

文章编号: 1001-5078(2024)03-0423-08

· 红外技术及应用 ·

## 多特征聚合表征的断路器热故障诊断评级方法

桑金海<sup>1</sup>, 许志浩<sup>1,2,3</sup>, 李红斌<sup>2</sup>, 康兵<sup>1</sup>, 丁贵立<sup>1</sup>, 王宗耀<sup>1</sup>, 张兴旺<sup>1</sup>

(1. 南昌工程学院电气工程学院, 江西 南昌 330099; 2. 华中科技大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430074;  
3. 江西博微新技术有限公司, 江西 南昌 330099)

**摘要:** 针对电力设备红外热故障特征的准确评估需求, 提出一种多特征聚合表征的断路器热故障诊断评级方法, 并以高压断路器红外图像为实例进行数据测试。首先, 在高压断路器红外图像背景分离的基础上, 对设备进行精准的区域划分, 提取各区域温度信息; 然后运用 Mean-shift 和改进区域生长法融合, 准确提取故障发热区域面积; 其次, 设计一种多维聚合表征矩阵, 将同一设备发热面积、热点温度、热点温差、发热位置、两相同位温升等特征值聚合为多特征向量矩阵, 并运用现场案例数据构建该向量矩阵与高压断路器故障类型、等级、处理意见的关联库; 最后对 350 张高压断路器红外图像的 1002 组多特征向量进行训练测试。结果表明, 该方法提取的多特征向量数据使用 GWO-SVM 分类器测试的 F-measure 和 Kappa 系数分别为 96% 和 95.43%, 能够实现高压断路器设备热故障的全类型诊断评级及精准定位。

**关键词:** 红外图像; 断路器; 多特征向量; GWO-SVM

中图分类号: TN219; TP73 文献标识码: A DOI: 10.3969/j.issn.1001-5078.2024.03.014

## Multi-feature aggregated characterization of circuit breaker thermal fault diagnosis rating methods

SANG Jin-hai<sup>1</sup>, XU Zhi-hao<sup>1,2,3</sup>, LI Hong-bin<sup>2</sup>, KANG Bing<sup>1</sup>, DING Gui-li<sup>1</sup>,  
WANG Zong-yao<sup>1</sup>, ZHANG Xing-wang<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China;  
2. School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;  
3. Jiangxi Bowei New Technology Co., Ltd., Nanchang 330099, China)

**Abstract:** In response to the demand for accurate assessment of infrared thermal fault characteristics of power equipment, a multi-feature aggregated characterization of circuit breaker thermal fault diagnosis rating method is proposed, and the data test is carried out using infrared images of high-voltage circuit breakers as examples. Firstly, on the basis of the background separation of high-voltage circuit breaker infrared images, the equipment is accurately divided into regions to extract the temperature information of each region. Secondly, the Mean-shift and the improved region growth method are applied to fuse and accurately extract the area of the fault heat-emitting region. Then, a multi-dimensional aggregated characterization matrix is designed to combine the heat-emitting area, hot spot temperature, hot spot temperature difference, heat-emitting location, temperature rise of two identical positions of the same equipment and other eigenvalues into a multi-feature vector matrix, and the on-site case data is adopted to construct a correlation library of this vector matrix and HV circuit breaker fault types, levels and treatment opinions. Finally, 1002 sets of multi-feature vectors from 350 infrared images of high-voltage circuit breakers are trained and tested. The results show that the F-

作者简介: 桑金海(1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为变电设备红外故障诊断。E-mail: 1509027980@qq.com

通讯作者: 许志浩(1988-), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为电力设备智能检测与人工智能应用。

E-mail: zhuxhi@whu.edu.cn

收稿日期: 2023-05-18; 修订日期: 2023-06-20

measure and Kappa coefficients of the multi-feature vector data extracted by this method using GWO-SVM classifier test are 96 % and 95.43 %, respectively, which can achieve the all-types of diagnostic rating and accurate localization of thermal faults in high-voltage circuit breaker equipment.

**Keywords:** infrared image; circuit breaker; multiple eigenvectors; GWO-SVM

## 1 引言

红外热成像技术因其非接触带电检测的优势被广泛应用在多种领域<sup>[1]</sup>。我国于 20 世纪 70 年代初将该技术用于诊断变电设备的热故障<sup>[2]</sup>。在电力设备故障中,超过 80 % 的故障为热故障<sup>[3]</sup>。随着我国电力系统的发展,电力设备不断增多导致设备运维压力增大<sup>[4]</sup>,人工分析红外图片已经不能满足运维检修的需要。且人工识图分析方法检测成本较高,巡检效率低,并且运维人员主观判断会导致误检的情况<sup>[5]</sup>。

近年,随着计算机技术的普及发展,我国开始推进国有企业数字化改革,人工智能技术在此背景下迅速发展。从红外图片中提取设备特征实现智能化诊断已经成为热故障诊断的趋势<sup>[6]</sup>,但哪些特征具有较好的表达性,如何提取有效的特征实现断路器故障的全类型诊断是问题的关键。

针对提取多种特征描述电力设备热故障的问题,文献[6]~[10]提取设备的 Zernike 矩、Hu 不变特征输入到 SOM 网络和 SVM 分类器中,实现了变电设备的分类。文献[11]~[14]提取设备的 Zernike 矩和热点温度特征并输入到 BP 网络、MLP 网络,实现了变电设备的分类和故障智能诊断。文献[15]根据像素分布对结构划分,实现故障的诊断,并未对故障类型和等级作出判断。文献[16]提取设备温度特征及位置特征对电力设备红外热特征作出了数字化描述,并形成了特征向量,但是并未对特征向量进行验证。文献[17]使用粒子群算法与 Niblack 算法将设备分割并提取了 220 张红外图像的最低温升、最高温升、平均温升,并使用 BA\*-SVM 分类算法对数据进行分类,训练分类精度和测试准确率分别达到了 99.0991 % 和 97.5 %。文献[18]使用了红外热图像的时空特征用以描述设备运行状态,引入宽度学习系统并结合沙普利加法特征归因聚类算法对故障分类,准确率和召回率达到了 90 % 左右。文献[19]使用双重背景分离得到设备部件区域,运用自适应网格方法获取平均温度和温差,实现了电压致热型故障的监测诊断,正确率达到 96 %。

上述文献仅实现了热故障特征的提取和特征的特征向量表达,并未实现精准的故障分级诊断定位,且当

前大多数文献中的方法仅能够实现单一故障类型的诊断。因此本文提出一种多特征聚合表征的断路器热故障诊断评级方法,提取单相断路器每个发热行为的热点温度、热点温差、发热面积、结构区域、发热位置和两相同位温差等多个特征量,构建了多特征向量,提取 350 张断路器红外图片的 1002 组特征量,使用 GWO-SVM 分类器对样本训练并测试,测试准确度达到 95.5 %,实现了断路器故障的全类型诊断评级及精准定位。本文流程如图 1 所示。

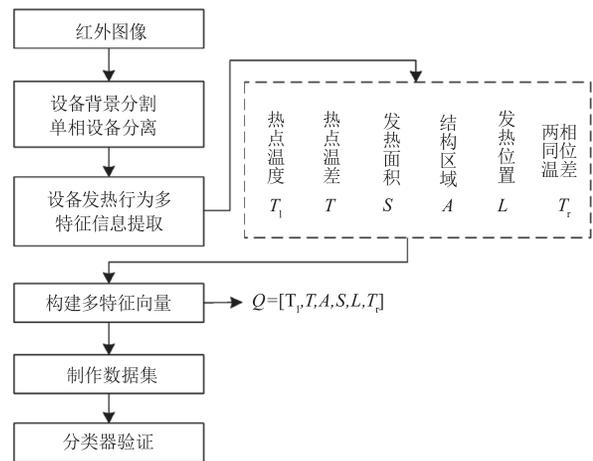


图 1 流程图

Fig. 1 Flow chart

## 2 多特征聚合表征的断路器热故障诊断评级方法

依据《DL/T664-2016 带电设备红外诊断应用规范》<sup>[20]</sup>文件规定,电力设备故障诊断需要通过热点温度、相对温差和发热位置实现。因断路器故障类型总体分为两种,分别是电流致热和电压致热,单一的依靠热点温度  $T_1$  和温差  $T$  并不能准确的判断设备的故障类型,因此本文通过热点温度、热点温差、并结合发热区域面积占比  $S$  和两相同位温差  $T_2$  综合判断设备故障类型。而在高压断路器故障中还包括接线端子、触头等不同位置的热故障,因此本文引入结构区域  $A$  和位置信息  $L$  用以精准定位故障区域。

本文提出了一种多特征聚合表征的断路器热故障诊断评级方法,提取断路器单相设备中每个发热点的热点温度  $T_1$ 、热点温差  $T$ 、发热面积占比  $S$ 、结构区域  $A$ 、位置信息  $L$  和两相同位温差  $T_2$  等多特征并构建多特征向量,能够实现断路器设备热故障的

全类型诊断评级及故障的精准定位。提取红外图像单相断路器中单个发热行为的多种特征,构建多特征向量,如式所示:

$$Q = [T_1, T, A, S, L, T_r] \quad (1)$$

因本文针对高压断路器进行研究,因此将断路器结构划分为4部分,构建断路器多特征向量如式所示:

$$Q = [T_1, T, A_1, A_2, A_3, A_4, S, L, T_r] \quad (2)$$

表1 断路器故障类型等级判断标准

Tab. 1 Judgment standard of circuit breaker fault type and grade

故障类型	设备部位	热像特征	故障等级	故障判据
电流致热型故障	接线端子故障	线夹和接头为发热部位	一般缺陷	$T > 10K, T_1 < 55\text{ }^\circ\text{C}$
			严重缺陷	$55\text{ }^\circ\text{C} \leq T_1 \leq 80\text{ }^\circ\text{C}$
			危急缺陷	$T_1 > 80\text{ }^\circ\text{C}$
	动静触头故障	顶帽和下法兰发热, 顶帽温度较高	一般缺陷	$T > 10K, T_1 < 55\text{ }^\circ\text{C}$
			严重缺陷	$55\text{ }^\circ\text{C} \leq T_1 \leq 80\text{ }^\circ\text{C}$
			危急缺陷	$T_1 > 80\text{ }^\circ\text{C}$
	中间触头故障	下法兰和顶帽发热, 下法兰温度较高	一般缺陷	$T > 10K, T_1 < 55\text{ }^\circ\text{C}$
			严重缺陷	$55\text{ }^\circ\text{C} \leq T_1 \leq 80\text{ }^\circ\text{C}$
			危急缺陷	$T_1 > 80\text{ }^\circ\text{C}$
电压制热型故障	/	套管整体发热或局部发热	故障	$2K \sim 3K$

### 3.2 热故障特征选取

针对在断路器红外图像单相设备中存在两个或两个以上热故障的问题,本文对单相设备中所有发热行为逐个提取多特征并进行故障诊断评级及定位。

在断路器红外图像故障诊断中,最直接的判断依据是热点温度,但是仅依靠热点温度无法满足故障等级诊断的要求。例如在电流致热型故障中一般缺陷的诊断中,仅凭借热点温度  $T_1 < 55\text{ }^\circ\text{C}$  无法给出故障的结论,因此需要在热点温度的基础上,选取热点温差特征  $T$  用以实现故障等级的判断。

根据表1可知,电流致热型故障中接线端子、动静触头、中间触头三者发热位置不同,但是三者热点温度、热点温差的判断标准相同,因此仅依靠热点温度和热点温差并不能精准诊断设备热故障,所以需要结合使用其他特征。

接线端子故障相较于中间触头和动静触头故障有着明显的特征,其发热位置位于线夹或者接头处。因此为区分触头故障和接线端子故障,本文在热点温度和热点温差的基础上,增加发热中心位置信息  $L$  作为评判依据。

本文选取断路器结构特征作为热故障评判依据之一。在选取的350张断路红外图像中,95%以上的断路器设备结构完整,且均能将结构区域

### 3 热故障特征选取策略

在断路器红外图像中,存在着多种特征用以表达设备的热故障,其中纹理特征、温度特征的使用较为频繁。不同特征的选取直接影响热故障的诊断。

#### 3.1 断路器热故障判别标准

首先根据文献[20]将断路器热故障类型等级整理归类,将断路器上接线端子故障归类至断路器故障一类。断路器故障类型等级判断标准如表1所示。

划分为4部分,分别标注为  $A_1, A_2, A_3, A_4$ 。根据后续求取的各区域温度信息对4部分进行标注,最高温标注为2,发热位置标注为1,若结构缺失标记为3,即可分辨最大热源位置,从而区分动静触头故障、中间触头故障、上接线端子故障和下接线端子故障。

电压致热型故障本身温升较小,在表现出温度故障时故障已经较为严重,因此针对电压制热型故障,依靠单相设备特征无法实现电压致热型故障的精准识别。本文依据文献[20]中图像特征判断法和同类比较判断法,提取红外图像中的两相同位温差  $T$ ,并结合其他特征综合判断设备是否存在电压致热型故障。

本文综合断路器单相设备中每个发热点的热点温度  $T_1$ 、热点温差  $T$ 、发热面积占比  $S$ 、结构区域  $A$ 、位置信息  $L$ 、两相同位温差  $T_r$  等多种特征并聚合为特征向量,实现高压断路器设备热故障的全类型诊断评级及故障的精准定位。

### 4 热故障特征参量计算

#### 4.1 断路器结构区域信息提取

断路器的结构划分影响着后续发热区域的定位,因此断路器区域的精准划分是本文需要解决的主要问题。文献[16]中对断路器进行了划分,根据像素分布将断路器划分为三部分,但是此方法并不

准确,对断路器的结构划分不够清晰。

本文改进文献[15]中的方法实现设备的结构划分。在高压断路器红外图像背景分离的基础上,首先使用 Radon 变换进行设备倾斜校正,其次将高压断路器划分为四部分,并获取设备连接点像素信息。

#### 4.1.1 设备倾斜校正

本文在结构划分时,需计算行像素信息,因此在结构区域划分算法中加入 Radon 变换实现设备的倾斜校正,保证行像素和求取的准确。设备倾斜校正效果对比如图2所示。

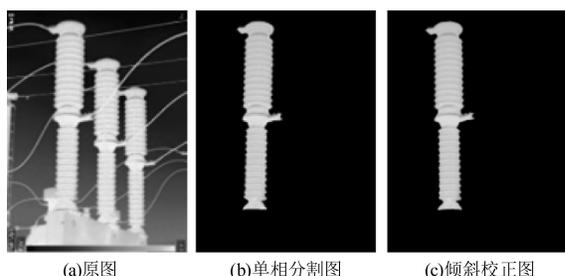


图2 倾斜校正效果图

Fig.2 Effect picture of tilt correction

#### 4.1.2 断路器区域划分

在完成倾斜校正的基础上,首先计算二值化图像的行像素和,得到像素矩阵  $D$ ,计算  $D$  的极大值矩阵  $H_{max}$  和极小值矩阵  $H_{min}$ ,并计算两个矩阵的绝对差值矩阵  $H_1$ :

$$H_1 = |H_{max} - H_{min}| \quad (3)$$

寻找  $H_1$  矩阵中的最大值和次最大值,两个值对应  $H_{min}$  的行是设备结构的连接点,将两行标记为  $i_{01}$ ,  $i_{02}$ ;之后将  $D$  划分为矩阵  $D_1$  ( $1 \sim \min(i_{01}, i_{02})$  行) 和矩阵  $D_2$  ( $\max(i_{01}, i_{02}) \sim M$  行),重复上述步骤寻找新绝对差值矩阵的最大值和次最大值确定断路器连接点。其中设备结构划分点如图3所示,设备连接点像素分布如表2所示。

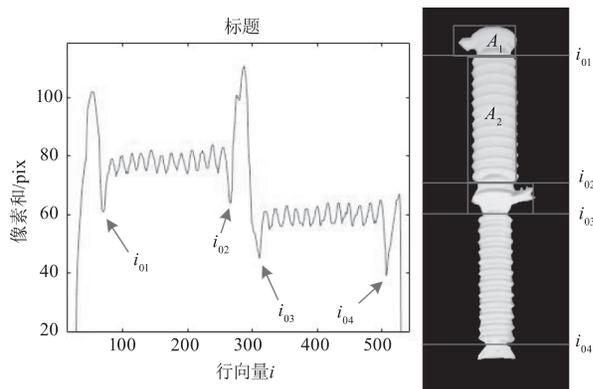


图3 设备结构划分图

Fig.3 Equipment structure division diagram

表2 设备连接点像素信息表

Tab.2 Pixel information table of device connectionpoint

设备连接点	$H_{max}$		$H_{min}$		$H$
	行像素和	所在行	行像素和	所在行	
$i_{01}$	102	55	61	71	41
$i_{02}$	101	276	64	267	37
$i_{03}$	61	322	45	311	16
$i_{04}$	67	527	39	506	28

由表2可知,该断路器中连接点分别由  $i_{01}$ ,  $i_{02}$ ,  $i_{03}$ ,  $i_{04}$  表示,分别位于71行,267行,311行,506行。

#### 4.2 断路器区域温度信息提取

##### 4.2.1 热点温度及热点温差

完成设备区域划分后,遍历每个区域的灰度图,寻找每个区域的最大灰度值  $g_i$ ,并由下式求得每个区域最大灰度值对应的温度  $T_i$ :

$$T_i = \frac{T_{max} - T_{min}}{255} g_i + T_{min}, i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (4)$$

式中,  $T_{max}$  和  $T_{min}$  分别为红外图片比色条代表的最高温和最低温;  $g_i$  代表第  $i$  点对应的灰度值;  $T_i$  代表第  $i$  点对应的温度值。热点温差公式如下式所示:

$$T = T_1 - T_a \quad (5)$$

其中灰度最小值对应的温度作为整个设备的平均温度  $T_a$ , 剩余区域最大灰度值对应温度值和平均温度  $T_a$  作差,其中,所有区域中的最大灰度值对应的温度为热点温度  $T_1$ , 差值为热点温差  $T$ 。

##### 4.2.2 断路器各区域温度信息

本文不考虑高压断路器底座位置,因此将高压断路器精准划分为4部分。以图3为例,使用4.2.1节中的方法提取各区域温度及温差信息,结果如表3所示。

表3 各区域温度信息提取表

Tab.3 Temperature information extraction table of each area

结构区域	$g$	$T_1 / ^\circ\text{C}$	$T_a / ^\circ\text{C}$	$T / ^\circ\text{C}$
$A_1$	218	-5.83	-5.83	0
$A_2$	232	-4.38		1.45
$A_3$	235	-4.07		1.76
$A_4$	232	-4.38		1.45

#### 4.3 热故障区域面积信息提取

##### 4.3.1 热故障区域分割

发热区域的面积直接影响了热故障类型的诊

断,所以对故障区域精准分割是解决此问题的关键。因此针对热故障区域的分割不完全和过分割的问题,本文提出一种 Mean-shift 和改进的区域生长法融合的算法。

使用对比实验的方式验证提出方法的优势。本文方法与 K-means 和改进的区域生长法融合的算法,改进的区域生长法比较,效果如图 3 所示。其中改进的区域生长法, K-means 和改进的区域生长法融合的算法虽实现了故障区域的分割,但是存在过分割的现象;本文方法能够避免故障区域过分割的同时,完整的提取故障区域。图中 (a) 表示设备图, (b) 表示本文算法提取效果图, (c) 表示 K-means 和改进的区域生长法融合的算法提取效果图, (d) 表示改进的区域生长法提取效果图。

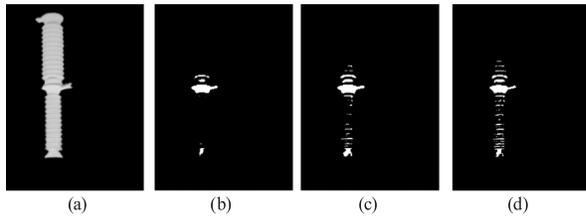


图 4 故障区域分割效果图

Fig. 4 Design sketch of fault area segmentation

#### 4.3.2 发热面积占比

根据图 4(b) 可知,设备存在 5 个发热行为,选取面积最大的作为案例,计算故障区域面积和设备面积,将两者作商得到发热面积占比,可表示为下式:

$$S = S_1/S_2 \quad (6)$$

式中,  $S$  为发热面积占比;  $S_1$  为故障区域发热面积;  $S_2$  为目标设备面积。

发热面积提取结果,以图 3(b) 为例,设备故障区域面积为 494 pt,发热面积占比为 10.36 %。

#### 4.4 热点位置判断

断路器故障中存在接线端子故障,因此断路器内外部故障的判断对故障的精准定位尤其关键。首先求解断路器故障区域的热源中心,其次实现断路器故障的内外部定位。

##### 4.4.1 故障区域热源中心

对单相设备灰度化处理,求取单相设备的灰度质心,以灰度质心作为坐标原点,在灰度质心位置绘制坐标系,灰度质心求解公式如式(7)所示。

$$x_0 = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n iG(x,y)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n G(x,y)}, y_0 = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n jG(x,y)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n G(x,y)} \quad (7)$$

式中,  $m, n$  为图像分辨率大小;  $G(x, y)$  为  $(x, y)$  位置像素对应的灰度值。

本文通过灰度质心公式求得设备的质心,在设备质心绘制新坐标系。设备质心提取结果及新坐标轴标注结果如图 5 所示,图中设备的灰度质心为 (165.106, 261.602)。

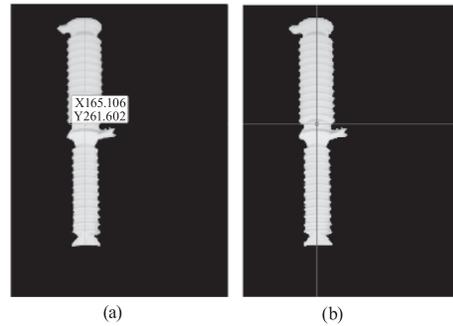


图 5 质心及坐标轴标注图

Fig. 5 Marking drawing of centroid and coordinate axis

#### 4.4.2 内外部故障定位

使用 4.1 节中提出的方法提取故障区域,并求取故障区域的热源中心。求解故障区域的灰度质心作为故障区域的热源中心,求取热源中心至新坐标轴  $Y$  轴的垂直距离  $L_1$  及热源中心一侧设备边缘至  $Y$  轴的垂直距离  $L_2$ , 计算  $L_1$  和  $L_2$  的比值  $L$  用以判断故障是否是外部故障,计算公式为:

$$L = L_1/L_2 \quad (8)$$

本文通过  $L$  的范围来判断设备的故障区域处于内部或是外部。当  $L > 1$  时,判定故障为外部故障;当  $L \leq 1$  时,判定故障为内部故障。以图 5 为例,设备的位置信息  $L$  为 0.05,判定故障为内部故障。

#### 4.5 两相同位温差信息提取

电压致热型故障温升较小,仅依靠单相断路器自身温差无法准确判断,因此使用两相对比提取温差信息判断故障类型更加准确。

首先计算目标相  $A$  相的发热行为中发热区域平均温度  $T_A$ , 其次计算对比相  $B$  相中相同位置区域的平均温度  $T_B$ , 两者的差值代表两相同位温差信息。本文两相同位温差信息提取结果,以图 4(b) 中发热面积最大的发热行为为例,  $T_A$  为 -5.23,  $T_B$  为 -7.02,  $T_r$  为 1.79。

#### 4.6 多维特征聚合表征结果

通过上述方法提取多特征参量后,构建多特征向量矩阵。多特征向量矩阵如公式(9)所示:

$$Q = \begin{bmatrix} T_1 & T & A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & S & L & T_r \\ -4.07 & 1.76 & 0 & 1 & 2 & 1 & 0.104 & 0.05 & 1.79 \end{bmatrix} \quad (9)$$

## 5 多特征向量验证

### 5.1 数据集

本文使用的红外图像数据集来自吉林省某电力公司,由工作人员在 110 kV 和 220 kV 变电站中进行电力设备运维巡检时使用手持红外热像仪拍摄,分辨率为  $480 \times 640$ ,数据集中包含 6 种设备类型,总样本数量为 1400 张。

从样本数据集中选取 350 张断路器图片,提取图片中的多特征共 1002 组,为数据划分标签,其中无故障样本 766 组,故障样本 236 组。将提取的 1002 组特征向量中 80 % 划分为训练集,共 802 张,20 % 划分为测试集,共 200 组。

### 5.2 故障标签

根据表 1 中整理的故障类型及故障等级判据对断路器故障分类共分为 13 类,并加入 0 标签代表无故障,完成断路器故障类型的精细化分类,。故障标签如表 4。

表 4 训练分类标签

Tab. 4 Training classification label

故障类型	标签	故障类型	标签
无故障	0	动静触头一般缺陷	7
上接线端子一般缺陷	1	动静触头严重缺陷	8
上接线端子严重缺陷	2	动静触头危急缺陷	9
上接线端子危急缺陷	3	中间触头一般缺陷	10
下接线端子一般缺陷	4	中间触头严重缺陷	11
下接线端子严重缺陷	5	中间触头危急缺陷	12
下接线端子危急缺陷	6	电压致热型故障	13

### 5.3 分类评价标准

由于本文为多分类问题,因此使用准确率无法准确评价模型性能,所以基于混淆矩阵,本文使用准确率、综合评价指标、Kappa 系数三项评价指标评价模型性能。混淆矩阵如表 5 所示。

表 5 混淆矩阵

Tab. 5 Confusion matrix

		预测标签	
		1	0
实际标签	1	真正例 (TP)	假负例 (FN)
	0	假正例 (FP)	真负例 (TN)

#### 1) 准确率

准确率 (Accuracy) 是分类器真例样本与总体样本的比值。计算公式如下:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (10)$$

#### 2) 综合评价指标

综合评价指标 (F-measure) 是精确率和召回率的加权调和平均值。计算公式如下:

$$F = \frac{(\alpha^2 + 1)P \times R}{\alpha^2(P + R)} \quad (11)$$

式中,  $P$  为精确率;  $R$  为召回率 Recall。当参数  $\alpha = 1$  时,就是最常见的 F1\_score,当 F1 值越高时,则能证明分类方法越有效。

#### 3) Kappa 系数

Kappa 系数是用于衡量多分类精度的指标。计算公式如下:

$$Kappa = (A - Pe)/(1 - Pe) \quad (12)$$

式中,  $Pe$  计算公式如下:

$$Pe = \frac{(TP + FN)(TP + FP)(FN + TN)(TN + FP)}{N^2} \quad (13)$$

### 5.4 结果评估

为体现出本文提出的多特征向量能够精准定位热故障并对热故障进行精准评级的优势。本文选取公式(9)中的部分特征向量进行消融实验完成对比验证,其中部分特征向量如式(14),式(15),式(16)所示:

$$Q = \begin{bmatrix} T_1 & T & A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & S & L \\ -4.07 & 1.76 & 0 & 1 & 2 & 1 & 0.104 & 0.05 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$Q = \begin{bmatrix} T_1 & T & A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & L & T_7 \\ -4.07 & 1.76 & 0 & 1 & 2 & 1 & 0.05 & 1.79 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$Q = \begin{bmatrix} T_1 & T & A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & S & T_7 \\ -4.07 & 1.76 & 0 & 1 & 2 & 1 & 0.104 & 1.79 \end{bmatrix} \quad (16)$$

本文选用 GWO-SVM 对完整多特征向量及部分特征向量分别进行分类训练测试,并对实验结果进行对比验证。各向量在测试集上的测试效果如表 6 所示,本文方法测试结果如图 6 所示。

表 6 不同向量测试效果表

Tab. 6 Effect table of different vector tests

多特征向量	Accuracy/%	F1_score/%	Kappa/%
本文方法	96	95.43	96
式(14)	84.5	82.42	84.5
式(15)	83	80.62	83
式(16)	86.5	84.69	86.5

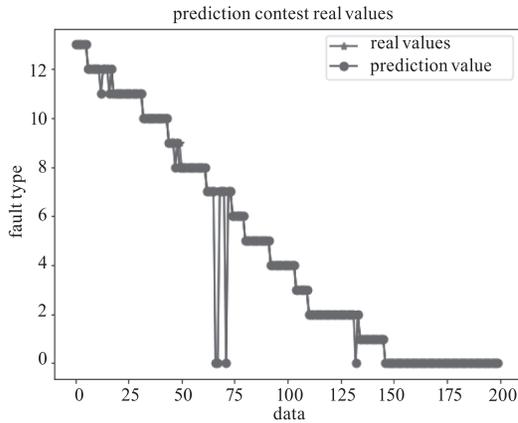


图6 测试结果图

Fig. 6 Test result chart

由图6可知,测试集故障样本146组,分类误判8组,故障样本分类判断正确率 $138/146 = 94.52\%$ ;测试集无故障样本54组,无分类误判,无故障样本分类判断正确率 $54/54 = 100\%$ 。由表6可知,本文方法分类准确率、F-measure和Kappa系数分别为 $96\%$ 、 $95.43\%$ 和 $96\%$ ,证明本文提出的多特征向量能够更加精准地诊断热故障的等级和位置,且与部分特征向量矩阵相比具有明显的优势。

## 6 结论

针对当前无法实现变电设备热故障全类型诊断评级及精准定位的问题,在设备与背景分割完成的基础上,提取图像中设备的热点温度、温差、结构特征、位置信息、两相同位温差等特征值,构建多特征向量并通过GWO-SVM加以验证。实验结果表明:(1)使用Mean-shift和改进的区域生长法融合的算法能够实现对故障区域较为完整的提取。(2)改进的结构划分方法可以实现高压断路器的区域精准划分。(3)本文构建的多特征向量使用GWO-SVM分类器验证,分类准确度达到 $96\%$ ,能够实现断路器故障的全类型诊断。结果表明,本文提出的多特征聚合表征的断路器热故障诊断评级方法能够实现高压断路器故障的全类型诊断评级及精准定位。在接下来的研究中,将本文方法运用至电流互感器、避雷器等其他设备,实现多类别变电设备的故障智能诊断与定位。

## 参考文献:

[1] Zhang Bo, Lü Shigui. Principle and error analysis of thermal imaging camera temperature measurement based on dual response band operation[J]. Astronautical Measurement Technology, 2010, 30(6): 11-15. (in Chinese)

张波,吕事桂.基于双响应波段工作的红外热像仪测温原理与误差分析[J].宇航计测技术,2010,30(6):11-15.

- [2] Zhang Hengyuan. Research on substation equipment fault diagnosis method based on infrared image processing [D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2019. (in Chinese)  
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.
- [3] Xiong Fenfeng. Bear fragrance research on fault diagnosis method of electrical equipment based on image processing technology [D]. Shanghai: Donghua University, 2015. (in Chinese)  
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.
- [4] Pu Tianjiao, Qiao Ji, Han Xiao, et al. Research and application of artificial intelligence technology in operation and maintenance of electric power equipment [J]. High Voltage Technology, 2020, 46(2): 369-383. (in Chinese)  
蒲天骄,乔骥,韩笑,等.人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J].高电压技术,2020,46(2):369-383.
- [5] Huang Zhihong, Wu Sheng, Xiao Jian, et al. Research on thermal fault diagnosis method of power equipment based on guided filtering [J]. Infrared Technology, 2021, 43(9): 910-915. (in Chinese)  
黄志鸿,吴晟,肖剑,等.基于引导滤波的电力设备热故障诊断方法研究[J].红外技术,2021,43(9):910-915.
- [6] Wang Youyuan, Li Houying, Liang Xuanhong, et al. A network diagnosis model based on infrared image for the self adjusted residual of thermal defects in substation equipment [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调整残差网络诊断模型[J].高电压技术,2020,46(9):3000-3007.
- [7] Huda A S N, Taib S. A comparative study of MLP networks using backpropagation algorithms in electrical equipment thermography [J]. Arabian Journal for Science & Engineering, 2014, 39(5): 3873-3885.
- [8] Lin Ying, Guo Zhihong, Chen Yufeng. Infrared fault image 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] Wang Jialin, Cui Haoyang, Xu Yongpeng, et al. Research on infrared thermal image diagnosis of substation equipment based on SOM neural network[J]. Journal of Shanghai Electric Power University, 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.
- [10] 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.
- [11] Zou H, Huang F. A novel intelligent fault diagnosis method for electrical equipment using infrared thermography [J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 73 (1350 - 4495): 29 - 35.
- [12] Si Keye. Do your best Identification and thermal fault diagnosis of substation equipment based on infrared image processing[D]. Shanghai: Shanghai Institute of Electrical Machinery, 2017. (in Chinese)  
施兢业. 基于红外图像处理的变电设备识别与热故障诊断[D]. 上海: 上海电机学院, 2017.
- [13] Peng Xiangyang, Liang Fuxun, Qian Jinju, et al. Automatic localization of transmission line insulators based on airborne infrared image texture features [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.
- [14] Guo Wencheng, Cui Haoyang, Ma Hongwei, et al. Target recognition of 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像目标识别[J]. 激光与红外, 2019, 49(4): 503 - 506.
- [15] 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. (in Chinese)  
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.
- [16] Zhao Tiancheng, Luo Lü, Yang Daiyong, et al. Digital method of infrared thermal characteristics of power equipment based on multi attribute fusion [J]. Infrared Technology, 2021, 43(11): 1097 - 1103. (in Chinese)  
赵天成, 罗吕, 杨代勇, 等. 多属性融合的电力设备红外热特征数字化方法[J]. 红外技术, 2021, 43(11): 1097 - 1103.
- [17] Li Xin, Cui Haoyang, Xu Yongpeng, et al. Research on IR image feature extraction and fault diagnosis methods of power equipment [J]. Laser & Infrared, 2018, 48(5): 659 - 664. (in Chinese)  
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.
- [18] Wang Jing, Yao Zoujing, Zhao Chunhui. Fault diagnosis of power equipment based on space time characteristics of infrared images [J]. Control Engineering, 2021, 28(8): 1683 - 1690. (in Chinese)  
王晶, 姚邹静, 赵春晖. 基于红外图像时空特征的电力设备故障诊断[J]. 控制工程, 2021, 28(8): 1683 - 1690.
- [19] Zhou Kehui, Liao Zhiwei, Chen Lintao, et al. Infrared image state analysis of voltage-induced thermal equipment based on double background separation and adaptive grid [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(24): 123 - 130. (in Chinese)  
周可慧, 廖志伟, 陈琳韬, 等. 基于双重背景分离及自适应网格的电压致热型设备红外图像状态分析[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(24): 123 - 130.
- [20] Tang Jianeng, Jin Xin, Zhang Jianzhi, et al. Application analysis of DL/T 664 - 2016 application specification for infrared diagnosis of live equipment [J]. Smart Grid, 2017, 5(9): 924 - 928. (in Chinese)  
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.