

# 断路器控制线圈驱动铁芯动作特性及其电流-动作 关联特征的机械故障辨识方法

刘会兰, 李 想, 赵书涛, 朱鹏宇, 刘教民  
(河北省输变电设备安全防御重点实验室(华北电力大学), 保定 071003)

**摘 要:** 分合闸线圈上电驱动铁芯再触发操作机构传动部件顺序动作控制断路器分合闸, 现有研究聚焦于提取分合闸线圈电流特征判别故障, 铁芯动作与分合闸线圈电流关联机理不明。为此通过 Lucas-Kanade 光流法逐帧分析高速图像序列, 由运动目标识别获得与控制线圈电流配合的铁芯动作轨迹, 发现铁芯运动早于电流峰值, 其运动速度、加速度和位移与线圈电流时序及其累积持续时间相关联。提出基于聚类动作特征表征故障程度、利用随机森林判断动作关联性电流特征对故障的敏感程度, 建立基于分合闸线圈电流-铁芯特征联合分析的故障分类诊断框架, 并通过实验模拟线圈电压异常、铁芯卡涩程度不同、线圈固定螺丝松动等故障进行验证, 结果表明线圈电流-铁芯动作故障关联性诊断结果更为精确。

**关键词:** 高压断路器; 线圈电流; 目标识别; 故障检测; 聚类分析

## Mechanical Fault Identification Method Based on Action Characteristics of Circuit Breaker Control Coil Driving the Iron Core and Its Current-action Correlation Features

LIU Huilan, LI Xiang, ZHAO Shutao, ZHU Pengyu, LIU Jiaomin

(Hebei Provincial Key Laboratory of Power Transmission Equipment Security Defense, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** The circuit breaker operates by energizing the trip/close coil to drive the core, which then triggers the mechanical components to control the opening and closing actions. The existing research on the fault diagnosis of circuit breakers mainly focuses on extracting the current characteristics of the trip/close coil, but the relationship between the core movement and the coil current is not well understood. This paper uses the Lucas-Kanade optical flow method to analyze high-speed image sequences frame by frame, identifying the core movement trajectory in coordination with the coil current. The results show that the core motion precedes the current peak, and its speed, acceleration, and displacement are related to the coil current waveform and its cumulative duration. Moreover, a fault classification framework is proposed, combining the coil current and core movement features, using clustering to characterize fault severity and a random forest to assess the sensitivity of movement-current features to faults. Experiments simulating coil voltage anomalies, core jamming, and loose coil screws validate that the integrated current-core feature analysis enables more accurate fault diagnosis.

**Key words:** high-voltage circuit breaker; coil current; object recognition; fault detection; cluster analysis

## 0 引言

高压断路器是电网中的关键保护与控制设备<sup>[1-2]</sup>。断路器操作时分合闸线圈得电, 电磁吸力大于摩擦阻力时铁芯开始运动, 到位后触发操作机构部件顺序动作, 随之动触头发生移动。控制分合闸

动作的线圈及铁芯配合时序特性, 直接决定断路器机械特性参数及操作成功与否<sup>[3-5]</sup>。然而, 分合闸线圈长期运行于恶劣、湿热环境中, 易发生绝缘、锈蚀和卡涩等故障, 直接影响断路器的正常动作<sup>[6-7]</sup>。因此, 厘清控制线圈电流和铁芯动作关联特性, 进一步准确辨识分合闸线圈状态, 对提升断路器可靠性和电力系统操作安全性至关重要<sup>[8]</sup>。

分合闸控制线圈电流信号蕴含断路器控制回路和操作机构的状态信息, 目前国内外许多研究聚焦于提取控制线圈电流特征判别断路器机械故障。

文献[9]通过提取电流信号的峰谷值、不同阶段时间点特征来诊断断路器故障。文献[10]模拟铁芯不同程度卡涩故障,利用随机森林算法诊断故障取得良好效果,但限于数据样本未能识别铁芯不同卡涩程度。文献[11]利用主成分分析提取特征,采用支持向量机识别分合闸线圈故障,显著提高故障分类准确率。文献[12]提出了第一层宽卷积核自适应一维深度卷积神经网络的故障诊断算法,对于复杂电流波形有良好的处理能力,这类利用线圈电流的人工智能分类算法复杂,且需要大量数据样本和训练时长,难以满足精确性和时效性需求。电流信号与振动信号相结合识别断路器故障也是近期研究热点之一,文献[13]提取电流关键时序特征与振动信号频域分解组成高维特征,提升了断路器故障识别准确程度。文献[14]对高维特征使用类聚几何敏感进行优选筛选最优特征集,兼顾了故障辨识准确率和计算速度。文献[15]基于振电信号实现剩余寿命的定量预测,兼具有工程实用性。以上文献利用电流或振动信号研究了特征提取和故障诊断问题<sup>[16]</sup>,在识别控制回路和操作机构故障方面取得一定效果,振动-电流联合特征较单一特征更为成熟,但研究集中于断路器能量传动过程,没有与触发过程中铁芯运动特性建立深层联系。断路器分合闸线圈电流驱动铁芯运动是控制分合闸操作前提,已有研究中未见电流与铁芯动作具体联动关系。因此,深入研究控制线圈电流-铁芯动作配合关系,建立分合闸电流-铁芯动作关联特征故障辨识框架是提高故障诊断准确性的关键。

迅猛发展的计算机视觉和人工智能是当前科学发展颠覆性关键技术,并成功被应用在断路器设备的性能测试和故障诊断上。文献[17]通过高速相机捕捉弹簧动作序列,采用归一化互相关图像金字塔匹配获得相关特征,在计算机视觉非接触式测量断路器状态上做出了探索。文献[18]引入 Lucas-Kanade 光流算法对断路器弹簧进行目标追踪,提高图像识别效率,对连续高速运动部件具有更快的匹配速度。文献[19]以 12 kV 永磁真空断路器为例,追踪高压断路器动触头速度特性取得良好效果,但须对运动机构设置标记,在实际应用中受限制较大。文献[20]利用 Shi-Tomasi 角点检测算法筛选追踪点,并通过光流法进行追踪,避免标定和计算量过大的问题。目前研究集中在以操作机构重要部件为跟踪目标,以检测弹簧形变和机械性能为

期望,但尚未研究断路器电流控制线圈驱动铁芯动作特性,更对电流-动作关联特征故障诊断方面研究不足。

针对控制断路器操动过程的非线性电磁铁动作特性,深入研究控制线圈电流驱动铁芯动作过程,提升断路器失控故障辨识的精准度是电网数智化运维的迫切需求。本文同步采集控制线圈电流信号与铁芯动作高速图像序列,非接触式测量铁芯运动轨迹较以往方法对机械结构影响更小,避免了测试设备本身对研究结果的影响。本文研究控制铁芯动作与线圈电流深层联系,建立起电流-铁芯特征联合的断路器机械故障诊断框架,并通过不同故障铁芯运动聚类分析表征卡涩程度、随机森林判断电流特征敏感度,实验验证方法的有效性和正确性。

## 1 分合闸线圈电流-铁芯动作关联特征故障辨识框架

断路器分合闸线圈电流-铁芯动作关联特征分析的机械故障辨识框架如图 1 所示。首先,通过铁芯电流分析对断路器控制线圈电流驱动铁芯动作关联特性进行精准描述,作为理论支撑。建立断路器铁芯图像-电流测试平台,使用高速相机对铁芯动作过程进行记录,并同步获取产生的电流信号。然后,通过目标追踪 Lucas-Kanade 光流法提取铁芯高速图像序列的运动轨迹,进行关联性特征分析,计算其物理参量,通过聚类动作特征进行故障程度标定,采用随机森林判断动作关联性电流特征对不同线圈故障的敏感程度,优化特征选取进行故障辨识,为高电压等级下电流监测断路器分合闸线圈故障提供理论支撑。

## 2 分合闸线圈电流驱动铁芯动作关联特性

### 2.1 基于目标识别的铁芯动作过程识别

本文采用非接触式测量方法,通过采集的高分辨率图像序列,能够详细观察铁芯的动作过程。铁芯通电初始阶段静止,随着线圈电流增加,产生的电磁力推动铁芯开始运动。铁芯运动加速直至撞击锁扣装置时速度降为 0,随后回落至初始位置。

为实现铁芯运动轨迹的精确提取,本文采用 Lucas-Kanade 光流法。该方法基于光流场的不变性假设,即在短时间间隔内,运动物体在图像中的灰度分布保持一致。通过最小化图像邻域内的灰度变化平方和,以高效的梯度求解方式计算像素点的位

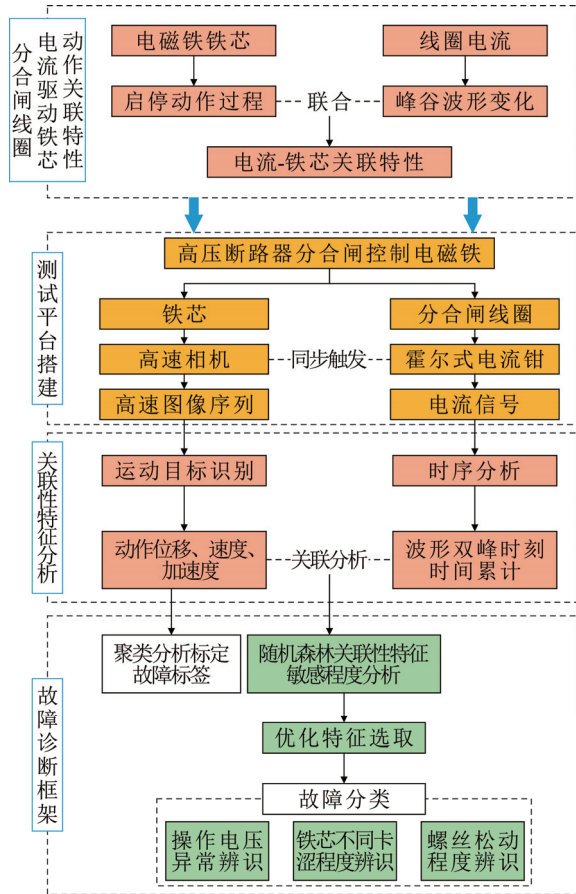


图1 分合闸线圈电流-铁芯动作关联特征故障辨识框架  
Fig.1 Fault diagnosis framework for correlation features between breaker coil current and iron core motion

移矢量。由于铁芯的运动涉及快速的启动、加速、碰撞和回落等复杂过程，光流法通过其高效的光流计算能力，能够实时追踪运动目标并提供高精度的位移、速度和加速度数据，确保铁芯运动过程与电流变化的同步性和准确性。图2选择追踪区域，图3中A点为运动开始帧，B点为位移最大帧，C点为第1次回落最低帧，D点为回落最高帧，E点为运动结束帧。

### 2.2 线圈电流与铁芯动作特性分析

采用霍尔式电流钳与高速相机同步记录分合闸线圈电流和铁芯运动信息。采用Lucase-Kanade光流法准确追踪铁芯位移曲线，并将电流曲线与位移曲线同步记录见图4，以像素作为长度单位。其中A、B、C、D点分别对应 $t_0$ 、 $t_2$ 、 $t_5$ 、 $t_6$ 这4个时间特征点。在分合闸电磁铁回路中可以等效为RL电路，电流回路方程见式(1)。

$$U = Ri + L \frac{di}{dt} \quad (1)$$

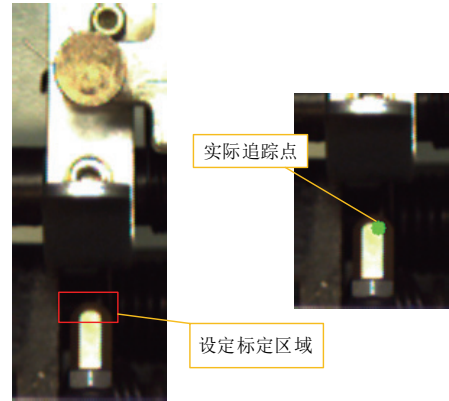


图2 标定区域选择及追踪目标  
Fig.2 Calibration area selection and tracking targets

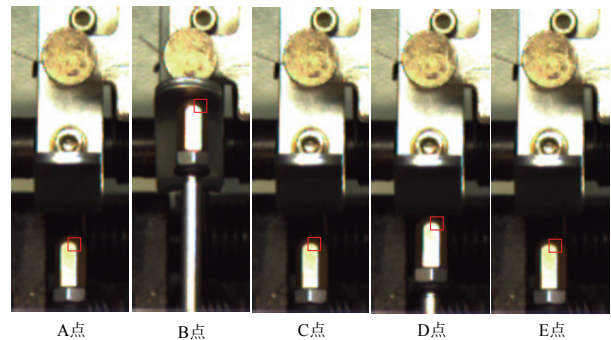


图3 多个特征帧追踪效果  
Fig.3 Multiple feature frame tracking effects

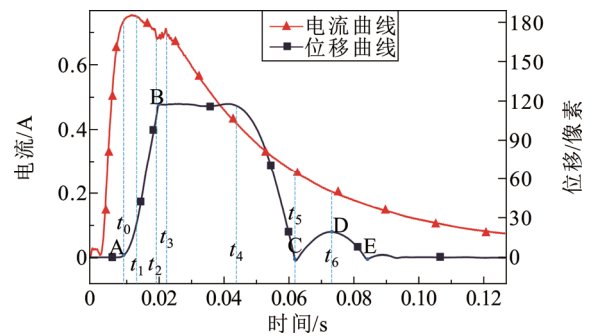


图4 分合闸线圈电流-铁芯位移示意图  
Fig.4 Schematic diagram of the current-core displacement of the opening and closing coil

式中： $U$ 为电压； $R$ 为电磁铁电阻； $i$ 为电流； $\Psi$ 为磁链。在分析过程中假设电磁铁不饱和，则有：

$$\Psi = Li \quad (2)$$

式中： $L$ 为电感。将式(2)引入式(1)并推导得出：

$$U = Ri + L \frac{di}{dt} + i \frac{dL}{dt} \quad (3)$$

在此过程中，电感 $L$ 会随电磁铁气隙长度 $\delta$ 变化，在详细分析运动轨迹时需要考虑气隙变化对电

感  $L$  的影响, 并且将气隙  $\delta$  引入计算式, 得到:

$$U = Ri + L \frac{di}{dt} + i \frac{dL}{d\delta} \cdot v \quad (4)$$

式中:  $v$  为铁芯的运动速度。在电压稳定情况下, 电流的变化主要与铁芯运动速度相关。

在  $0 \sim t_0$  过程中, 电磁铁进行通电, 由于回路中存在电感, 电流会从零开始逐渐增大。当线圈刚开始通电时, 电磁铁的磁力并不能够使得铁芯动作即速度  $v=0$ , 且气隙  $\delta$  为常数, 则求出 1 个通解为:

$$i = Ce^{-\frac{R}{L_0}t} + \frac{U}{R} \quad (5)$$

式中:  $C$  为初始电流的暂态分量幅值(实际值为 0)。在此时间段内, 时间和电流初始状态下皆为 0( $t=0$ ,  $i=0$ ), 所以求得最终解为:

$$i = \frac{U}{R} (1 - e^{-\frac{Rt}{L_0}}) \quad (6)$$

式中:  $L_0$  为此段时间的电感值, 因此在  $t_0$  中电流呈指数上升。

在  $t_0 \sim t_1$  时间段内, 铁芯开始运动, 回路中产生反电动势, 速度开始变化, 式(4)需要考虑电流与铁芯速度以及气隙变化带来的影响。在  $t_0$  时刻, 由于满足( $t=0$ ,  $i=0$ )条件, 且气隙为常数, 铁芯刚开始运动( $v=0$ ), 在  $t_0$  时刻电流值的大小完全取决于操作电压高低, 是判断操作电压异常的重要特征。

以往研究中通常认为电流增加到第 1 个峰值, 铁芯开始运动, 但结合铁芯动作图像表明, 铁芯运动时间早于电流第一峰值时间, 铁芯运动初始速度较小, 速度位移曲线见图 5。

电磁铁的电感值  $L$  是多因素决定的, 式(7)提供了一个理论框架来估计铁芯移动导致的电感变化。

$$L = \frac{N^2 \mu_0 \mu_r A}{l + \delta \left( \frac{1}{\mu_r} \right)} \quad (7)$$

式中:  $N$  为线圈的匝数;  $\mu_0$  为真空的磁导率;  $\mu_r$  为磁芯材料的相对磁导率;  $A$  为磁芯的横截面积;  $l$  为磁路中磁芯的长度。

铁芯离开线圈, 磁路中的气隙实质上增大, 因为空气或其他非磁性介质的磁导率远小于铁芯材料的磁导率, 从而降低了通过该磁路的磁通量。磁路的总磁阻增加, 导致电磁铁的电感减小, 电流将更快达到最大值, 虽然感应电流产生的磁场总要阻碍引起感应电流的磁通量的变化, 但是由于直流电压 220 V 较高, 而且自感减小, 所以  $t_0 \sim t_1$  时间段内电

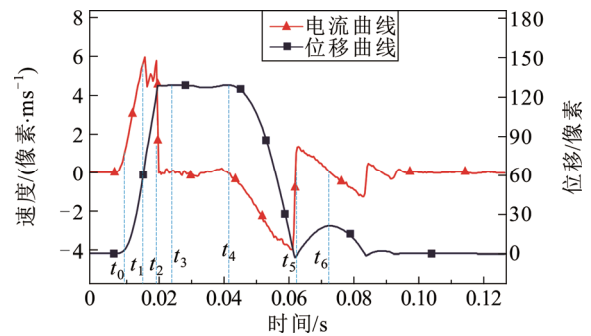


图5 分合闸线圈铁芯速度-位移曲线

Fig.5 Opening and closing coil core velocity-displacement curve

流依然增加。

在  $t_1$  时间达到电流峰值, 此时式(4)中电流达到第一个峰值, 此后由图 5 得出此时铁芯速度较快, 铁芯产生的反电动势较大, 导致电流自  $t_1$  时刻开始下降。在  $t_2$  时刻铁芯撞击并停止运动,  $v=0$  时传动机构的锁扣打开, 完成后续分合闸动作。

在  $t_2$  时刻电流下降到谷值, 从图 5 中得到速度在  $t_2$  时刻接近于 0, 反电动势接近于 0, 电流不再下降, 回路线圈电源电压保持稳定, 此时铁芯仍未下落, 气隙仍为常数, 电流自  $t_3$  时刻开始增加。

在  $t_3$  时刻, 辅助开关断开, 切断线圈电源, 开关触头间产生电弧并被拉长, 电弧电压快速升高迫使电流迅速减小直到熄灭。但在  $t_3$  时铁芯仍未下落, 直到  $t_4$ , 铁芯开始下落, 速度向下。由加速度曲线(图 6)看出铁芯只有在发生撞击时加速度变化较大, 速度和加速度可作为铁芯能否撞开锁扣的关键特征。

在  $t_5$  时刻铁芯到达最低点, 电流无法直观反映变化情况, 须进一步数据分析, 例如对加速度、速度等进行详细分析。

在  $t_6$  时刻铁芯再次升到最高点并最终回落。后面振荡较小, 不再分析具体过程。

### 3 基于关联性特征的线圈故障分析

分合闸线圈故障通常源于线圈本身或铁芯的多种故障状态, 包括操作电压异常(过高或过低)、铁芯卡涩、线圈固定螺丝松动等问题。这些故障会阻碍铁芯正常撞开锁扣, 从而无法执行分合闸操作。故障的直接后果是断路器辅助接点无法正常打开, 导致线圈持续通电, 并最终因热量积累而烧毁。因此, 分合闸线圈电流是断路器故障检测的关键测量信号。通过聚类分析标定铁芯卡涩程度和固定螺丝

松动程度, 操作电压可直接控制无须标定, 最终通过随机森林判断不同特征的敏感程度, 验证基于动作关联性电流特征的有效性。

### 3.1 聚类分析及随机森林敏感程度计算

采用 K-means 聚类分析对图像数据提取出来的特征进行处理, 区分不同卡涩程度并标定, 再将对应的电流特征输入随机森林算法进行敏感程度分析。

K-means 算法首先需要确定数据簇的数量  $K$ , 即有  $K$  个簇中芯, 且这些簇中芯在初始数据样本集合  $D$  中产生。确定簇中芯后, 计算簇数据点  $x_i$  到每个中芯点的欧氏距离, 计算式为:

$$C_i = \operatorname{argmin}_j |x_i - \mu_j|^2 \quad (8)$$

式中:  $i$  表示数据集中第  $i$  个数据;  $j$  表示第  $j$  个簇,  $C_i$  表示数据点  $x_i$  与簇之间距离最近的类别;  $\mu_j$  为数据类的簇中芯, 其计算式为:

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^m I\{C_i = j\} x_i}{\sum_{i=1}^m I\{C_i = j\}} \quad (9)$$

式中:  $m$  代表第  $m$  个簇;  $I\{\cdot\}$  表示距离的集合, 根据距离最短原则将  $x_i$  划入某个簇中并进行多次迭代, 直至数据点被分类完毕, 算法结束。

肘部分分析是一种用于确定聚类分析中最佳簇数量( $K$  值)的启发式方法。其基本原理是: 随着簇数量的增加, 每个点到其簇中芯的平均距离(即簇内误差平方和(within-cluster sum of square, WCSS, 表示为  $S_{wcs}$ ))会减少, 但这种减少趋势在某一点后会显著降低, 这个点就像肘部一样, 标志着增加更多簇不再显著提升模型的性能, 因此可以作为选择  $K$  值参考。

簇的数量增加时模型的复杂度增加, 每个簇的平均尺寸减小, 因此簇内的点更加紧密, WCSS 相应地减少。但是, 过多的簇会导致过拟合, 因为当每个点都是自己簇的中芯时, WCSS 会达到最小, 其表达式为:

$$S_{wcs} = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (10)$$

对每个  $K$  使用 K-means 聚类算法对数据进行聚类, 并计算相应的 WCSS, 找到 WCSS 下降开始变缓的点即为最佳  $K$  值<sup>[21-22]</sup>。

随机森林(random forest, RF)是一种强大的机器学习方法。在随机森林中, 每个决策树的构建基于数据集的一个随机子集, 且在分裂节点时仅考虑一

组随机选定的特征。这种随机性使得模型对各个特征的依赖性和影响力得以在多个树中被独立评估, 进而通过汇总所有决策树的结果来计算每个特征的平均影响权重, 从而作为判断特征对故障敏感程度的关键依据<sup>[23]</sup>, 敏感程度越高, 对故障辨识能力越高, 从而优化特征选取。流程图如图 7 所示。

### 3.2 故障特征选取

#### 3.2.1 铁芯卡涩

测量铁芯运动的位移曲线, 并计算出对应时刻的速度加速度曲线, 铁芯卡涩的主要表现为铁芯运动阻力增大, 借助牛顿运动公式得出:

$$F - f - mg = ma \quad (11)$$

式中:  $F$  为铁芯所受电磁力;  $f$  为铁芯所受阻力;  $m$  为铁芯质量;  $g$  为重力加速度;  $a$  为铁芯运动加速度。

基于现有条件很难算出电磁力大小, 以往通过缠绕胶带圈数来标定卡涩程度, 但缺乏实际验证其受阻力  $f$  大小, 而通过高速相机追踪铁芯运动轨迹, 计算

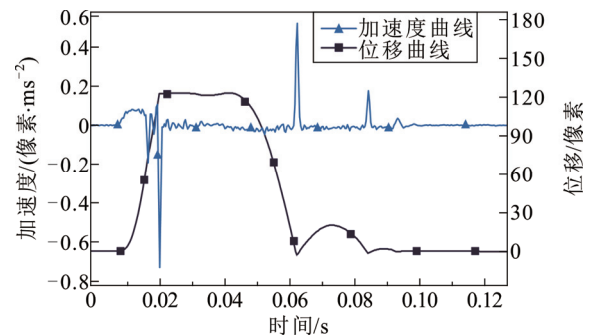


图 6 分合闸线圈铁芯加速度-位移曲线

Fig.6 Opening and closing coil core acceleration-displacement curve

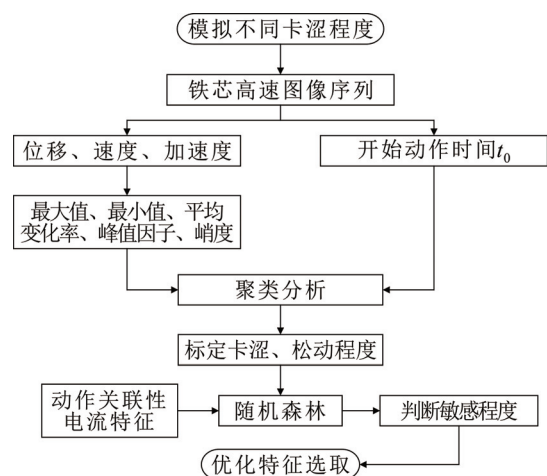


图 7 优化特征选取流程图

Fig.7 Optimized the flowchart of feature selection

关键运动参量标定铁芯卡涩程度更加科学可靠。

当铁芯所受电磁力大于阻力重力之和时才开始运动,故运动的开始时间  $t_0$  是反映铁芯卡涩程度的关键特征时刻。无卡涩或轻度卡涩情况下,铁芯可达到较高的最大速度;重度卡涩会导致最大速度明显降低;另外铁芯运动过程的平均速度变化率也与卡涩程度直接相关。在遭遇重度卡涩时,铁芯加速变缓,减速变快,速度变化率的波动可能更加剧烈。选取铁芯首次达到最大速度时平均速度变化率  $a_{\text{avg1}}$  为:

$$a_{\text{avg1}} = \frac{\Delta v_{\text{max1}}}{\Delta t_{\text{vg1}}} \quad (12)$$

式中:  $\Delta v_{\text{max1}}$  为第 1 次达到最大速度值;  $\Delta t_{\text{vg1}}$  为第 1 次达到最大速度的时间。

首次达到最大加速度平均加速度变化率  $J_{\text{avg1}}$  为:

$$J_{\text{avg1}} = \frac{\Delta a_{\text{max1}}}{\Delta t_{\text{avg1}}} \quad (13)$$

式中:  $\Delta a_{\text{max1}}$  为第 1 次达到最大加速度值;  $\Delta t_{\text{avg1}}$  为第 1 次达到最大加速度的时间。

峰值因子是描述信号极值与其平均水平之间关系的 1 个参数,用于衡量速度或加速度信号中极值的突出程度。它定义为信号的最大绝对值与信号的有效值(root mean square, RMS)之比。对于速度  $v$ 、加速度  $a$  的峰值因子  $F_v$ 、 $F_a$  可以分别表示为:

$$F_v = \frac{\max(|v|)}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i^2}} \quad (14)$$

$$F_a = \frac{\max(|a|)}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i^2}} \quad (15)$$

式中:  $n$  为样本数量;  $v_i$  和  $a_i$  为在特定时间点的速度和加速度值。峰值因子较高意味着信号中存在较大的极值。

峭度是描述概率分布形状的尖锐程度的统计量,对于速度和加速度信号,峭度可以表征数据分布的尾部厚度。峭度计算式为:

$$K = \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left( \frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)} \quad (16)$$

式中:  $x_i$  为第  $i$  个观测值在此文中代表速度或者加速度值;  $\bar{x}$  为样本均值;  $s$  为样本标准差。正常分布的峭度值为 3,峭度值 > 3 意味着分布比正态分布的

尾部更厚,有更多的极端值。

选择  $a_{\text{avg1}}$ 、 $J_{\text{avg1}}$ 、 $F_v$ 、 $F_a$ 、 $K_v$ 、 $K_a$  作为聚类动作特征标定卡涩程度。

选择电流双峰值  $I_{\text{max1}}$ 、 $I_{\text{max2}}$  及对应时间  $t_{\text{max1}}$ 、 $t_{\text{max2}}$  为时域特征,在实际测试中发现铁芯在不同卡涩程度下,电流与时间积分变化明显,定义式(17)表示 0~ $t$  时间-电流的积分值  $F(t)$ ,本文中积分变量与时间变量符号一致,  $t$  为当前时刻,即:

$$F(t) = \int_0^t f(t) dt \quad (17)$$

定义以及选择双峰值电流-时间积分值  $F(t_1)$ 、 $F(t_3)$  以及图 4 中  $t_0$ 、 $t_2$ 、 $t_5$  时刻所对应积分值  $F(t_0)$ 、 $F(t_2)$ 、 $F(t_5)$  作为动作关联性电流特征验证敏感程度。

### 3.2.2 分合闸线圈固定螺丝松动

线圈固定螺丝松动主要影响铁芯的定位精度和运动稳定性。当固定螺丝发生松动时,铁芯在受到电磁力作用下移动的过程中可能会出现偏移、震动或滑动等异常行为,这些都会影响到断路器的分合闸时间和可靠性。在一些极端情况下,固定螺丝的严重松动甚至可能导致铁芯卡死或无法达到预定的位置,使得断路器无法完成其设计的功能。

为准确诊断固定螺丝松动故障,采用高速相机对铁芯运动进行实时监测。选用速度、加速度、位移的极差作为判断固定螺丝松动程度的重要依据,图 8、图 9 分别为分合闸线圈铁芯正常状态下水平方向速度-位移曲线。

#### 1) 位移极差

位移极差  $R_x$  可反映铁芯运动过程的左右晃动程度,表示为:

$$R_x = x_{\text{max}} - x_{\text{min}} \quad (18)$$

式中:  $x_{\text{max}}$  和  $x_{\text{min}}$  分别表示测量到的位移的最大值和最小值。

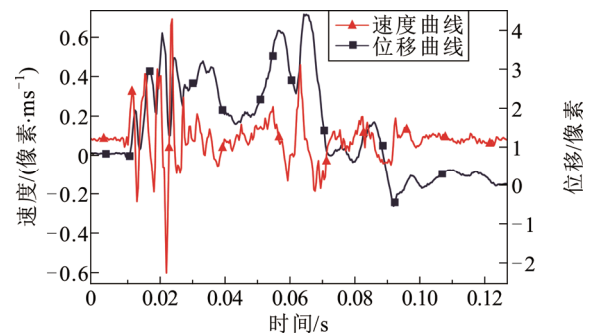


图 8 分合闸线圈铁芯水平方向速度-位移曲线

Fig.8 Velocity-displacement curve of circuit breaker coil core in horizontal direction

2) 速度极差

较大的速度极差  $R_v$  表明铁芯在移动过程中速度波动较大, 反映铁芯动作不稳定或外力干扰有关。

$$R_v = v_{\max} - v_{\min} \quad (19)$$

式中:  $v_{\max}$  和  $v_{\min}$  分别表示测得速度的最大值和最小值。

3) 加速度极差

在铁芯的动作过程中, 较大的加速度极差  $R_a$  反映着铁芯经历了急剧的加速或减速过程, 这反映铁芯左右晃动过程遇到了阻力或者在特定时刻受到了较大的推力。

$$R_a = a_{\max} - a_{\min} \quad (20)$$

式中:  $a_{\max}$  和  $a_{\min}$  分别表示测得的加速度最大值和最小值。

将  $R_x$ 、 $R_v$ 、 $R_a$  作为特征进行 K-means 聚类分析标定分合闸线圈固定螺丝不同松动程度。

观察到固定螺丝松动状态下电流波动性增加, 振动可能在电流信号中产生新的频率成分, 但是在实际验证过程中, 选择位移极差、速度极差、加速度极差验证效果较好, 电流特征对固定螺丝松动程度辨识能力较差, 所以本文选择采用  $R_x$ 、 $R_v$ 、 $R_a$  作为随机森林特征进行敏感度分析, 从而优化特征选取。

3.2.3 操作电压异常

断路器操作电压异常故障可通过电压控制设备准确模拟, 不存在分类样本标定不明确的情况, 可直接输入 RF 模型计算特征敏感程度。

在以往研究中往往通过电流峰值和谷值等特征作为判断依据, 但实际实验中当操作电压升高, 铁芯的速度也会变快, 较大的反电动势会使得电流较正常电压时提前下降, 未能达到最高峰值。所以在实验过程中, 一定范围内的操作电压异常难以通过电流峰值区分。为简化计算选择铁芯刚开始动作时刻  $t_0$ , 此时铁芯运动速度  $v=0$ 、位移  $x=0$ , 铁芯气隙未发生变化, 此时测量电流值可以表征操作电压的过高、过低。记录  $t_0$  时刻电流值  $I_0$ , 并选择  $t_1$ 、 $t_2$  时刻的电流值则记作  $I_1$ 、 $I_2$  作为特征值, 以及最终撞击锁扣的速度  $v$  和加速度  $a$  作为判断电压高低的参考。

4 实验及结果分析

4.1 故障模拟试验

以 ZN63 型高压断路器为基础搭建故障模拟实

验平台, 采用霍尔开口式电流钳以 25 600 Hz 频率采集分合闸电流, 高速相机型号为 HT-XG51GC/M-T, 设定相机采样帧率为 3 000 帧/s, 捕捉图像分辨率为 640×480, 采集铁芯动作图像, 并将采集到的电流和图像信号输入至上位机进行分析计算, 实验现场如图 10 所示。

因 ZN63 型断路器合闸铁芯在内部, 所以本次实验测量分闸铁芯动作过程及电流情况。

以断路器分闸过程进行故障模拟实验, 分别设置操作电压异常、铁芯卡涩、固定螺丝松动这 3 种铁芯典型故障。

4.2 不同模拟故障特征识别优化结果

4.2.1 铁芯卡涩

通过在铁芯缠绕胶带来模拟不同程度的卡涩故障, 如图 11 所示。重复操作 100 次, 提取铁芯动

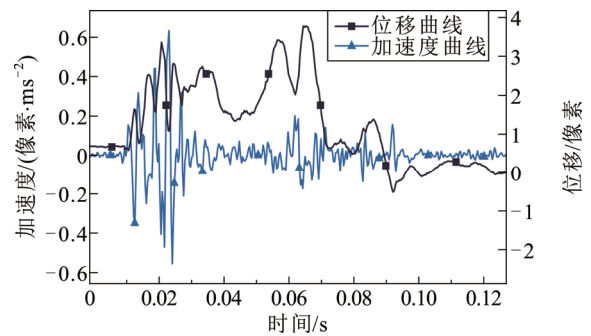


图 9 分合闸线圈铁芯水平方向加速度-位移曲线

Fig.9 Acceleration-displacement curve of circuit breaker coil core in horizontal direction

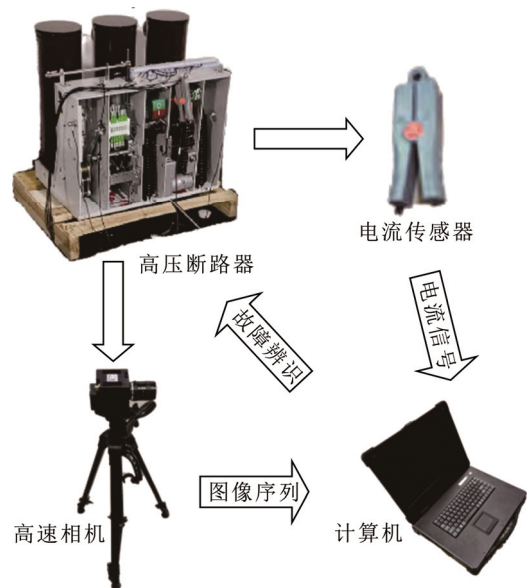


图 10 断路器分合闸线圈测试实验示意图

Fig.10 On-site experiment for testing the opening and closing coils of a circuit breaker

作图像信息的速度最大值  $v_{max}$ 、加速度最大值  $a_{max}$ 、速度变化率  $a_{avg1}$ 、加速度变化率  $J_{avg1}$ 、速度及加速度的峰值因子  $F_v$ 、 $F_a$  和峭度  $K_v$ 、 $K_a$  等 8 个特征量。选择 K-means 算法进行聚类。

应用肘部方法分析了  $K$  值在 2~10 范围内的总内平方和如图 12，发现  $K=4$  时 WCSS 下降趋缓，因此确定为最佳聚类数。

分析簇特征：簇 1(无卡涩)：速度最大值和加速度最大值较高，变化率平均，峰值因子和峭度较低，表明运动顺畅；簇 2(轻度卡涩)：速度和加速度最大值略有下降，变化率较慢，峰值因子和峭度略增；簇 3(中度卡涩)：特征量显示明显的下降，特别是速度变化率，峰值因子和峭度显著增加；簇 4(重度卡涩)：速度和加速度的最大值最低，变化率最慢，峰值因子和峭度最高，表明运动受到严重阻碍。

经过聚类分析共有无卡涩 22 组，轻度卡涩 26 组，中度卡涩 28 组，重度卡涩 24 组，完成对样本的类别标定。

将不同类别对应的电流特征  $I_{max1}$ 、 $I_{max2}$ 、 $t_{max1}$ 、 $t_{max2}$ 、 $F(t_1)$ 、 $F(t_3)$ 、 $F(t_0)$ 、 $F(t_2)$ 、 $F(t_5)$  输入随机森林算法计算权重，见图 13。

从权重分析来看，动作关联电流特征  $F(t_0)$  在识别铁芯不同卡涩程度方面敏感程度最高。采用电流-时间积分比单独采用线圈电流特征，可以在一定程度上提高对卡涩程度的识别能力。

#### 4.2.2 线圈固定螺丝松动

通过拧动线圈固定螺丝方式，进行 60 次模拟实验。线圈固定螺丝松动在测试实验中主要表现为水平方向上的晃动，通过水平方向上的位移动作变化，可以对位移状态进行标定，图 14 为不同松动程度下铁芯行程位移变化。

选择位移极差  $R_x$ 、速度极差  $R_v$ 、加速度极差  $R_a$  进行 K-means 聚类分析，WCSS 为 3 的时候，变化变缓，所以将松动情况分为 3 类，分别为严重松动 22 组、轻微松动 18 组、无松动 20 组。

将 3 种图像特征输入随机森林算法，计算出  $R_x$  敏感度为 59.7%， $R_v$  敏感度为 26.4%， $R_a$  为 13.9%。可以看出， $R_x$  对线圈固定螺丝松动故障的敏感程度最高。

#### 4.2.3 操作电压异常

借助电压控制设备模拟不同操作电压下各 20 组，并测得不同电压下时刻  $t_0$ 、 $t_2$ 、 $t_3$  的电流值  $I_0$ 、 $I_1$ 、 $I_2$  以及计算最终撞击锁扣的速度  $v$ 、加速度值  $a$ ，部分数据记录如表 1 所示。

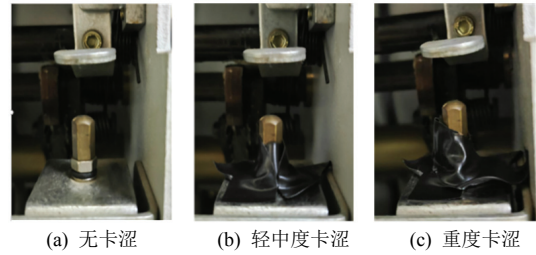


图 11 铁芯卡涩故障模拟

Fig.11 Iron core blocking fault simulation

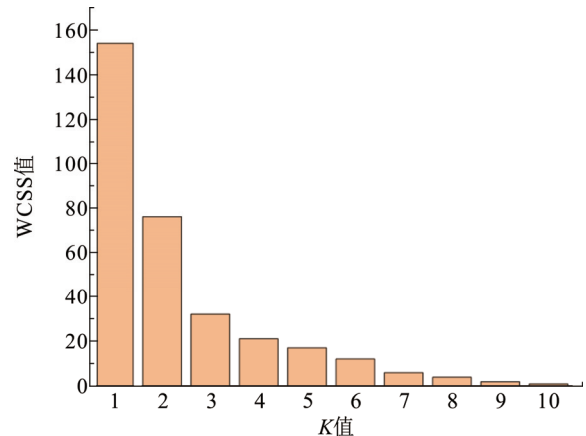


图 12 不同簇值下簇内误差平方和变化

Fig.12 Variation of within-cluster sum of squared errors under different cluster values

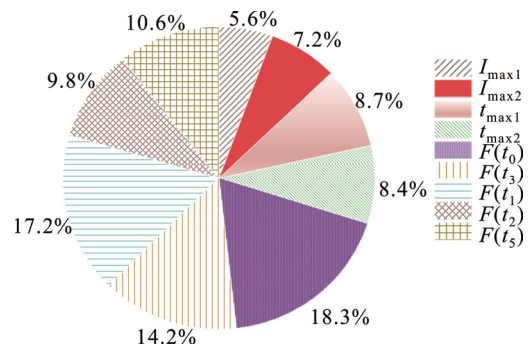


图 13 随机森林分析权重结果饼状图

Fig.13 Random forest analysis weight results pie chart

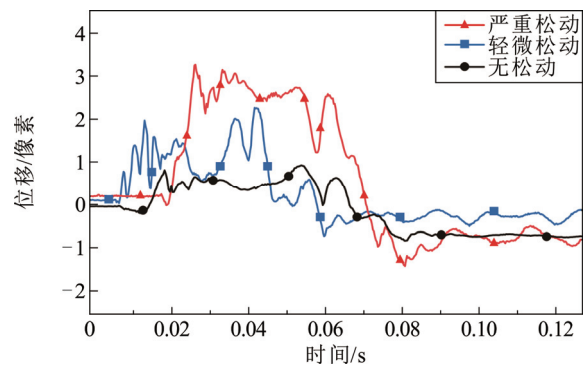


图 14 不同松动状态下铁芯行程位移变化

Fig.14 Variation in iron core displacement under different states of loosening

表 1 不同电压下典型特征值

$U/V$	$I_0/A$	$I_1/A$	$I_2/A$	$v/(像素 \cdot ms^{-1})$	$a/(像素 \cdot ms^{-2})$
240	0.784	0.794	0.716	0.618	0.734
220	0.731	0.774	0.694	0.594	0.714
200	0.698	0.743	0.667	0.574	0.654
180	0.648	0.714	0.654	0.537	0.554
160	0.597	0.684	0.631	0.486	0.502

实验电压为 160 V 的时候, 铁芯无法撞击开锁扣完成分合闸动作。采用随机森林算法分析  $I_0$ 、 $I_1$ 、 $I_2$  对操作电压高低的影响权重, 得出  $I_0$  影响权重为 0.614,  $I_1$  影响权重为 0.237,  $I_2$  影响权重为 0.149,  $I_0$  对操作电压异常故障更加敏感, 表明基于图像时序分段的时域电流特征对故障有更好的辨识效果。

#### 4.3 关联诊断方法结果对比分析

为进一步验证线圈电流-动作故障关联诊断方法的有效性, 本文选取单一电流特征、单一动作特征、关联性特征(选择电流和动作特征共同作为特征向量)分别输入支持向量机(support vector machine, SVM)、决策树(decision tree, DT)、K 近邻(K-nearest neighbors, KNN)、随机森林(random forest, RF)中, 对铁芯不同卡涩程度 100 组、线圈固定螺丝松动 60 组、操作电压异常 100 组 3 种故障中选择 70% 作为训练数据, 30% 作为测试数据进行分类辨识, 其识别准确率如表 2 所示。

其中 SVM 算法较为准确快速, 选择 SVM 算法展示各故障分类识别准确率如图 15 所示。

由图 15 可知, 在多种故障辨识中采用关联性特征较单一特征识别精度更高, 由此验证了采用电流-动作故障关联的诊断方法的准确性。

## 5 结论

1) 提出光流法识别铁芯高速运动轨迹, 厘清断路器分合闸线圈电流变化与铁芯运动轨迹对应关系, 以用于挖掘断路器控制线圈电流驱动铁芯动作为行为及变化规律。

2) 通过聚类分析铁芯动作特征, 随机森林判断特征敏感程度, 提出动作关联性电流特征, 并得到不同故障的特征敏感度, 实现特征优化选取。

3) 实验模拟了操作电压异常、铁芯卡涩、线圈固定螺丝松动等故障, 关联性特征故障识别准确

表 2 不同算法识别准确率比较

算法	准确率/%		
	单一电流特征	单一动作特征	关联性特征
SVM	47.43	85.90	94.87
DT	41.03	87.18	93.59
KNN	42.31	83.33	89.74
RF	38.46	80.77	92.31

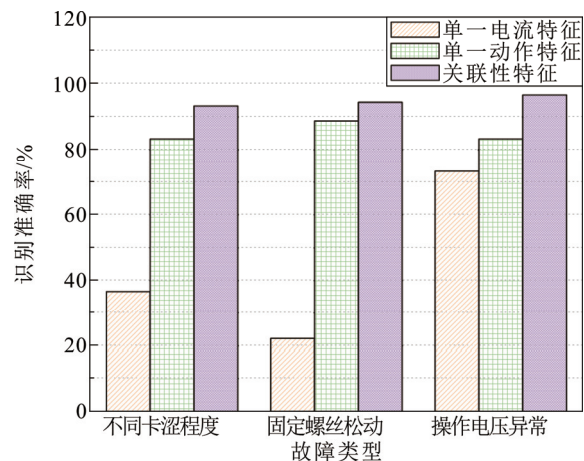


图 15 不同故障下特征分类识别精度对比

Fig.15 Comparison of feature classification and recognition accuracy under different faults

率分别为 93.33%、94.44%、96.66%, 单一性特征准确率均 < 90%, 验证了电流-动作关联特征的机械故障辨识方法的有效性。

## 参考文献 References

- [1] 杨秋玉, 阮江军, 张 灿, 等. 基于定量递归分析的高压断路器机械缺陷辨识及应用[J]. 电工技术学报, 2020, 35(18): 3848-3859. YANG Qiuyu, RUAN Jiangjun, ZHANG Can, et al. Study and application of mechanical defect identification for high-voltage circuit breakers using recurrence quantification analysis[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(18): 3848-3859.
- [2] 孟晓承, 韩学山, 许易经, 等. SF<sub>6</sub> 高压断路器机械故障概率的非精确条件估计[J]. 电工技术学报, 2019, 34(4): 693-702. MENG Xiaocheng, HAN Xueshan, XU Yijing, et al. Imprecise estimation for conditional mechanical outage probabilities of SF<sub>6</sub> high voltage circuit breakers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(4): 693-702.
- [3] 刘会兰, 许文杰, 赵书涛, 等. 基于振动信号时间历程和自适应谱融合的断路器操动机构状态辨识方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(5): 1860-1869. LIU Huilan, XU Wenjie, ZHAO Shutao, et al. State identification method of circuit breaker operating mechanism based on time course waveform and adaptive spectrum fusion analysis of vibration signal[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(5): 1860-1869.

- [4] 赵书涛, 许文杰, 李云鹏, 等. 基于优选泛特征的真空断路器弹簧机构储能状态辨识方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(11): 3777-3784. ZHAO Shutao, XU Wenjie, LI Yunpeng, et al. Identification method for energy storage state of spring mechanism of vacuum circuit breaker based on optimal multi-characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11): 3777-3784.
- [5] 刘会兰, 许文杰, 赵书涛, 等. 基于能量轨迹熵的高压断路器操动机构状态特征提取方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(8): 2945-2951. LIU Huilan, XU Wenjie, ZHAO Shutao, et al. Feature extraction method of operating mechanism state of high voltage circuit breaker based on energy trajectory entropy[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 2945-2951.
- [6] 易林, 彭在兴, 张帅, 等. 高压断路器分合闸线圈工程仿真技术研究[J]. 高压电器, 2020, 56(6): 138-142. YI Lin, PENG Zaixing, ZHANG Shuai, et al. Research on engineering simulation technology of opening and closing coil of high voltage circuit breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(6): 138-142.
- [7] 孙银山, 张文涛, 张一茗, 等. 高压断路器分合闸线圈电流信号特征提取与故障判别方法研究[J]. 高压电器, 2015, 51(9): 134-139. SUN Yinshan, ZHANG Wentao, ZHANG Yiming, et al. Research on feature value extraction and fault recognition of coil current signal in high-voltage circuit breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(9): 134-139.
- [8] ROVELLI E, SCARPACI S, LIDOZZI A, et al. An HVCB electronic drive for modern electrical substations in distribution power systems[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 31(2): 665-673.
- [9] 李劲彬, 全江涛, 陈隽, 等. 基于分合闸线圈电流的某换流站开关故障分析[J]. 高压电器, 2015, 51(2): 141-145. LI Jinbin, QUAN Jiangtao, CHEN Jun, et al. Fault analysis of circuit breaker in a converter station based on switching coil currents[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(2): 141-145.
- [10] 刘芹, 彭在兴, 王颂, 等. 基于随机森林算法的断路器分合闸线圈故障电流曲线识别[J]. 高压电器, 2019, 55(7): 93-100. LIU Qin, PENG Zaixing, WANG Song, et al. Fault current curves identification of circuit breaker opening/closing coil based on random forest algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(7): 93-100.
- [11] 彭在兴, 王颂, 易林, 等. 基于SVM主成分分析的高压断路器分合闸线圈故障诊断研究[J]. 高压电器, 2019, 55(7): 39-46. PENG Zaixing, WANG Song, YI Lin, et al. Research on fault diagnosis of high voltage circuit breaker opening/closing coils based on SVM principal component analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(7): 39-46.
- [12] 孙曙光, 李勤, 杜太行, 等. 基于一维卷积神经网络的低压万能式断路器附件故障诊断[J]. 电工技术学报, 2020, 35(12): 2562-2573. SUN Shuguang, LI Qin, DU Taihang, et al. Fault diagnosis of accessories for the low voltage conventional circuit breaker based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(12): 2562-2573.
- [13] 包伟川, 宿浩, 李璐, 等. 基于电流-振动信号联合分析的高压断路器操动机构故障诊断方法[J]. 高压电器, 2023, 59(8): 164-172. BAO Weichuan, SU Hao, LI Lu, et al. Fault diagnosis method of operating mechanism for high voltage circuit breaker based on combined analysis of current and vibration signals[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(8): 164-172.
- [14] 刘会兰, 许文杰, 赵书涛, 等. 面向高压断路器故障分类的电流-振动信号类聚几何敏感特征优选方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(1): 26-36. LIU Huilan, XU Wenjie, ZHAO Shutao, et al. Optimization method of clustering geometric sensitive features of current vibration signals for fault classification of high voltage circuit breakers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1): 26-36.
- [15] 孙曙光, 邵旭, 王景芹, 等. 基于振电信号分析与二元维纳的断路器附件机械寿命预测[J]. 高电压技术, 2024, 50(2): 503-514. SUN Shuguang, SHAO Xu, WANG Jingqin, et al. Mechanical life prediction of circuit breaker accessory based on joint analysis of vibro-electrical signals and binary wiener[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(2): 503-514.
- [16] 李家豪, 王青于, 范玥霖, 等. 鲸鱼优化算法-双向长短期记忆神经网络用于断路器机械剩余寿命的预测研究[J]. 高电压技术, 2024, 50(1): 250-262. LI Jiahao, WANG Qingyu, FAN Yuelin, et al. Research on whale optimization algorithm-bidirectional long-short-term memory neural network for prediction of machinery remaining useful life of circuit breaker[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(1): 250-262.
- [17] 赵书涛, 王科登, 闫筱, 等. 基于识别区域估计优化NCC-P算法的断路器储能弹簧形变特性研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(24): 7413-7420. ZHAO Shutao, WANG Kedeng, YAN Xiao, et al. Circuit breaker energy storage spring deformation characteristics test method based on identification region estimation and optimization of NCC-P algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(24): 7413-7420.
- [18] 赵书涛, 王子铮, 李建鹏, 等. 面向断路器储能弹簧性能检测的改进Lucas-Kanada光流图像目标实时跟踪算法[J]. 高电压技术, 2023, 49(8): 3354-3360. ZHAO Shutao, WANG Zizheng, LI Jianpeng, et al. Improved Lucas-Kanada optical flow real-time tracking algorithm for image detection of energy storage spring performance testing in circuit breakers[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8): 3354-3360.
- [19] 邓金秋, 张国钢, 耿英三, 等. 基于机器视觉的高压断路器速度特性测量方法研究[J]. 高压电器, 2018, 54(7): 189-194, 199. DENG Jinqu, ZHANG Guogang, GENG Yingsan, et al. Study on measurement method of speed characteristic of high voltage circuit breaker based on machine vision[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(7): 189-194, 199.
- [20] 刘亚魁, 李红运, 林天然, 等. 基于机器视觉的高压断路器机械特性测量方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(增刊1): 222-230. LIU Yakui, LI Hongyun, LIN Tianran, et al. Research on mechanical characteristic measurement method of high voltage circuit breaker based on machine vision[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(Supplement 1): 222-230.
- [21] 马宏忠, 严岩. 基于混沌理论和GOA-K-means算法的有载分接开关状态特征分析计算方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(7): 1399-1406. MA Hongzhong, YAN Yan. Analysis and calculation method of on-load tap changers state characteristics based on chaos theory and grasshopper optimization algorithm-K-means algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(7): 1399-1406.
- [22] 马速良, 武建文, 袁洋, 等. 多振动信息下的高压断路器机械故障随机森林融合诊断方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(增刊2): 421-431. MA Suliang, WU Jianwen, YUAN Yang, et al. Mechanical fault fusion

diagnosis of high voltage circuit breaker using multi-vibration information based on Random Forest[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(Supplement 2): 421-431.

- [23] 刘素贞, 袁路航, 张 闯, 等. 基于超声时域特征及随机森林的磷酸铁锂电池荷电状态估计[J]. 电工技术学报, 2022, 37(22):

5872-5885.

LIU Suzhen, YUAN Luhang, ZHANG Chuang, et al. State of charge estimation of LiFeO<sub>4</sub> batteries based on time domain features of ultrasonic waves and random forest[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(22): 5872-5885.



LIU Huilan

Ph.D.

Senior experimentalist

刘会兰

1986—, 女, 博士, 高级实验师  
主要从事电力设备故障诊断、智能电器监测技术及分布式电源并网技术的研究  
E-mail: liuhuilan111@163.com



ZHAO Shutao

Ph.D., Professor

赵书涛

1968—, 男, 博士, 教授  
主要从事电气设备状态检测与智能图像识别技术方面的研究工作  
E-mail: shutaozhao@163.com



LI Xiang

Corresponding author

李 想(通信作者)

2000—, 男, 硕士生  
主要从事电气设备在线检测与图像识别方面研究  
E-mail: lixiang200422@163.com

收稿日期 2024-06-07 修回日期 2025-01-10 编辑 曾文君