} g_i + T_{\min}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3)$$

式中: T_{\max} 和 T_{\min} 分别为红外图片温度的最大值和最小值; T_i 和 g_i 分别代表第 i 点对应的温度和灰度值。

热点温差可表示为:

$$T_2 = T_1 - T_3 \quad (4)$$

2.2 发热面积

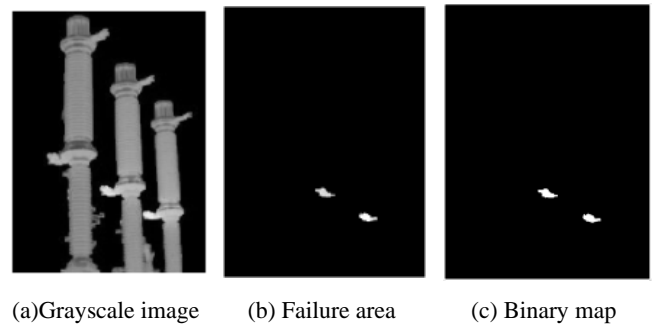
故障区域的分割准确性直接影响着发热面积的计算精度。因此, 故障区域分割是求解发热面积的关键。文献[22]提出了一种基于 PCNN (PCNN-Pulse Coupled Neural Network) 分层聚类迭代的故障区域自动提取方法, 具有较好的分割效果。因此, 本文首先采用该方法对故障区域进行分割, 然后对分割出来的故障区域进行二值化处理, 效果如图3所示, 最后采用扫描的方法逐行扫描整张图像, 并统计值为1的像素点, 故障区域的发热面积, 即为像素点为1的总个数。计算公式如式(5):

$$S = n \quad (5)$$

式中: n 代表像素值为1的数量。

因拍摄角度等因素的影响, 同类型设备在图像中大小各不相同, 导致发热面积大小不一, 没有一个固有的量纲对其衡量。因此, 本文采用故障区域的发热面积 S 除以设备本体像素高度 H_{\max} 的平方, 对发热面积属性值进行归一化, 如式(6):

$$S_i = \frac{S}{H_{\max}^2} \quad (6)$$



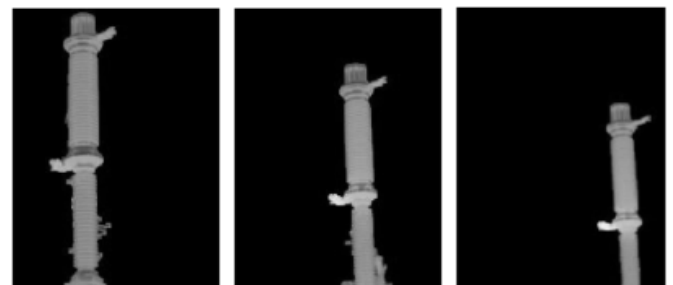
(a) Grayscale image (b) Failure area (c) Binary map

图3 故障区域分割及二值化

Fig.3 Fault area segmentation and binarization

2.3 热点位置信息

1) 在断路器为正立的情况下, 采用文献[20]的方法将三相设备分割为单相设备, 以图3(a)中的断路器为例, 分割效果如图4所示。



(a) Single phase 1 (b) Single phase 2 (c) Single phase 3

图4 分割出单相设备

Fig.4 A single - phase device is segmented

2) 利用数字形态学处理方法, 对设备进行腐蚀、膨胀、骨架提取、细化等处理, 把立体的设备转化为一条细直线, 用细线高的一半做直线的垂直平分线, 交点处即为设备的中心点 (x_0, y_0) , 以其为坐标原点, 建立二维坐标系, 横轴记为 X , 纵轴记为 Y 。以这个坐标系为基准, 实现位置信息的提取, 以图4为例, 处理效果如图5所示。

3) 使用2.2节所述的分割方法, 分割出故障区域, 利用灰度质心法求解故障区域等效热源点, 并获取等效热源点坐标 (x_1, y_1) , 以图4(b)为例, 处理效果如图6所示。灰度质心法公式为式(7):

$$x_1 = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n iG(x,y)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n G(x,y)}, y_1 = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n jG(x,y)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n G(x,y)} \quad (7)$$

式中： $m \times n$ 为图片分辨率大小； $G(x,y)$ 为各像素的灰度值。

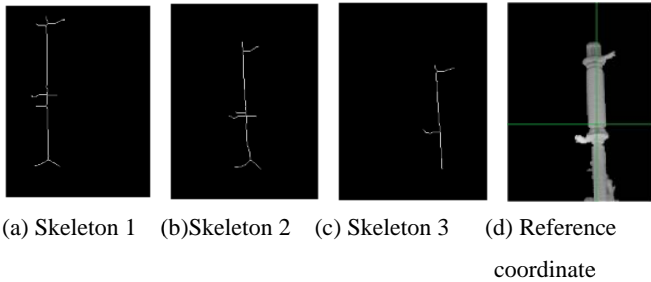


图5 形态学处理及基准建立

Fig.5 Morphological processing and datum establishment

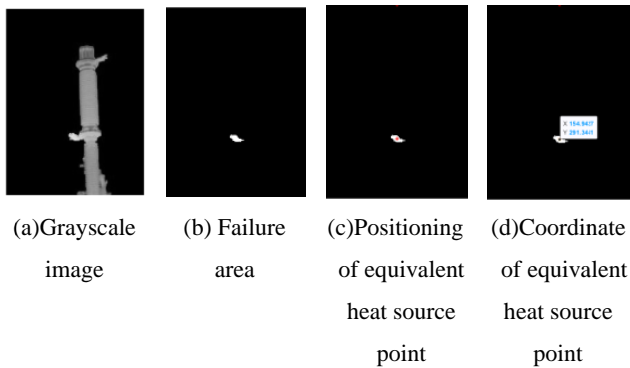


图6 分割故障区域及查找等效热源点

Fig.6 Segment the fault area and find the equivalent heat source

4) 计算出等效热源点到 Y 轴的距离 d_2 与设备边缘在 X 轴的投影绝对值 d_3 的比 δ ，计算公式为：

$$\delta = d_2/d_3 \quad (8)$$

为了判定故障区域属于设备本体内部还是外部，本文通过计算等效热源点到 Y 轴的距离与设备边缘在 X 轴的投影绝对值的比值来实现。在利用腐蚀处理去除接线端子的情况下，使用矩形框标注截取的方式，提取设备主体，将其等效为一个外接矩形，因此， d_3 即可看着是矩形框宽的一半， d_2 为采用质心法获取设备本体质心 (x_3, y_3) 的横坐标与 x_1 的差，从而实现 δ 的求解。若 $\delta > 1$ ，判定为本体外部，若 $\delta \leq 1$ ，判定为本体内部。

5) 计算出等效热源点到中心点的距离 d_1 及两点构成的直线与 X 轴的夹角 θ 。

为了进一步确定故障位置，本文通过计算出等效热源点和中心点两点构成的直线与 X 轴的夹角 θ 及两点之间的距离 d_1 ，分别确定故障区域在坐标轴中的象限位置和偏离设备中心点的程度。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，从而可以诊断出断路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 $0^\circ < \theta < 180^\circ$ ，即故障位于坐标轴的第一或第二象限，可以得出故障位于 X 的上半轴；若 $180^\circ < \theta < 360^\circ$ ，即故障位于坐标轴的第三或第四象限，可以得出故障位于 X 的下半轴。得到象限位置后，再结合故障区域的质心偏离中心点的距离，即可精确定位到故障的位置信息，从而根据位置信息推断出故障类型。计算 θ 和 d_1 的公式为：

$$\theta = \arctan \frac{y_1 - y_3}{x_1 - x_3} \quad (9)$$

$$d_1 = \sqrt{(x_1 - x_3)^2 + (y_1 - y_3)^2} \quad (10)$$

6) 确定发热点位置信息 L 与 d_1 、 θ 和 δ 的关系。

通过步骤 4) 和步骤 5) 可知，描述发热部位的位置信息 L 由 d_1 、 θ 和 δ 三个参数共同确定，可将其关系表示为式(11)。位置信息各参量效果如图 7 所示。

$$L = [\delta, \theta, d_1] \quad (11)$$

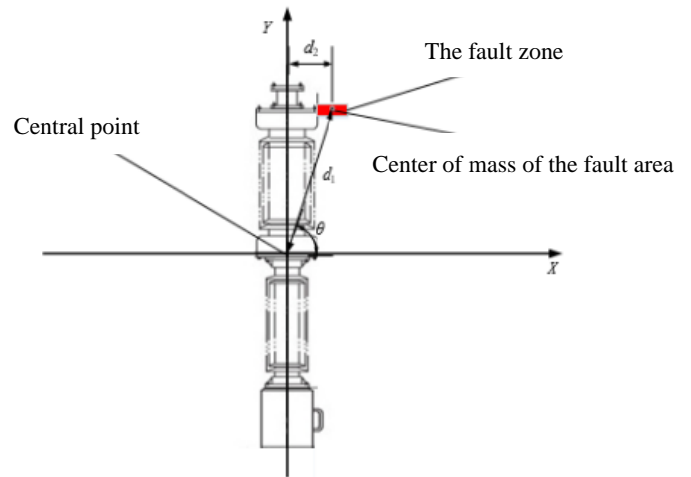


图7 位置信息示意图

Fig.7 Location information schematic diagram

2.4 热点群聚现象

当同一相设备同时发生多个故障时，在式(2)的样本空间中会呈现出多个式(1)的特征向量，本文首次提出由热点温度、热点温差、发热面积、位置信息几个特征共同决定的热点群聚现象特征，对这种现象进行描述。当提取完前几个特征后，即可得到各相设备的特征向量个数，即是热点群聚现象特征，实现对设备的故障等级进行补充说明。

3 实验结果与分析

3.1 电力设备区域划分

以图4中(b)相断路器为例,建立像素统计图谱,如图8所示。运用文献[21]中的方法,即可将图4中的各相断路器大致划分为上、中、下3个区域,划分效果如图9所示。从划分的效果图可以看出,当找到极小值或极大值所在的轴向位置信息后,该方法能够精准有效的实现设备区域的划分。

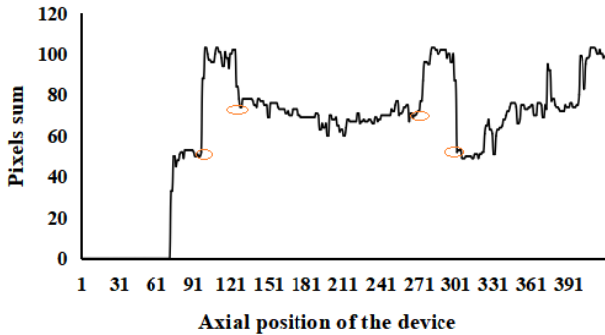


图8 像素统计图谱

Fig.8 Non-zero grayscale statistical map

3.2 特征提取

以图9的断路器为例,对划分的各区域分别进行扫描和对比计算,得到各相设备中各区域最大灰度值 g 与对应的热点温度和热点温差等特征量,如表1所示。

表1中的实测值是采用本文方法自动获取,而实际值是采用FLIR Tool工具提取。通过数据对比可以看出,虽然存在一定的误差,但对后续的故障特征分析及描述不会造成影响,证明了本文获取热点温度和热点温差的方法是可行的。为了对电力设备的故障程

度进一步进行描述,运用2.2节的方法提取电力设备的发热面积。通过上文对电力设备热故障特征分析可知,电压与电流致热故障类型特征相差较大,为了让两种故障特征能够在发热面积上较好地表达出来,本文对断路器常见发生在接线端子上的电流致热型故障和套管上的电压致热型故障,分别结合其热点温度进行了分析和提取,提取结果如图10所示,横坐标为提取的故障数量。

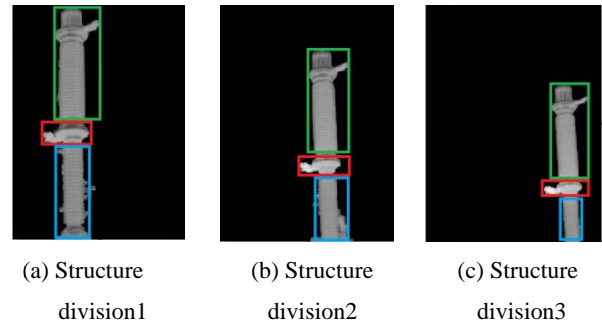


图9 对图4电力设备区域划分效果

Fig.9 The regional division effect of power equipment in fig.4

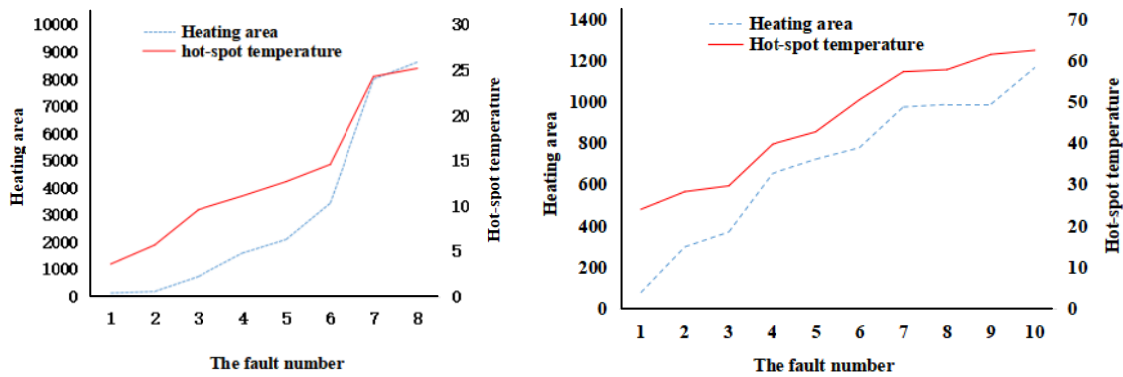
从图10可以得出,本文提取的发热面积随着热点温度的变化而变化,上升趋势大致相同。根据判断故障等级的热点温度参数得到对应的发热面积值,即可通过发热面积参数,对电力设备的热故障程度进行一定的补充和表达作用。

位置信息的提取,以图4(b)和(c)中单相设备为例进行验证说明,首先采用质心计算公式,获取设备的质心位置信息分别为(189.95, 253.95)和(245.28, 271.76),然后采用2.2节的分割方法,分割出故障区域,并使用重心法获取质心坐标为(154.94, 291.34)、(218.67, 322.76),如图6所示。最后,

表1 各区域的 T_1 与 T_2 对比表

Table 1 Comparison table of T_1 and T_2 for each region

Phase sequence	Area	Value of simulation				Measured value			
		g	$T_1/^\circ\text{C}$	$T_3/^\circ\text{C}$	$T_2/^\circ\text{C}$	g	$T_1/^\circ\text{C}$	$T_3/^\circ\text{C}$	$T_2/^\circ\text{C}$
a	Superior	53	3.8		1.2	53	3.8		1.2
	Centre	70	8.5	2.6	5.9	70	8.4	2.6	5.8
	Below	48	2.6		0	48	2.6		0
b	Superior	61	6.1		2.3	62	6.2		2.5
	Centre	213	46.6	3.8	42.8	213	46.5	3.7	42.8
	Below	53	3.8		0	52	3.7		0
c	Superior	68	8.0		4.5	68	7.9		3.4
	Centre	255	57.8	3.5	54.3	255	57.8	3.5	54.3
	Below	51	3.5		0	51	3.5		0



(a) Diagram of casing hot spot temperature and heating area (b) Diagram of connection terminal hot spot temperature and heating area

图10 热点温度与发热面积关系图

Fig.10 Diagram of hot spot temperature

根据公式(8)、(9)和(10)可计算出两相设备的 δ 、 θ 和 d_1 值分别为: 1.4、 -47° 、51pt 和 1.3、 -63° 、58pt。根据提取的位置信息与预定的值进行对比分析, 得出两相设备故障位置均位于设备本体外部和第三象限, 再结合故障偏离设备中心位置值, 可以推断出故障在断路器中间连接部位处的接线端子上。因此, 可以得出该断路器第二和第三相均发生电流致热型故障。利用位置信息实现对故障类型进行描述后, 依据故障所处的位置, 再结合提取的温度、发热面积特征及热点群聚现象和文献[18]中的故障程度判据, 即可实现故障等级的描述。表2和表3分别为断路器故障等级判断标准和部分电力设备热故障特征提取结果。

表2 断路器故障等级判断标准

Failure level	Common defect	Serious defects	Critical defect
Failure criterion/ $^\circ\text{C}$	$0 < T < 55$	$55 \leq T \leq 80$	$T > 80$

表3 部分电力设备热故障特征提取结果

Amount	T_1	T_2	S_i	L	M
1	48.5	45	0.008	[1.3,80,38]	2
	42.8	38.3	0.001	[1.3,38.2,21.14]	
2	50.6	28.3	0.009	[0.14,75,24.67]	1
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
149	46.5	42.8	0.009	[1.4,-47,51]	2
150	57.8	54.3	0.01	[1.3,-63,58]	

3.3 特征值矩阵建立

通过算法完成特征提取后, 构建基于多属性信息

融合的过热性故障特征值向量, 实现电力设备热故障特征数字化描述, 如式(12)所示:

$$Z = \begin{matrix} T_1 & T_2 & S_i & L & M \\ \begin{bmatrix} 48.5 & 45 & 0.008 & [1.3,80,38] & 1 \\ 42.8 & 38.3 & 0.001 & [1.3,38,21.14] & 1 \\ 50.6 & 28.3 & 0.009 & [0.14,75,24.67] & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 46.5 & 42.8 & 0.009 & [1.4,-47,51] & 1 \\ 57.8 & 54.3 & 0.01 & [1.3,-63,58] & 1 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (12)$$

4 结论

为了实现电力设备红外图像诊断中热故障特征提取和数字化表达, 在对图像预处理的基础上, 提取图像中关键发热区域的热点温度、热点温差、发热面积、位置信息以及热点群聚现象等热属性值, 构建多属性信息融合的过热性故障特征值向量, 实现电力设备热故障特征数字化描述。本文运用该方法对150张典型断路器红外故障图像进行了特征提取和数字化描述, 并对各特征量的提取方法及意义进行了详细分析。结果表明, 本文提出的热故障数字化方法对典型红外故障图谱具有良好的描述能力, 对现有的故障特征进行了补充, 有效增强了故障的描述能力。可以推广到其他电力设备, 具有较好的扩展性。在接下来的研究中, 会在故障特征描述中加入融合系数, 提高表达的鲁棒性和精准度, 用于后续大量复杂故障样本情况下的设备热故障智能分类与诊断应用中。

参考文献:

- [1] 邹辉, 黄福珍. 基于 FAsT-Match 算法的电力设备红外图像分割[J]. 红外技术, 2016, 38(1): 21-27.
ZOU Hui, HUANG Fuzhen. Infrared image segmentation of power equipment based on fast-match algorithm[J]. *Infrared Technology*, 2016, 38(1): 21-27.
- [2] 张恒源. 基于红外图像处理的变电站设备故障诊断方法研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2019.
ZHANG Hengyuan. Research on substation equipment fault diagnosis method based on infrared image processing[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2019.
- [3] 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.
YU Bin, WAN Yanzhen, CHEN Sichao, et al. Power infrared image segmentation based on density similarity factor[J]. *Infrared Technology*, 2017, 39(12): 1139-1143.
- [4] 腾云, 陈双, 邓洁清, 等. 智能巡检机器人系统在苏通 GIL 综合管廊工程中的应用[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 393-401.
TENG Yun, CHEN Shuang, DENG Jieqing, et al. Application of intelligent inspection robot system in Sutong GIL Integrated Pipe Gallery Project[J]. *High Voltage Technology*, 2019, 45(2): 393-401.
- [5] 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调整残差网络诊断模型[J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 3000-3007.
WANG Youyuan, LI Houying, LIANG Xuanhong, et al. Self-adjusting residual network diagnosis model for thermal defects of transformer equipment based on infrared image[J]. *High Voltage Technology*, 2020, 46(9): 3000-3007.
- [6] 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.
WANG Jialin, 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.
- [7] 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.
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.
- [8] Huda ASN, Taib S. A comparative study of MLP networks using backpropagation algorithms in electrical equipment thermography[J]. *Arab. J. Sci. Eng.*, 2014, 39: 3873-3885.
- [9] ZOU H, HUANG F. A novel intelligent fault diagnosis method for electrical equipment using infrared thermography[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 73:29-35.
- [10] LI B, ZHU X, ZHAO S, et al. HV power equipment diagnosis based on infrared imaging analyzing[C]//2006 International Conference on Power System Technology, IEEE, 2006: 1-4.
- [11] 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.
PENG Xiangyang, LIANG Fuxun, QIAN Jinju, et al. Automatic location of transmission line insulator based on texture feature of airborne infrared image[J]. *High Voltage Technology*, 2019, 45(3): 922-928.
- [12] 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.
- [13] 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.
LI Zuosheng, YAO Jiangan, YANG Yingjian, et al. Infrared thermal image feature selection method of insulator based on ANOVA[J]. *Power System Technology*, 2009, 33(1): 92-96.
- [14] 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.
LI Xin, CUI Haoyang, XU Yongpeng, et al. Research on power equipment IR image feature extraction and fault diagnosis method[J]. *Laser & Infrared*, 2018, 48(5): 659-664.
- [15] 熊芬芳. 基于图像处理技术的电气设备故障诊断方法研究[D]. 上海: 东华大学, 2015.
XIONG Fenfang. Study on fault diagnosis method of electrical equipment based on image processing technology[D]. Shanghai: Donghua University, 2015.
- [16] 王旭红, 李浩, 樊绍胜, 等. 基于改进 SSD 的电力设备红外图像异常自动检测方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(S1): 302-310.
WANG Xuhong, LI Hao, FAN Shaosheng, et al. Automatic abnormal detection method of infrared image of power equipment based on improved SSD[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2020, 35(S1): 302-310.
- [17] 张晓霞. 变电站电压致热型设备的红外测温诊断[J]. 科技信息, 2010(25):757-758.
ZHANG Xiaoxia. Infrared temperature diagnosis of voltage heating equipment in substation[J]. *Science and Technology Information*, 2010(25): 757-758.
- [18] 唐佳能, 金鑫, 张建志, 等. DL/T 664—2016《带电设备红外诊断应用规范》的应用分析[J]. 智能电网, 2017, 5(9): 924-928.
TANG Jianeng, JIN Xin, ZHANG Jianzhi, et al. Application analysis of DL/T 664-2016 infrared diagnosis application specification for live equipment[J]. *Smart Power Grid*, 2017, 5(9): 924-928.
- [19] 王旭红, 李浩, 樊绍胜, 等. 基于改进 SSD 的电力设备红外图像异常自动检测方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(S1): 302-310.
WANG Xuhong, LI Hao, FAN Shaosheng, et al. Automatic abnormal detection method of infrared image of power equipment based on improved SSD[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2020, 35(S1): 302-310.
- [20] 王小芳, 毛华敏. 一种复杂背景下的电力设备红外图像分割方法[J]. 红外技术, 2019, 41(12): 1111-1116.
WANG Xiaofang, MAO Huamin. Infrared Image Segmentation Method for Power Equipment under Complex Background[J]. *Infrared Technology*, 2019, 41(12): 1111-1116.
- [21] 王小芳, 康琛, 程宏波, 等. 基于红外图像处理的变电设备热故障自动诊断方法[J]. 华东交通大学学报, 2019, 36(3): 111-118.
WANG Xiaofang, KANG Chen, CHENG Hongbo, et al. Automatic thermal fault diagnosis method of substation equipment based on infrared image processing[J]. *Journal of East China Jiaotong University*, 2019, 36(3): 111-118.
- [22] 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.
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.