

基于电振联合特征的高压断路器多故障诊断^{*}万书亭^{1,2} 郭胡森^{1,2} 豆龙江^{1,2} 丁佳毅^{1,2}

(1.华北电力大学机械工程系 保定 071003; 2.河北省电力机械装备健康维护与失效预防重点实验室 保定 071003)

摘要: 针对利用单一信号诊断高压断路器多种故障的局限性,本文提出了一种电振联合特征的高压断路器多故障诊断方法。首先,对高压断路器合闸操作过程中的线圈电流信号用峰值谷值算法提取电流波形关键时间节点及对应幅值构建电气特征;对振动信号进行VMD分解,计算不同模态分量下的多尺度散布熵值构建机械特征;然后,将电气与机械特征向量进行主成分分析与降维,根据得到的方差贡献率生成电振联合特征,有效解决了特征向量冗余问题;最后将不同故障下的电振联合特征输入到模糊C均值聚类中,精准分类出高压断路器故障类型。实验结果表明,所提方法比单一信号故障诊断准确率更高,分类效果更显著,并在不同诊断模型中进行验证,识别准确率达98.6%,可以有效实现高压断路器多故障诊断。

关键词: 高压断路器;电流信号;振动信号;联合特征

中图分类号: TN911.6; TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Multi-fault diagnosis of high-voltage circuit breakers based on joint characteristics of electric vibration

Wan Shuting^{1,2} Guo Husen^{1,2} Dou Longjiang^{1,2} Ding Jiayi^{1,2}

(1. Department of Mechanical Engineering North China Electric Power University, Baoding 071003, China; 2. Hebei Key Laboratory of Health Maintenance and Failure Prevention of Electrical Machinery and Equipment, Baoding 071003, China)

Abstract: Addressing the constraints of utilizing a single signal for diagnosing various faults in high-voltage circuit breakers. In this paper, a multi-fault diagnosis method for high-voltage circuit breakers with joint characteristics of electric vibration is proposed. Firstly, extracting key time nodes of current waveforms and corresponding amplitudes of coil current signals during high-voltage circuit breaker closing operation by peak-valley algorithm to construct electrical features; and perform a variational modal decomposition (VMD) of the vibration signal, calculating multiscale dispersion entropy values for different modal components to construct mechanical characteristics. Next, the electrical and mechanical feature vectors were subjected to principal component analysis with dimensionality reduction, generating joint features of electric vibration based on the obtained variance contribution, effectively solving the feature vector redundancy problem; finally, the combined characteristics of signals under different faults are input into fuzzy cluster analysis, successfully identified the specific fault type in the high-voltage circuit breaker. According to the experimental findings, the proposed method demonstrates superior accuracy in fault diagnosis compared to single-signal approaches. It classifies effectively, validated in different diagnostic models with 98.6%. It successfully enables the diagnosis of faults in high-voltage circuit breakers.

Keywords: high voltage circuit breaker; current signal; vibration signal; joint feature

0 引言

高压断路器在电力系统中扮演着关键的角色,起着控制和保护作用,其运行状态直接关系到电力系统的稳定性和供电可靠性。因此,对高压断路器进行精准的状态监测

和故障诊断至关重要,以确保系统运行的安全性和可靠性^[1-2]。高压断路器的主要功能是在出现故障或异常情况时自动切断电路,防止设备过载或电路短路等问题发生,从而保护电力设备和电力系统的安全运行,研究其故障诊断具有至关重要的意义^[3]。

收稿日期:2024-08-18

* 基金项目:国家自然科学基金(52275109)、河北省自然科学基金(E2022502007)项目资助

目前国内外针对高压断路器多故障诊断主要集中在利用电流信号、振动信号等单一信号为主,将信号联合诊断的研究还较少。线圈电流信号中携带着断路器操作机构控制回路的关键状态信息,断路器分合闸操作过程产生的振动包含着大量的设备信息,两者都是评估断路器操作状态和进行故障诊断的重要依据。因此,如何提取其特征值至关重要。Nasri 等^[4]将线圈电流和触点行程波形的关键时间和幅值点共同作为特征输入到神经网络和支持向量机(support vector machines, SVM)进行诊断分类;范想等^[5]将线圈电流信号进行变分模态分解(variational modal decomposition, VMD)去除噪声模态分量,利用削波的模态分量提取特征值;Chen 等^[6]采用相空间重构算法绘制电流信号相轨迹,提取整体和局部拐点构建故障特征;钟声等^[7]用动态时间规整的方法评估线圈电流信号进而判断高压断路器工作状态;李天辉等^[8]利用线圈电流信号经过经验模态分解后的模态分量的能量密度乘以对应平均周期为恒定常数的性质来提取电流特征;Bin 等^[9]用小波分析与区域极值求极值相结合的方法来提取线圈电流的特征值,然后输入到粒子群优化算法的 SVM 中诊断。上述文献大多只采用线圈电流特征值对高压断路器工作状态进行识别,无法准确诊断出控制回路之外的机械故障;王静君等^[10]用短时能量法提高信噪比,提取振动事件发生时刻作为特征向量;夏小飞等^[11]对经过去噪重构后的振动信号进行局部均值分解(local mean decomposition, LMD),将分解得到的多尺度排列熵作为特征向量;Liu 等^[12]利用 VMD 分解将振动信号分解为多个模态分量,并对模态分量进行时域和频域特征提取,输入到改进型深度信念网络模型中进行诊断;孙玉伟等^[13]采用联合倒谱系数作为特征向量,并用线性判断分析和主成分分析优化特征向量;林婧等^[14]将振动信号进行小波包分解得到的不同频带的能量值与阈值比较进行故障诊断。上述方法有效的提取了振动信号的特征参数,但振动信号的采集易受外部环境的干扰,可能会出现识别不准确的现象。

上述研究对高压断路器的故障诊断均有一定意义,但大都只局限于依据单一信号,这会受到信号随机性和非平稳非线性的影响,近年来结合多种信号进行断路器故障诊断逐渐兴起。马莉等^[15]将声音振动信号联合起来进行故障诊断,但两者信号均属于非线性非平稳信号,易受干扰;田鹏等^[16]将电流振动信号进行联合分析,但只是将信号特征简单叠加组成高维向量并降维,并没有将两信号结合起来分析。

每种诊断信息都存在模糊性和不确定性,只有通过融合多源信息,才能实现对设备更可靠、更精确的诊断,本文提出了电振联合特征的高压断路器多故障诊断方法,将电流-振动信号联合起来进行处理分析,提取电流信号和振动信号的关键特征作为研究对象,而不是只依据一种信号进行故障诊断,实验结果表明,本文所提方法能更可靠、更准

确地完成故障诊断。

1 高压断路器电流-振动信号机理分析

1.1 电流信号机理及波形分析

高压断路器通常以电磁铁作为其首要的操作控制单元。当断路器的操作线圈通电时,电磁铁内部会产生磁通,从而使动铁芯发生移动,进而使断路器完成分闸或合闸的动作。线圈电流反映了二次控制回路的状态,以及电磁铁本身、及所控制的阀门和脱扣器在操作过程中的工作情况,如铁芯运动、脱扣操作是否顺畅,以及机械负载的变化等^[17-18]。由于断路器合闸过程机械碰撞更为剧烈,采集到的电流和振动信号比分闸过程含有更加丰富的信息,因此选择合闸过程作为分析对象,电流信号波形如图 1 所示。

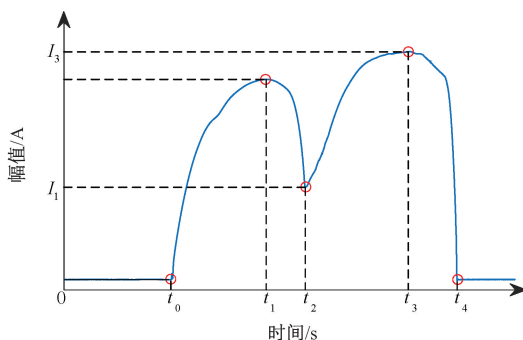


图1 合闸线圈电流波形

Fig. 1 Current waveform of closing coil

根据铁芯的运动过程,电流波形可分为 4 个阶段。

1) $t_0 \rightarrow t_1$ 铁芯始动阶段: t_0 为线圈开始通电的时刻,开始触发采集电流信号(触发阈值由人为设定),由于电感的作用,电流曲线呈指数增长,铁芯的磁吸力逐渐增强,但不足以使铁芯运动。

2) $t_1 \rightarrow t_2$ 铁芯无负载运动阶段: t_1 为铁芯开始运动的时刻,此时电流达到第一个峰值 I_1 ,实际铁芯的运动要略早于 t_1 ,随着铁芯的运动产生反电动势使线圈电流逐渐减小。

3) $t_2 \rightarrow t_3$ 铁芯停止运动阶段: t_2 为动、静铁芯撞击时刻,铁芯停止运动,此时电流为最小值 I_2 。反电动势消失,电流又呈指数上升。

4) $t_3 \rightarrow t_4$ 电流开断阶段: t_3 为辅助触点切断的时刻,此时电流达到第二个峰值 I_3 ,线圈回路被切断,电流迅速减小到零, t_4 时刻电流为 0,整个动作结束。

1.2 振动信号机理及波形分析

高压断路器作为瞬动机械,在分合闸动作过程中表现出强烈的冲击力和高加速度的特性。分合闸内驱动力达数万牛顿以上,这使得动触头能够在很短时间内由静止状态瞬间加速,完成分合闸操作,振动是由断路器内部多种激励源作用的结果,在分合闸操作过程中,内部机构的碰撞、运动都会引发强烈的冲击振动,这为诊断过程提供了更为敏感

的信息^[19]。实测合闸操作振动波形如图 2 所示。

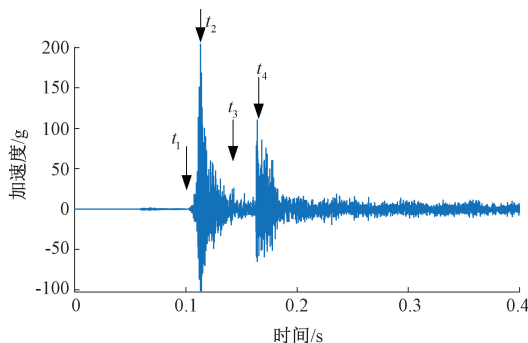


图 2 合闸操作加速度波形

Fig. 2 Acceleration waveform of closing operation

t_1 为合闸电磁铁铁芯与连杆机构撞击时刻,产生轻微振动; t_2 为解裂时刻,合闸弹簧驱动传动机构及触头机构运动,产生强烈的冲击振动,幅值可达 200 g 左右; t_3 为主触头分离时刻; t_4 动触头运动到头时刻,制动缓冲所产生振动冲击也较为剧烈。

2 高压断路器故障诊断理论基础

2.1 电流信号特征提取

峰值谷值算法原理:峰值谷值算法首先找到输入数据中的所有局部最大值和最小值,这指定的条件,些局部最大值和最小值被认为是潜在的峰值估值点,然后根据筛选出重要的峰值谷值点,该算法计算步骤如图 3 所示。

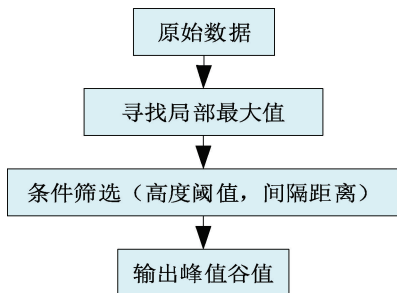


图 3 峰值谷值算法流程图

Fig. 3 Flow chart of peak-valley algorithm

2.2 振动信号特征提取

1) VMD 算法原理

VMD 分解算法是一种在频域中不断迭代更新,并通过傅里叶逆变换转换到时域的信号分解方法。相比于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),该算法在抗模态混叠方面具有一定的优势,它采用了多种机制来抑制模态混叠现象,包括引入正则化项、基于变分原理的优化问题设计以及参数灵活调整等^[20-21]。这使得 VMD 分解能够更准确地分离模态函数,降低模态混叠带来的干扰,从而提高分解结果的精确性。

VMD 分解步骤如下:假设信号为多成分信号,由 k 个

有限带宽的模态分量 $u_k(t)$ 组成,并引入条件来约束:各模态分量(intrinsic mode functions, IMF)之和等于原始信号,详细构造步骤如下:

(1)通过希尔伯特变换得到 $u_k(t)$ 的分析信号,并计算其单边谱,通过与算子 $e^{-j\omega_k t}$ 相乘,将 $u_k(t)$ 的中心带调制到相应的基带。

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (1)$$

(2)估计各 IMF 分量带宽,并计算解调信号梯度的平方范数 L^2 ,过程由如下公式呈现:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ s. t. \sum_k u_k = f(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中:“ $*$ ”为卷积运算符号; $\{u_k\}$ 为 k 个模态分量; $\delta(t)$ 为单位冲击函数; $\{\omega_k\}$ 为各模态分量的中心频率。

为了解决上述约束优化问题,引入二阶惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 λ ,可保证信号分解的严格性和重构的准确性^[22]。扩展的拉格朗日表达式如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + [\lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t)] \quad (3)$$

(3)通过使用交替方向乘子法,不断更新各模态分量的中心频率和带宽,满足迭代条件后停止,最终得到符合条件的不同模态分量。

2) 多尺度散布熵

散布熵(dispersion entropy, DE)是一种反映序列中每个值变化幅度的度量,它可以反映出序列的稳定性、不规则性和非线性特征。具体而言,散布熵是一种度量方法,用于将时间序列转化为反映其分布形态的度量。其中散布是将最大值和最小值之差表示为序列中每个值的度量^[23]。散布熵计算效率高,并且对于复杂信号的典型特征非常敏感。计算步骤如文献[24]所述,表达式为:

$$[DE(x, m, c, d) = - \sum_{\pi=1}^c P(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \ln(P(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}))] \quad (4)$$

式中: x 为时域信号值, m 和 d 分别为嵌入维数和时间延迟, c 为类别个数, P 为散布模式的概率,ln 为进行取对数操作。

多尺度散布熵(multiscale dispersion entropy, MDE)通过粗粒化处理原始时间序列,将原始序列分解成不同尺度 τ 的时间序列,计算每个尺度下的 DE 值,通过式(5)构造 τ 个尺度信号序列:

$$[y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau}] \quad (5)$$

式中: N 为原始信号的总长度, τ 为尺度因子, 当 $\tau > 1$ 时原始时域信号序列将被分成长度为 N/τ 的粗粒化序列, $\tau = 2$ 和 $\tau = 3$ 的粗粒化过如图 4 所示。

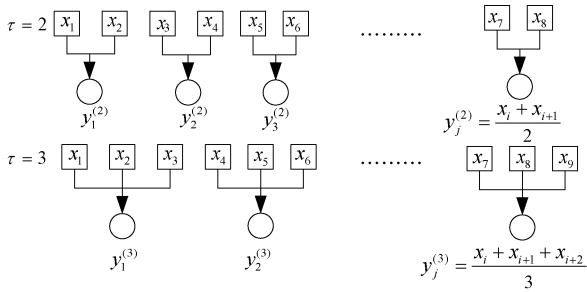


图 4 $\tau = 2$ 和 $\tau = 3$ 的粗粒化过程

Fig. 4 $\tau = 2$ and $\tau = 3$ the coarse-granulation process

对于得到的 τ 个粗粒化时间序列 $y_j^{(\tau)}$, 分别计算其散布熵值, MDE 计算表达式为:

$$MDE(x, m, c, d, \tau) = DE(y_j', m, c, d) \quad (6)$$

将上述方法提取的电流和振动信号特征值直接联合起来作为特征向量对高压断路器进行故障诊断, 但这样会导致特征向量维度过高, 增加了问题分析的复杂性, 故采用主成分分析法(principal component analysis, PCA)对数据进行降维处理^[25-26]。主成分分析是一种数学降维方法, 用于将可能存在线性相关性的多维数据转换为少数几个线性无关的新变量, 称为主成分。这一过程的核心在于通过正交变换, 将原始数据映射到一个更低维度的空间中。这些主成分捕捉了数据中的主要变化方向, 从而以更简单、更有效的方式展示数据的特征。

3) 模糊聚类分析

模糊 C 均值聚类算法(fuzzy C-means, FCM)常用于无监督学习中的数据聚类问题^[27]。它通过给数据点分配模糊隶属度, 将数据划分成不同类别。该算法是一种基于目标函数的算法, 目标函数和约束条件如下:

$$J(u_{ij}, v_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1] \quad (8)$$

式中: k 为聚类分析的类别数, 该值为断路器工况种类, 本文为 4; n 为样本数据集的数量, m 为模糊系数($m > 1$), 本文取值为 2; u_{ij} 是样本点 x_i 对聚类中心 v_j 的隶属度, $\|x_i - v_j\|$ 为样本点 x_i 与聚类中心 v_j 的距离, 多采用欧氏距离进行计算。

聚类问题可视为在给定约束条件下优化目标函数的过程, 为了最小化目标函数 J , 并满足约束条件, 使用拉格朗日乘数法对目标函数进行计算。具体实现过程如下, 通过引入拉格朗日乘数 λ 构造目标函数最小化方程, 然后对各个变量求导, 以求得使得原式最小的变量值, 并单独对聚类的中心 v 和隶属度矩阵 u 求导, 推导出得出聚类中心 v_j 和隶属度矩阵 u_{ij} 的迭代公式, 迭代满足设定的要求即可,

推导公式如下:

$$\min J(u_{ij}, v_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 + \sum_{j=1}^k \lambda_j (\sum_{i=1}^n u_{ij} - 1) \quad (9)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m} \quad (10)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{i=1}^k \left(\frac{\|x_i - v_j\|}{\|x_i - v_{ik}\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (11)$$

3 基于电振联合特征的高压断路器多故障诊断流程

电振联合特征的高压断路器多故障诊断流程如图 5 所示。

1) 首先, 基于合闸线圈电流信号双峰状的特点, 采用峰值谷值算法提取关键时序和幅值特征。

2) 其次, 通过对振动信号进行 VMD 分解, 计算各个 IMF 分量的散布熵值并作为振动特征。

3) 然后电流和振动信号特征一同输入到 PCA 中进行主成分分析和降维处理。

4) 最后将电振联合特征进行 FCM 模糊聚类分析, 完成故障诊断和分类。

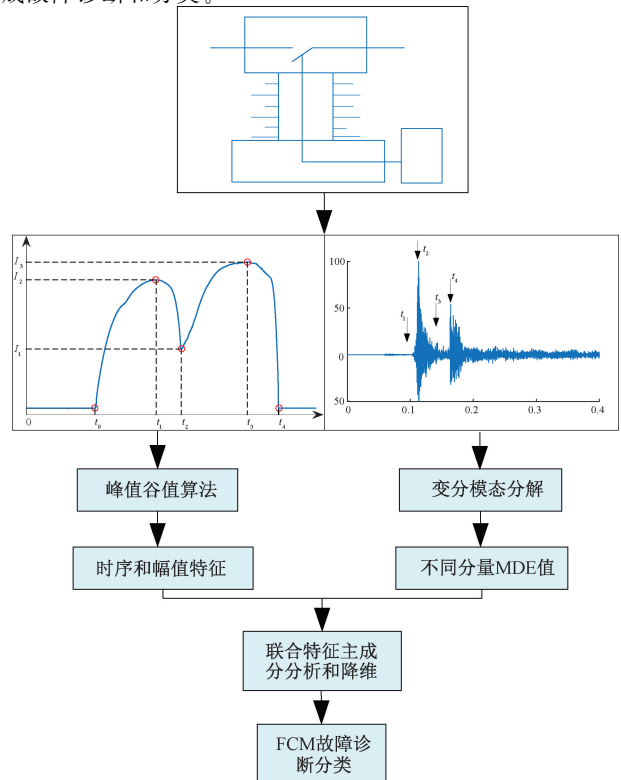


图 5 高压断路器故障诊断流程图

Fig. 5 Fault diagnosis flow chart of high voltage circuit breaker

4 实验分析

4.1 实验介绍

高压断路器实验平台如图 6 所示,主要包括户外高压 SF₆ 断路器(型号为 LW8-35A)、信号采集装置、上位机(接收和存储)、霍尔电流传感器和压电式加速度振动传感器。采集装置使用的是东华测试动态信号分析系统,电流传感器型号为品致 PT-7010,测量范围为 1 mA~4.5 A,精度为 1 mV/mA,振动传感器型号为 1A115E,量程为 $\pm 1\ 000$ g,轴向灵敏度为 4.9 mV/g。

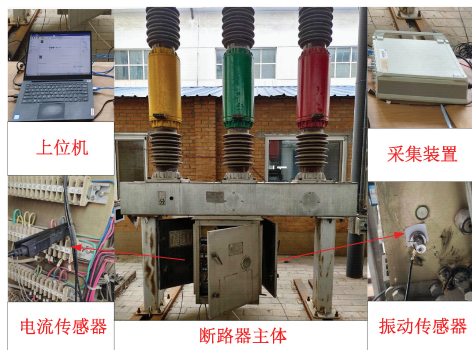


图 6 断路器实验平台

Fig. 6 Circuit breaker test platform

电流传感器安装在左侧控制合闸线圈的导线控制回路上,振动传感器安装在弹簧操作机构侧壁,设置采样频率为 100 kHz,总采样时间为 600 ms。当断路器进行合闸操作时,采集装置被触发,开始采集数据并将采集到的电流和振动信号数据传到上位机进行数据处理和分析,采用负延时 50 ms 的方法进行数据采集,保证了采集数据的完整性,如图 7 所示为截取前 300 ms 的电流和振动信号时域波形图。

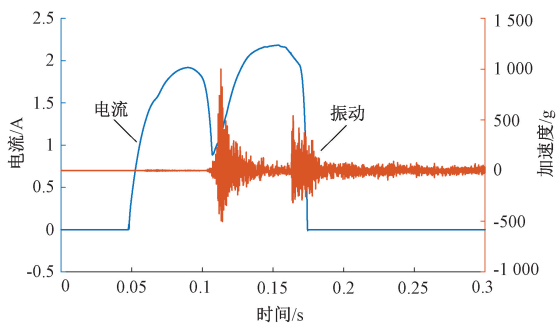


图 7 电流-振动信号波形图

Fig. 7 Current-vibration signal waveform diagram

4.2 电流-振动信号特征提取

合闸线圈电流信号有双峰状的特点,根据此特点本文用峰值和谷值算法提取合闸线圈电流信号的关键特征值,如图 8 所示,该算法更注重局部特征的识别,可以更加方便快捷地提取合闸线圈电流信号两个峰值和一个峰谷所对应的时间和幅值信息,组成电流信号特征向量 $I = [t_1 \ t_2 \ t_3 \ t_4 \ I_1 \ I_2 \ I_3]$ 。

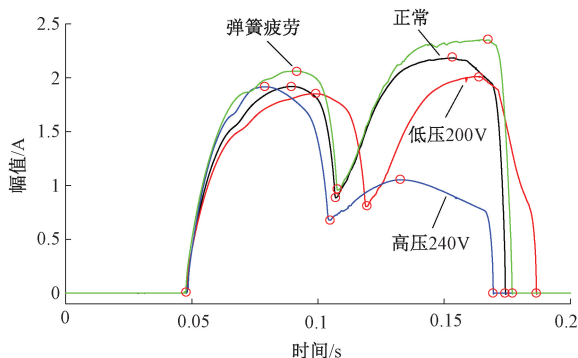
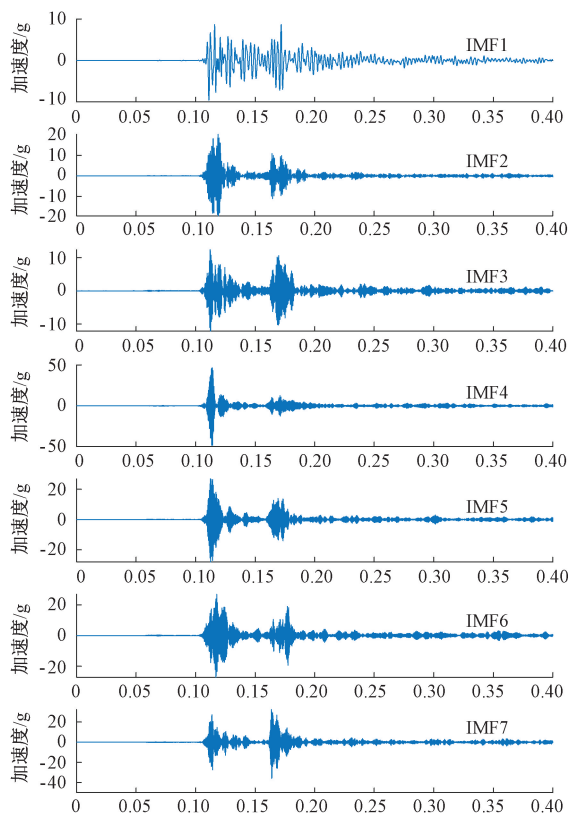


图 8 不同故障状态电流波形图

Fig. 8 Current waveform of different fault states

本文通过模拟高压(通过将控制回路电压调至 240 V)、低压(将控制回路电压调至 220 V)、弹簧疲劳(通过拧松螺栓来降低储能弹簧的劲度系数)等常见的故障,观察线圈电流的波形变化,从图中可以看出,电压过低时 I_1, I_2, I_3 值减小,弹簧疲劳时 I_1, I_2, I_3 增大;当电压过低、弹簧疲劳时,曲线到达两个峰值和峰谷的时间 I_2, I_3, I_4 变长,当电压过高时, I_2, I_3, I_4 变短,合闸所需的时间明显小于正常合闸时间。

VMD 分解参数需人为设定,为了得到更好的分解效果,采用麻雀搜索算法对参数进行优化,优化过后的模态分量个数 k 为 8,将合闸操作产生的振动信号进行 VMD 分解的各个模态分量如图 9 所示。



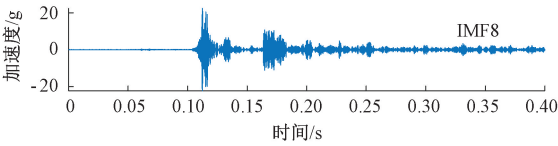


图 9 VMD 分解各 IMF 分量图

Fig. 9 VMD decomposition of IMF components

如图 10 所示,该图为不同模态分量的归一化频谱图,图中可以看出不同频率的模态分量被很好地分离出来,基本上不存在模态混叠现象,方便后续对不同模态分量进行处理。

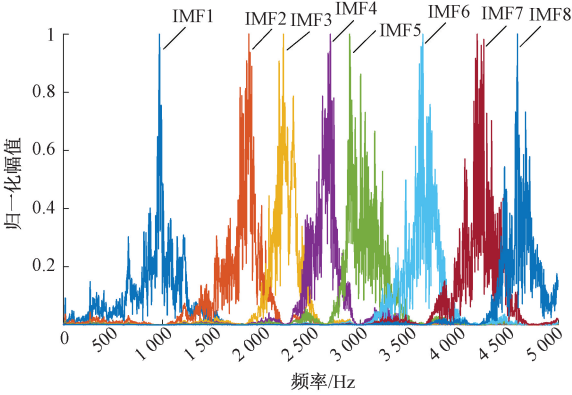


图 10 各 IMF 分量频谱图

Fig. 10 Spectrum diagram of IMF components

将经过 VMD 分解的每个 IMF 分量作为 1 个尺度因子,分别计算每个尺度的多尺度散布熵值。如图 11 所示,可以看出不同故障的 MDE 值有着明显区别,该方法可以有效的提取振动信号特征,故将不同尺度的 MDE 值作为振动信号特征向量。

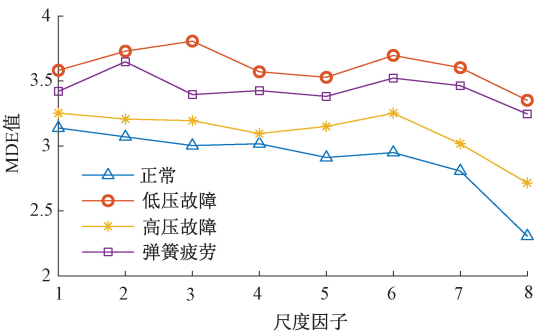


图 11 不同尺度散布熵值图

Fig. 11 Distribution entropy at different scales

对电流和振动信号特征的原始特征进行主成分分析,如表 1 所示当主成分数为 4 时,方差贡献率就达到了 99.07%,已经能够代表数据的大部分信息,故选择前 4 个主成分作为最终联合特征数据。

4.3 诊断结果分析

本文模拟了低压故障,高压故障和弹簧疲劳 3 种故障,

表 1 主成分方差贡献率

Table 1 Principal component variance contribution rate

主成分	方差贡献率	累计方差贡献率
1	59.47	59.47
2	31.83	91.30
3	6.68	97.98
4	1.08	99.07
5	0.23	99.30
6	0.25	99.45

和断路器正常工况进行对比分析,每种工况选取 30 组样本数据,将电振联合特征输入到 FCM 中进行分类,分析结果如图 12 所示,3 种故障被清晰地区分出来,效果良好,表明本文所提方法能有效地区分不同故障。

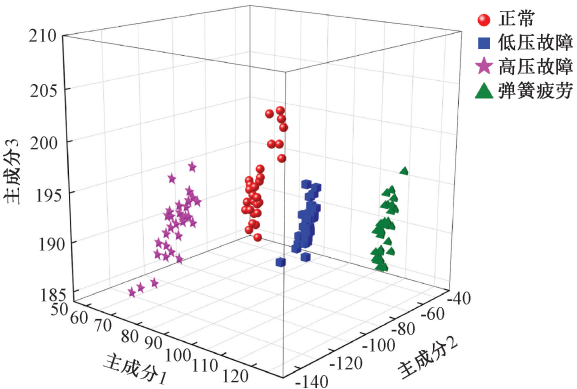


图 12 电振联合特征 FCM 三维可视化图

Fig. 12 FCM 3D visualization of combined electrical and vibration features

下面将单一电流和振动信号特征进行聚类分析,如图 13 和 14 所示,与上图采用的电振联合特征进行对比发现,单一的信号特征在进行分类时个别数据点与其他类型故障点混淆,出现分类错误现象,且聚类效果相对分散不集中。

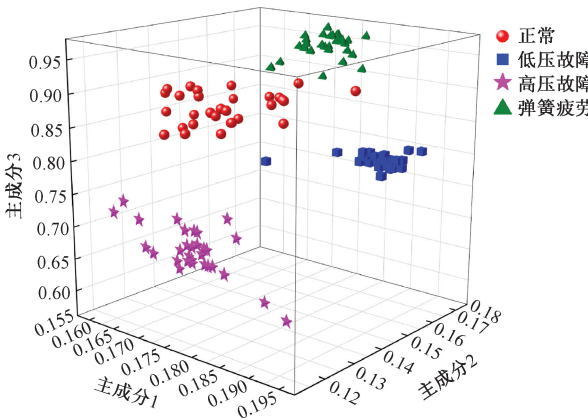


图 13 电流特征 FCM 三维可视化图

Fig. 13 FCM 3D visualization of current characteristics

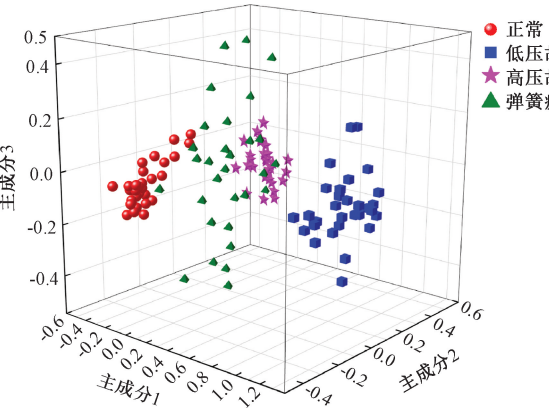


图 14 振动特征 FCM 三维可视化图

Fig. 14 FCM 3D visualization of vibration characteristics

为了更全面地验证本文所提出的电振联合特征诊断方法的有效性,每种工况随机抽取 15 组样本作为训练集,25 组作为测试集,共 100 组测试验证集,分别提取电振联合特征、电流特征和振动特征输入到不同模型中进行诊断分类,如图 15(a)、(d)、(g)所示,在 100 个测试集样本中,本文所提出的电振联合特征在不同模型的故障种类预测中,仅出现 1~3 个样本类别的误判,而提取单一电流特征和振动特征的预测样本诊断分类为错误类别数量较多,表明电振联合特征诊断分类效果明显优于单一的电流特征和振动特征。将电振联合特征输入到 SVM 支持向量机进行故障诊断,70% 的样本用于训练,30% 的样本用于测试。同时选取 BP 神经网络和 K-近邻算法(k nearest neighbors,KNN)模型,并与单一类型的电流或振动特征进行对比,如图 16 所

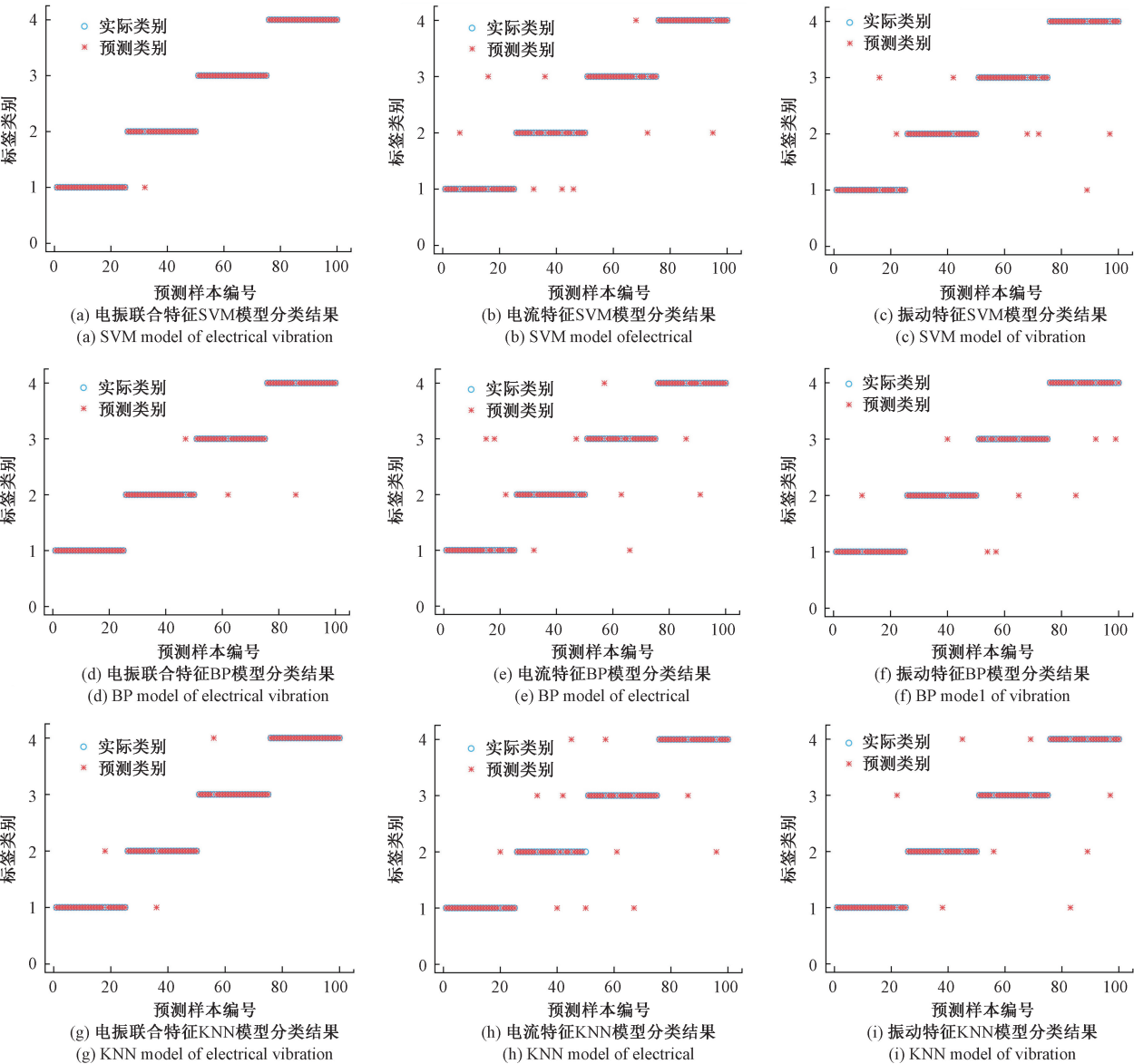


图 15 不同特征与模型诊断分类图

Fig. 15 Different features and model diagnostic classification diagram

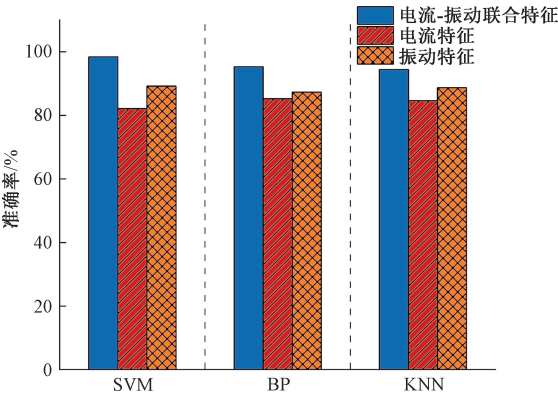


图 16 不同特征与模型诊断结果图

Fig. 16 Different features and model diagnosis results

示,电振联合特征在故障诊断准确率方面均明显优于单一信号特征。

为验证本文所提出的方法在高压断路器故障诊断中的有效性,与其他相关算法进行对比,选取 4 种算法进行对照实验。将振动信号采用 EMD 算法进行分解,计算不同模态分量的 MDE 值和多尺度排列熵 (multi-scale permutation entropy,MPE);采用 VMD 分解计算 MPE 值及采用 LMD 分解算法进行分解,依据前三阶乘积分量 (product function,PF)求取其边际谱能量熵。由表 2 可知本文所提出的特征提取方法的识别准确率均高于其余几种算法,所提方法能够有效地应用于高压断路器的故障诊断任务中。

表 2 不同算法诊断准确率

Table 2 Different algorithm diagnosis accuracy

序号	特征提取算法	准确率/%
1	VMD-MDE	98.6
2	EMD-MDE	90.5
3	EMD-MPE	88.9
4	VMD-MPE	88.3
5	LME-PF	85.4

5 结 论

本文提出了一种基于电振联合特征的高压断路器故障诊断方法,对高压断路器合闸过程中的电流和振动信号进行处理,提取复合信号的时间节点、幅值以及熵集特征,并通过 PCA 主成分分析对组合特征进行降维处理,构建出联合特征向量。利用 FCM 处理所构建特征向量,实现了高压断路器复杂故障的有效诊断,解决了利用单一信号诊断高压断路器多种故障局限性的问题。通过本文研究,得出以下有益结论:

采用峰值谷值以及 VMD-多尺度散步熵相结合的方法分别处理电流和振动信号,构建关键时序、幅值以及熵集

特征,可有效反映断路器的运行状态。测试结果表明,相对于单一信号特征向量,电振联合特征可更精准表征高压断路器运行状态。

利用 PCA 处理不同量纲下的电流-振动信号组合特征,对其进行降维并构建目标联合特征向量。聚类结果表明,所提方法可精准提炼故障特征,有效剔除冗余特征。

与其他特征向量以及诊断算法对比结果表明,所提出利用 FCM 处理电振联合特征的方法,可有效识别出高压断路器故障类型,分类效果良好。

参考文献

[1] 关永刚,杨元威,钟建英,等. 高压断路器机械故障诊断方法综述[J]. 高压电器,2018,54(7):10-19.
GUAN Y G, YANG Y W, ZHONG J Y, et al. Review on mechanical fault diagnosis methods for high-voltage circuit breakers [J]. High Voltage Apparatus,2018,54(7): 10-19.

[2] 刘有为,肖燕,方燕虹. 隔离断路器对供电可靠性影响分析[J]. 电网技术,2022,46(7):2804-2811.
LIU Y W, XIAO Y, FANG Y H. Influence of disconnecting circuit-breaker on power supply reliability [J]. Power System Technology, 2022, 46(7):2804-2811.

[3] 孙曙光,杨飞龙,陈静,等. 基于振动-电流广域特征与软共享机制的断路器多故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2024,45(1):46-59.
SUN SH G, YANG F L, CHEN J, et al. Multi-fault diagnosis of circuit breaker based on vibration-current wide-domain features and soft sharing mechanism[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024,45(1): 46-59.

[4] NASRI F R, ASGHAR A K R, ALIYARI M S. Fault analysis of high-voltage circuit breakers based on coil current and contact travel waveforms through modified SVM classifier [J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2019,34(4):1608-1618.

[5] 范想,吐松江·卡日,王德金,等. 基于 VMD 模态分量的高压断路器分合闸线圈电流特征值提取[J]. 现代电子技术,2023,46(20):107-112.
FAN X, TUSONGJIANG K, WANG D J, et al. High-voltage circuit breaker's opening and closing coil current feature value extraction based on VMD modal component[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(20):107-112.

[6] CHEN Y, LI Q, ZOU Y, et al. Circuit breaker fault diagnosis method based on coil current time sequence phase trajectory characteristics[J]. Processes, 2023, 11(4):1241.

[7] 钟声,李晓洋,梁胜乐,等. 基于线圈电流信号及动态

- 时间规整的高压断路器状态评估方法[J]. 高压电器, 2023, 59(4): 24-31.
- ZHONG SH, LI X Y, LIANG SH L, et al. Condition assessment method on high voltage circuit breaker based on coil current signal and dynamic time warping[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(4): 24-31.
- [8] 李天辉, 庞先海, 范辉, 等. 基于 IEMD 和 GA-WNN 的断路器分合闸线圈故障诊断方法[J]. 中国电力, 2022, 55(5): 111-121.
- LI T H, PANG X H, FAN H, et al. Fault diagnosis method for circuit breaker opening and closing coil based on IEMD and GA-WNN[J]. Electric Power, 2022, 55(5): 111-121.
- [9] BIN B C, HAO S, JIAN ZH Z. Fault diagnosis of vacuum circuit breaker based on coil current of release[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1311(1): 012023.
- [10] 王静君, 王飞, 杨元威, 等. 短时能量法在断路器机械振动信号分析中的应用[J]. 高压电器, 2017, 53(12): 14-19.
- WANG J J, WANG F, YANG Y W, et al. Application of short-time energy method in the analysis of mechanical vibration signal of circuit breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(12): 14-19.
- [11] 夏小飞, 芦宇峰, 苏毅, 等. 基于 CEEMDAN-LMD-KFCM 的断路器操动机构机械故障诊断方法[J]. 高压电器, 2020, 56(6): 152-158.
- XIA X F, LU Y F, SU Y, et al. Mechanical fault diagnosis method for circuit breaker operating mechanism based on CEEMDAN-LMD-KFCM[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(6): 152-158.
- [12] LIU G, CHENG X, DAI H, et al. Fault diagnosis of universal circuit breakers based on variational mode decomposition and WOA-DBN[J]. Applied Sciences, 2024, 14(11): 4928.
- [13] 孙玉伟, 罗林根, 陈敬德, 等. 基于声音特征与改进稀疏表示分类的断路器机械故障诊断方法[J]. 电网技术, 2022, 46(3): 1214-1222.
- SUN Y W, LUO L G, CHEN J D, et al. Mechanical fault diagnosis of circuit breaker based on sound characteristics and improved sparse representation classification[J]. Power System Technology, 2022, 46(3): 1214-1222.
- [14] 林婧, 张佳灏, 黎旭, 等. 基于振动信号的高压断路器螺栓松动故障诊断研究[J]. 高压电器, 2023, 59(3): 28-33.
- LIN J, ZHANG J H, LI X, et al. Research on bolt looseness of high voltage circuit breaker based on vibration signal[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(3): 28-33.
- [15] 马莉, 霍耀佳, 吴杨, 等. 基于 VMD 和 KFCM-SVM 的高压断路器声振联合故障诊断方法[J]. 高压电器, 2024, 60(8): 53-62.
- MA L, HUO Y J, WU Y, et al. Acoustic and vibration joint fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on VMD and KFCM-SVM[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(8): 53-62.
- [16] 田鹏, 崔其会, 张建华, 等. 基于电流-振动信号和 GA-SVM 的隔离开关故障诊断[J]. 高电压技术, 2023, 49(S1): 179-185.
- TIAN P, CUI Q H, ZHANG J H, et al. Fault diagnosis of isolation switch based on current-vibration signal and GA-SVM[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(S1): 179-185.
- [17] 娄杲, 田行军, 闫辉, 等. 基于知识与数据联合驱动的断路器状态评估系统研究[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(6): 63-69.
- LOU G, TIAN X J, YAN H, et al. Research on circuit breaker state evaluation system driven by knowledge and data[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(6): 63-69.
- [18] GAO X, LI S, MA Q. A newly designed diagnostic method for mechanical faults of high-voltage circuit breakers via SSAE and IELM[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1-13.
- [19] 林穿, 徐启峰, 基于双谱与双流卷积神经网络的断路器故障诊断[J]. 电子测量技术, 2021, 44(23): 165-172.
- LIN CH, XU Q F. Fault diagnosis of circuit breaker based on bispectrum and two-stream convolutional neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(23): 165-172.
- [20] 李俊卿, 刘若尧, 何玉灵, 等. VMD 和 SO 优化 SVM 的光纤复合海缆故障诊断研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(22): 8-16.
- LI J Q, LIU R Y, HE Y L, et al. Fault diagnosis of fiber-optic composite submarine cable based on VMD and SO optimized SVM[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(22): 8-16.
- [21] 周成江, 徐森, 贾云华, 等. 自适应 VMD 及其在状态跟踪及故障检测中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 55-66.
- ZHOU CH J, XU M, JIA Y H, et al. Adaptive VMD and its application in state tracking and fault detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(12): 55-66.

- [22] 赵杰,解则晓,刘世萱. 基于能量熵 VMD 最优分解与 GRU 循环神经网络的潮汐预测精度提升方法研究[J]. 仪器仪表学报,2023,44(12):79-87.
ZHAO J, XIE Z X, LIU SH X, et al. Tide prediction accuracy improvement method research based on VMD optimal decomposition of energy entropy and GRU recurrent neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(12):79-87.
- [23] XIANG P, ZENG Y Y, JIANG L ZH, et al. Fuzzy dynamic responses of train-bridge coupled system based on information entropy [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2024,150(11):7792.
- [24] 车一鸣,王冬梅,王国兴,等. 基于 IMDE 和 ORF 模型的断路器工况识别[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(12):85-90.
CHE Y M, WANG D M, WANG G X, et al. Working condition identification of circuit breaker based on IMDE and ORF model[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2019(12):85-90.
- [25] LI Y Y, KUAN Z, ZE H C, et al. Fault diagnosis of WOA-SVM high voltage circuit breaker based on PCA principal component analysis [J]. Energy Reports, 2023,9(S8):628-634.
- [26] 吴琼,徐锐良,杨晴霞,等. 基于 PCA 和 GA-BP 神经网络的锂电池容量估算方法[J]. 电子测量技术,2022, 45(6):66-71.
WU Q, XU R L, YANG Q X, et al. Lithium battery capacity estimation method based on PCA and GA-BP neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(6):66-71.
- [27] 周友行,刘汉江,赵晗斌,等. 基于像元相互关系的 FCM 聚类分割算法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(9): 124-131.
ZHOU Y H, LIU H J, ZHAO H Y, et al. FCM clustering segmentation algorithm based on pixel mutual relationship[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9):124-131.

作者简介

万书亭,博士,教授,主要研究方向为电站设备在线监测与故障诊断。

E-mail:52450809@ncepu.edu.cn

郭胡森,硕士研究生,主要研究方向为电站设备在线监测与故障诊断。

E-mail:13070503778@163.com

豆龙江(通信作者),博士,主要研究方向为电站设备在线监测与故障诊断。

E-mail:doulongjiang@126.com