

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514646

基于声-电场信号特征频率的断路器燃弧时间测量*

孙曙光¹, 石际龙¹, 王景芹², 胡雨辰³, 崔玉龙⁴

(1. 河北工业大学人工智能与数据科学学院 天津 300130; 2. 河北工业大学智能配用电装备与系统全国重点实验室 天津 300130; 3. 中国铁路设计集团有限公司 天津 300142; 4. 北京化工大学信息科学与技术学院 北京 100029)

摘要:针对低压断路器燃弧时间非侵入式测量需求,为克服分闸过程声信号中机械碰撞等强声事件对燃弧弱声事件识别的干扰,以及燃弧声信号起止边界辨识困难的问题,故提出一种基于声-电场信号特征频率的燃弧时间测量方法。根据断路器完整分闸过程声事件划分结果获取与燃弧阶段相对应的声信号片段,构建峭度-排列熵指标作为苦鱼优化变分模态分解的适应度函数,对声信号片段进行自适应分解,结合功率谱分析得到的燃弧声事件特征频率与相关系数准则选取有效模态分量,利用奇异值分解对含噪分量去噪后重构,以抑制机械碰撞干扰并突出燃弧成分。基于电场信号的频率特性设计带通滤波器,提取其甚低频段成分,提升燃弧事件边界分辨能力。以重构声信号与甚低频电场信号作为输入,构建一维卷积神经网络燃弧事件二分类模型,通过输出事件概率计算燃弧持续时间,模型具有较高的精确率与召回率。为验证所提方法的有效性,在不同相位分断条件下进行了测试,结果表明其平均绝对误差、均方误差与均方根误差均不超过0.25;与其他测量方法相比,各项指标提升76.2%以上。所提方法具有较高的测量精确性和鲁棒性,在低压断路器非侵入式在线状态监测中具有潜在应用价值。

关键词: 断路器; 声信号; 电场信号; 特征频率; 燃弧时间测量

中图分类号: TM572.1 TH165.3 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.40

Arc duration measurement of circuit breakers based on characteristic frequencies of acoustic-electric field signals

Sun Shuguang¹, Shi Jilong¹, Wang Jingqin², Hu Yuchen³, Cui Yulong⁴

(1. School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 2. State Key Laboratory of Intelligent Power Distribution Equipment and System, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 3. China Railway Design Corporation, Tianjin 300142, China; 4. College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: To address the non-intrusive requirement of measuring arcing time of low-voltage circuit breakers, it's crucial to overcome the interference of strong acoustic events such as mechanical collisions of opening sound signal on the identification of weak arcing acoustic events as well as the difficult identification of arcing sound signals' start and end boundaries. Thus an arcing time measurement method based on the characteristic frequencies of acoustic-electric field signals is proposed. First, the acoustic signal segments corresponding to the arcing stage are obtained according to the division results of acoustic events during the complete opening process of the circuit breaker. Then, a kurtosis-permutation entropy index is constructed as the fitness function of bitterling fish optimization-based variational mode decomposition, which is used to adaptively decompose the acoustic signal segments. Combined with the characteristic frequency of arcing acoustic events obtained from power spectrum analysis and correlation coefficient criterion, effective modal components are selected. These components are then denoised with the singular value decomposition and reconstructed to suppress mechanical collision interference and highlight arcing components. Then a band-pass filter is designed based on the frequency characteristics of electric field signal to extract the very low-frequency components, thereby improving the distinguishing ability of arcing events' boundaries. Taking the reconstructed acoustic signal and the very low-frequency electric field signal as inputs, a one-dimensional convolutional neural network

收稿日期: 2025-11-04 Received Date: 2025-11-04

* 基金项目: 河北省中央引导地方科技发展资金(246Z2101G)项目资助

based binary classification model is built for the arcing events. the model outputs the event probability of arcing duration, which exhibits the high precision and recall performance. To verify the effectiveness of proposed method, tests were conducted at different phase breaking current conditions. The results show that the mean absolute error, mean squared error, and root mean squared error do not exceed 0.25. Furthermore all indicators are improved by more than 76.2% compared with other measurement methods. In conclusion the proposed method possesses the high measurement accuracy and robustness, which provides the potential application value of non-intrusive online condition monitoring of low-voltage circuit breakers.

Keywords: circuit breaker; acoustic signal; electric field signal; characteristic frequencies; arc duration measurement

0 引 言

低压断路器作为配电系统重要的保护类开关电器,其健康状态关系到低压配电系统的安全可靠运行^[1]。调查表明,13%的断路器失效是由于接触侵蚀造成的。触头表面磨损的原因主要分为3种:机械磨损、化学磨损和电磨损,其中电磨损是导致低压断路器寿命缩短的主要因素^[2]。燃弧时间是与电磨损最相关的状态指标之一,因此对断路器的燃弧时间检测具有重要意义。

针对燃弧时间测量方法相关学者进行了深入的研究,传统测量方法是利用断路器分闸时间与开断时间的差值得到燃弧时间^[3]。但是断路器带载分闸时,其分闸时间会随着开断电流的不同而改变,因此由该方法测量得到的结果存在较大误差;张军伟等^[4]通过断路器行程的百分比确定触头刚分点从而确定分闸时间,从分闸线圈带电到行程曲线对应的刚分点来确定分闸时间,该方法利用断路器主轴行程信号解决了分闸时间随开断电流变化的问题,但该测量方法仍是断路器机械特性对电气参数的间接表征,且在断路器运行过程中难以保证主轴行程的稳定测量;徐佳宁等^[5]通过采集低压断路器触头系统电信号,从而计算单次燃弧时间与燃弧能量,该方法具有较高的准确度与精确度,但需要投入额外的高精度测量设备,并且电弧电压测量过程中不仅会承受严重的瞬态恢复电压,同时也会受到断路器操作期间的振动干扰。因此,开发一种安全、可靠的断路器燃弧时间非侵入式检测方法不仅顺应当下检测技术的现实发展需要,又能为断路器设备的在线运行状态识别提供重要的参数依据,从而降低因故障失效而带来的安全隐患。

断路器分闸动作过程中的各物理场信号蕴含丰富的设备状态信息,其动态行为可通过声波、电磁辐射等物理量进行表征。Chapman^[6]对电弧产生的甚高频电场进行耦合检测,实现开关设备电流开断过程中电弧放电的持续时间测量;Sidhu等^[7]通过分析开关柜中电力设备电弧产生的声、红外和电磁信号来检测电弧的存在并确定电弧的位置;Guo等^[8]利用振动、声和电磁信号融合特征进行断路器燃弧时间检测。鉴于断路器分闸动作的相关信

号通常具有高度的耦合性与复杂性,因此需要对燃弧事件产生的相关信号进行特性分析以提取能够充分表征燃弧事件的信号成分。

大量研究表明,不同物理机制所激发的声信号在频率分布上具有独特特征,可作为事件识别的有效依据。例如,田阳等^[9]通过分析直流断路器不同故障类型下的分断声学信号频率特征,实现了对开关运行状态的准确识别。断路器分闸过程中的声信号是由部件摩擦、机械碰撞与燃弧等多种声源耦合形成的复合信号。由于燃弧能量幅值较低且持续时间短,其对应的声信号强度通常显著低于机械碰撞等其他事件产生的信号。因此,有必要系统对比燃弧声信号与断路器空载分闸声信号在时域、频域等多维特征空间中的差异,以辨识并提取燃弧区别于机械动作的标识性特征。电弧放电的发声过程主要来源于等离子体振荡,其在声源时间函数与几何尺度上与机构碰撞等机械过程存在本质差异,从而导致两者在声信号的主导频率分布上具有明显区别。通过选取燃弧声信号中的特征频率成分,可有效增强信号对燃弧事件的表征能力,提升识别模型的精度与鲁棒性。

为提取声信号中的有效成分,变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)是当前常见的信号模态分量提取方法,该方法克服了经验模态分解和局部均值分解存在的模态混叠问题,同时也提升了对频率相近成分的区分能力^[10]。然而VMD在进行信号分解前要求设置本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)个数 K 及惩罚因子 α ,二者设定不当直接影响分解效能^[11]。因此考虑在VMD基础上,融合优化算法进行待定参数自适应寻优,以实现声信号的初步分解。针对待定参数自适应寻优的适应度函数选择,文献[12-13]提出能量熵、峭度-样本熵等指标用以判定最佳分解层数以及惩罚因子。对于分解后如何选取有效模态分量的问题,文献[14-15]提出以最小方差、模态分量与原始信号相关系数作为模态筛选的依据。文献[16]在获取断路器振动信号之后,利用VMD联合奇异值分解(singular value decomposition, SVD)方法去除干扰分量。对于SVD方法而言,信号的频率分布特性至关重要,由于燃弧事件与机构碰撞事件声信号具有显著频率特性分布差异,可利用SVD进一步得到反映燃弧事件的模态分量。

在完成对声信号的分解与去噪后,重构的声信号特征得到显著增强。然而,在交变电弧电流下,等离子体振荡的速率取决于电弧功率,因此电弧等离子体通道的振荡动力学过程与瞬时电流密切相关^[17]。不同相位分断的燃弧声事件能量峰值时刻在时域分布上存在显著差异,仅依赖声信号难以准确判定燃弧起止边界。为此,有必要引入电场信号作为互补物理观测量,以弥补单一声学表征在边界辨识方面的局限。电力设备运行状态的突变如断路器投切会激发幅值显著的瞬态电磁场,该电磁场承载着设备的关键状态信息。基于此,利用瞬态电磁场实现设备状态非接触式监测已成为一个研究方向。例如,Moore等^[18-19]的研究表明,通过分析开关瞬态电场可测量三相交流断路器各相间的动作时差;Lopez-Roldan等^[20]则提出通过检测开关电场脉冲来诊断断路器电弧重燃的方法。上述研究共同验证了通过瞬态电磁场测量实现设备状态在线监测的可行性。电力设备电场一般属于准静态电场,周边用电设备电压信号的线性叠加,易受到环境噪声干扰^[21]。电力系统的一次频率分量(50 Hz)不在甚低频(very low frequency, VLF)和低频(low frequency, LF)的频段内,并且这些频段背景噪声水平较低。因此,通过对VLF-LF电场信号进行频谱分析以获取分闸过程中由触头电压畸变引起的状态信息,从而提高对燃弧事件边界的辨识能力。

建立燃弧事件分类模型首先需要原始信号进行特征提取,然而断路器分闸过程中的声信号与电场信号具有较高的复杂度,传统手动设计与提取特征的方法难以有效捕捉其本质模式。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)具有自动特征学习能力,无需依赖人工干预;其局部感知与参数共享机制进一步优化了特征提取的效率,使其在处理复杂信号时表现出显著优势^[22]。Sun等^[23]通过CNN对航空发动机的性能退化轨迹进行高维特征识别与建模,验证了该网络在复杂系统特征提取与状态监测中的有效性;戴锦澄^[24]基于CNN的声纹分析技术实现了对机械故障特征的自动提取与状态识别,展现了其良好的迁移性与适用性。为进一步适配声、电场波形这种一维时序信号的处理需求,一维卷积神经网络(1D convolutional neural network, 1D-CNN)被引入该类任务中。一维卷积神经网络是专门针对一维序列数据设计的卷积神经网络,其在容错性、自适应性及特征自动学习方面表现出色,尤其擅长从长序列中捕捉局部依赖关系^[25-26],可用于构建燃弧事件二分类模型。

考虑到断路器分闸动作中燃弧与其他事件声信号在时域高度重合难以辨识以及燃弧声信号起止边界辨识困难的问题,结合不同物理场信号对燃弧起止事件的表征敏感度不同的优势,提出了一种非接触式检测低压断路器燃弧时间的方法,以分闸过程中的声信号与电场信号

为检测手段,采用苦鱼优化VMD(bitterling fish optimization VMD, BFO-VMD)联合SVD方法提取分闸声信号有效成分;基于频率特性获取VLF电场信号;采用1D-CNN模型高效提取输入信号特征,从而对输入的时间序列实施分类以输出事件二分类概率序列,实现燃弧时间的精确检测。

1 理论分析

不同事件产生的声信号之所以在频率特性上存在显著差异,其根本原因在于声源的物理机制和几何尺度不同。瞬变时间短的燃弧事件其声波频带宽度越宽,且包含的高频成分越丰富,相反相对缓慢的形变过程如机构碰撞能量释放持续时间较长,所激发声波信号的频率成分则更多地集中在低频段。根据振动理论,声源的尺寸与其激发应力波的主导频率存在反比关系。微观的等离子体振荡其振动固有频率更高,因此主要激发高频应力波,而机构碰撞等大尺度的宏观运动其声信号主导频率相对较低。因此,通过分析声信号的频率谱差异,能够有效地增强信号对燃弧事件的表征能力。对于分断电弧而言,电场信号是其等离子体微观物理过程最直接的反应。通过分析电场信号特征能准确地诊断电弧的起弧、燃烧及熄灭的动态全过程。在断路器分闸过程电弧电场信号的检测与分析中,选择甚低频区间的信号进行研究,能够有效规避工频基波及其谐波带来的强背景干扰,显著提升信号的信噪比。

针对声信号对燃弧事件的表征能力不足以及单一声信号燃弧事件边界分辨能力差的问题,结合燃弧声信号与电场信号的主导频率分布区间,采用BFO-VMD对声信号进行自适应分解,构建峭度-排列熵指标作为适应度函数,结合燃弧声信号频率分布特性提取燃弧事件相关模态并进行SVD去噪重构。依据电场信号频率特性对电场信号进行带通滤波得到VLF电场信号。以重构声信号与VLF电场信号作为输入训练1D-CNN燃弧事件分类模型,最终形成基于声-电场信号特征频率的断路器燃弧时间测量框架。整体流程如图1所示。

1.1 基于特征频率的分闸声信号重构

1) 分闸声信号的BFO-VMD

VMD算法是自适应、全非递归的变分模态分解算法,适用于处理非线性、非平稳信号,VMD的原理实质上是变分问题的求解,将提取的包含完整燃弧过程长度为 N 的声信号片段 $X(N)$ 分解成 K 个具有准正交性的IMF分量,实现信号的有效分离^[27]。其中分解层数 K 和惩罚系数 α 的设置直接影响VMD的分解性能,需要利用优化算法选定最优参数组合以实现最佳分解效果。

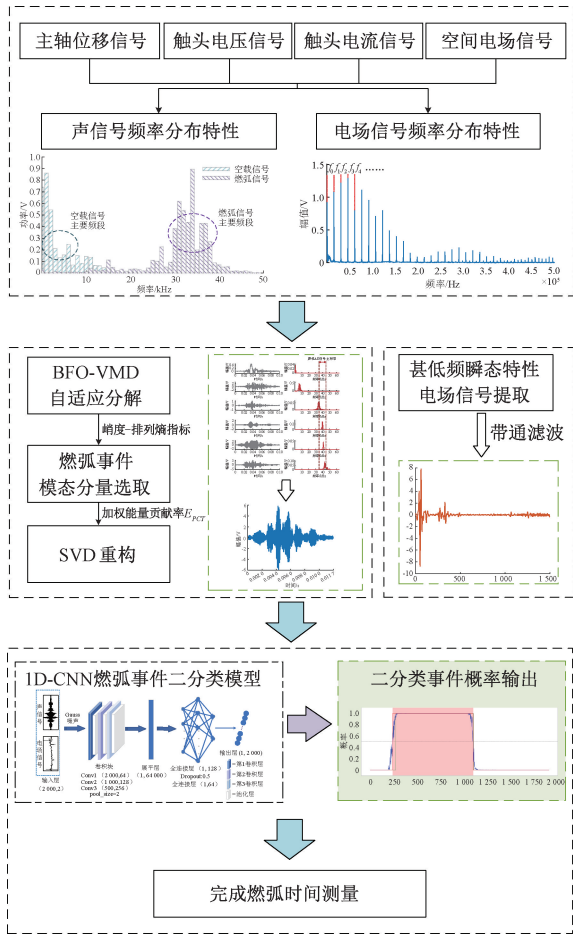


图 1 燃弧时间测量整体流程

Fig. 1 The overall process of arc duration measurement

苦鱼优化算法是由 Zarecian 等^[28]提出的种群智能优化算法,该算法基于苦鱼的交配行为对优化算法进行建模,算法步骤为:

(1) 初始化鱼群,每条鱼的位置 F_i 表示一组参数组合:

其中, $F_1^i = K_i, F_2^i = \alpha_i$ 。随机生成 Q 条鱼(参数组合),边界约束为:

$$\begin{cases} K_i = [K_{\min}, K_{\max}] \\ \alpha_i = [\alpha_{\min}, \alpha_{\max}] \end{cases} \quad (1)$$

初始化位置为:

$$F_i^j = l + (u - l) \times r \quad (2)$$

式中: F_i^j 表示第 i 代种群中第 j 条鱼的位置向量; u 和 l 表示搜索空间的边界; r 为 $[0, 1]$ 范围的随机数。

(2) 对每条鱼的位置 F_i 进行 VMD 分解,对分解后得到的 IMF 计算适应度值 $f(F_i)$ 。根据适应度值对鱼群位置进行更新,位置更新策略为:

$$F_i^{t+1} = \begin{cases} J \cdot F_i^t + (F^+ - J \cdot F_i^t) \cdot \zeta, & r \leq P \\ J \cdot F_i^t + (F^* - J \cdot F_i^t) \cdot \zeta, & r > P \end{cases} \quad (3)$$

在此策略中, F^+ 为随机选出的优质鱼位置, F^* 为历

史最优位置。 ζ, r 为范围在 $[0, 1]$ 的随机数, P 为控制探索概率, J 表示移动步长,它随着算法迭代的降低。式(4)用于计算参数 J ,即:

$$J(t) = \left(J(1) - \frac{J(1) \cdot t}{Maxt} \right) \cdot d(t) \quad (4)$$

$J(t)$ 表示算法中随迭代次数变化的动态参数, $J(1)$ 表示首次迭代时赋予每条鱼的初始移动步长初始值,变量 t 和 $Maxt$ 分别对应当前迭代次数和预设的迭代总数上限。通过式(5)生成符合鱼群觅食特征的探索路径,即:

$$\tilde{d}(t+1) = \cos(t \times \cos^{-1}(\tilde{d}(t))) \quad (5)$$

其中, $\tilde{d}(t)$ 为第 t 次迭代时参数的归一化值,通过反余弦函数将当前位置分量 $\tilde{d}(t)$ 映射到角度空间并添加随机扰动,用余弦函数将扰动后的角度映射回原来的解空间,得到新的位置分量 $\tilde{d}(t+1)$,通过该过程模仿鱼类觅食行为,即随机移动和散射。更新位置的移动步长为:

$$J(t+1) = \left(J(1) - \frac{J(1) \cdot t}{Maxt} \right) \cdot \cos(t \times \cos^{-1}(\tilde{d}(t))) \quad (6)$$

式(3)的探索概率 P 为:

$$P = \left| 1 - \frac{t}{\sqrt{1+t^2}} \right| + \frac{rand}{t^a} \quad (7)$$

$$F_{\text{new}} = F_i^t + R \cdot rand(0, 1), \quad R \in [0, 2] \quad (8)$$

$$d(F_i^t) = \frac{f(F_i^t)}{\sum_{i=1}^n f(F_i^t)} \quad (9)$$

(3) 当达到最大迭代次数 $Maxt$ 或适应度值收敛时寻优终止,得到 K 个模态分量 $X_i(N)$ 。

2) 峭度-排列熵指标

鉴于峭度、排列熵和中心频率在噪声辨识与预防过分解方面的互补性,本文构建了一个融合三者的峭度-排列熵复合指标 I_{KPEi} 。该指标能同时量化信号的冲击特征与时序复杂度,并保障分解的适度性,进而将其确立为 BFO 算法的适应度函数。

对长度为 N 的时间序列 $X(N)$ 进行相空间重构,得到之下的时间序列矩阵,即:

$$\begin{bmatrix} X(1) = x(1), x(1 + \lambda), \dots, x(1 + (m - 1)\lambda) \\ X(2) = x(2), x(2 + \lambda), \dots, x(2 + (m - 1)\lambda) \\ \vdots \\ X(k) = x(k), x(k + \lambda), \dots, x(k + (m - 1)\lambda) \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, m 为嵌入维度, λ 为时间延迟,共有 k 个子序列,且 $k = N - (m - 1)\lambda$ 。

对 $X(k)$ 中的 m 个重构向量: $X(k) = x(k), x(k + \lambda), \dots, x(k + (m - 1)\lambda)$ 按照其排列数值的大小,进行升序排列,得到:

$$\mathbf{X}(k) = \left\{ x \left(\begin{array}{l} k + (j_1 - 1)\lambda \leq x(k + (j_2 - 1)\lambda) \leq \\ \dots \leq x(k + (j_m - 1)\lambda) \end{array} \right) \right\} \quad (11)$$

若在排序的过程中出现位置值的大小相同的情况 $x(k + (j_1 - 1)\lambda) = x(k + (j_2 - 1)\lambda)$, 按照 j 出现的先后顺序进行排序, 若 $j_{k1} < j_{k2}$ 则有 $x(k + (j_1 - 1)\lambda) < x(k + (j_2 - 1)\lambda)$ 。进而能得到向量组 $\mathbf{X}(k)$ 的符号序列, 即:

$$\mathbf{S}(L) = [j_1, j_2, \dots, j_m] \quad (12)$$

其中, $L = 1, 2, \dots, k$, 且 $k \leq m!$ 。 m 维空间中有 $[j_1, j_2, \dots, j_m]$ 个不同的排列值大小, 共有 $m!$ 种不同的排列, 对应的共有 $m!$ 种不同的排列符号序列方式, $\mathbf{S}(L)$ 是出现于 $m!$ 种排列符号序列中的一种可能。每个符号排列方式概率为 $[P_1, P_2, \dots, P_k]$, 并且所以符号序列的和等于 1。并计算排列熵值为:

$$H_{pe} = - \sum_{i=1}^k P_i \ln P_i \quad (13)$$

并得到标准化的排列熵值:

$$H_p = \frac{H_{pe}}{\ln(m!)} \quad (14)$$

标准化后的排列熵值 $H_p \in [0, 1]$, 越接近 1 随机性越强, 越接近 0 信号越规则^[29]。

对于第 i 个 IMF, 峭度-排列熵指标 $I_{\text{KPE}i}$ 通过式(15)计算, 即:

$$\left\{ \begin{array}{l} I_{\text{KPE}i} = \frac{I_{\text{PE}i}}{I_{\text{kurt}i}} \cdot \text{sgn}(\min(\Delta\omega - \omega_0)) \\ \Delta\omega = \omega(i) - \omega(i+1), \quad i = 1, \dots, K-1 \\ I_{\text{kurt}i} = \frac{E(\mathbf{x} - \mu)^4}{\sigma^4} \end{array} \right. \quad (15)$$

其中, $I_{\text{PE}i}$ 为第 i 个 IMF 的排列熵; $I_{\text{kurt}i}$ 为第 i 个 IMF 的峭度; \mathbf{x} 为原始信号; μ 为信号平均值; σ 为信号标准差; i 为第 i 个模态分量; $\omega(i)$ 为第 i 个 IMF 的中心频率; ω_0 为中心频率过分解临界值。

声信号经 VMD 分解成 K 个 IMF 后主要通过两个方面进行评估, 一是根据冲击信号的占比, 占比低的 IMF 通常被视为噪声主导, 其 $I_{\text{KPE}i}$ 值较大; 占比高的则判定为有效检测信号, 其 $I_{\text{KPE}i}$ 值较小。二是根据各 IMF 分量的中心频率分布, 若频率差异显著, 则表明分解适中, 此时 $I_{\text{KPE}i}$ 值 > 0 ; 若频率过于接近, 则表明发生了过分解, $I_{\text{KPE}i}$ 值 < 0 。

3) SVD 重构

奇异值分解作为一种广泛应用于一维信号降噪的线性代数方法, 其核心在于先将信号重构成矩阵形式, 再对其进行矩阵分解。通过分析奇异值的分布规律, 可以区分出信号主体与噪声成分, 从而有效抑制噪声、改善信号质量。其主要步骤为:

(1) 对进一步选取得到的一维含噪模态分量 $X_i(N)$

进行相空间重构, 形成 Hankel 矩阵 $\mathbf{H}_{m \times n}$, 即:

$$\mathbf{H}_{m \times n} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & \dots & x_N \end{pmatrix} \quad (16)$$

式中: $N = m + n - 1$ 。

(2) 对 $\mathbf{H}_{m \times n}$ 进行奇异值分解, 即:

$$\mathbf{H}_{m \times n} = \mathbf{U}_{m \times m} \mathbf{\Sigma}_{m \times n} \mathbf{V}_{n \times n}^T \quad (17)$$

其中, $\mathbf{U}_{m \times m}$ 和 $\mathbf{V}_{n \times n}$ 为正交矩阵; $\mathbf{\Sigma}_{m \times n}$ 为非对角矩阵, 可表示为:

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} S & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad S = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r) \quad (18)$$

其中, σ_i 为矩阵 $\mathbf{H}_{m \times n}$ 的奇异值。

(3) 选择矩阵中的前 J 个奇异值, 将其他奇异值置 0。

(4) 重构得到最终的去噪后信号 $\mathbf{X}'(N)$ 。

选择保留哪些奇异值是 SVD 降噪的关键步骤, 选择加权能量贡献率 E_{PCT} 作为确定奇异值有效阶数 J 的判断, E_{PCT} 值 $< 0.1\%$ 的奇异值为噪声主导, 保留 $> 0.1\%$ 的奇异值^[30], E_{PCT} 的计算为:

$$E_{\text{PCT}\sigma_i} = \left(1 - \frac{\sqrt{\sum \sigma_n^2 - \sigma_i^2}}{\|\mathbf{H}\|_F} \right) \times 100\% \quad (19)$$

其中, $\|\mathbf{H}\|_F$ 为矩阵的 Frobenius 范数。

1.2 电场信号滤波

在电磁学领域甚低频信号指频率范围为 3~30 kHz, 甚低频电磁波具有波长长、穿透能力强的特点, 甚低频分量能够更有效地从设备腔体中辐射出来, 并被传感器探测到。选择 3 kHz 以上的甚低频段, 可以有效地避免工频及其主要谐波的干扰密集区。通过确定的燃弧电场信号频率特性, 对提取的包含完整燃弧过程的电场序列信号片段 $\mathbf{E}(N)$ 进行带通滤波进而获取 VLF 电场信号 $\mathbf{E}'(N)$ 。

1.3 1D-CNN 燃弧事件分类模型

1D-CNN 适用于分析具有固定长度周期的一维信号, 可通过卷积和池化操作挖掘数据的高维特征, 具有局部连接和权值共享等特点, 极大程度上降低了回归模型的复杂程度, 从而可以节省计算机资源, 实现更高效的燃弧时间测量^[31]。因此通过 1D-CNN 模型以实现信号特征提取与燃弧事件分类。

该模型主要包含输入层、卷积层、池化层、展平层、全连接层以及输出层。输入层为重构声信号 $\mathbf{X}'(N)$ 、VLF 电场序列信号 $\mathbf{E}'(N)$ 。首先向训练集数据加入高斯噪声进行数据增强, 然后经过一个卷积核大小为 5、输出通道数为 64 的一维卷积层, 卷积操作公式为:

$$\mathbf{Z}^{(l)} = \sum_{i=1}^s \mathbf{a}_i^{(l-1)} * \mathbf{K}_{ij}^{(l)} + \mathbf{b}_j^{(l)} \quad (20)$$

其中, * 表示卷积运算, $\mathbf{K}_{ij}^{(l)}$ 是连接输入 i 通道和输出 j 通道的卷积核, $\mathbf{b}_j^{(l)}$ 为偏置, $\mathbf{Z}^{(l)}$ 为第 l 层卷积输出。Relu 函数具有计算量小、学习率快的优点, 选其作为激活函数, 计算公式为:

$$\mathbf{A}^{(l)} = \max(0, \mathbf{Z}^{(l)}) \quad (21)$$

最后通过步长为 2 的最大池化层压缩特征维度, 即:

$$\mathbf{P}^{(l)}[t] = \max_{k=0}^1 \mathbf{A}^{(l)}[s \cdot t + k] \quad (22)$$

其中, t 为输出时间点索引, $\mathbf{P}^{(l)}[t]$ 为池化层输出。通过不同数量和大小卷积核的双通道信号进行连续卷积操作, 逐层学习从微观瞬态特征到宏观事件模式的复杂特征组合; 通过三重最大池化实现特征压缩与抽象化; 采用 Flatten 层将时空特征转换为 64 000 维特征向量; 经过两个全连接层进行高级特征整合与精炼, 并应用 Dropout 策略防止全连接层过拟合; 最终通过序列长度对齐的输出层实现高精度的燃弧事件概率预测, 模型结构与参数如图 2 所示。

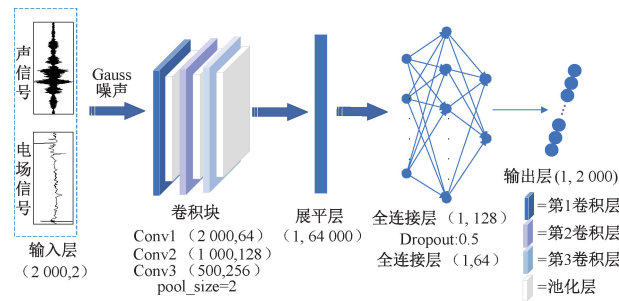


图 2 1D-CNN 模型结构

Fig. 2 The structure of 1D-CNN model

2 断路器分闸相关信号特性分析

2.1 断路器燃弧特性试验系统

以万能式断路器作为试品, 搭建了断路器燃弧特性试验系统。系统采用 LabVIEW 搭建虚拟试验平台, 控制主回路导通、断路器动作与数据采集时序。选取单圈分辨率 10 位的 BRT38 编码角位移传感器检测分闸过程中主轴的角位移信号, 利用 MP251 传感器检测声信号, 连接预极化前置放大器 MA231, 通过 CHV1000 电压传感器、CH-500Y2 霍尔传感器检测触头电压、电流信号, 由 EM9108s、EM9118b 高速采集卡以 128 kHz 采样速率进行数据采集; 利用电场探头检测电场信号, 由 Tektronix MDO34 以 1 MHz 采样速率进行数据采集。以上 3 台采集设备触发模式均设置为外部触发, 通过 PCI-1735U 板卡提供触发电平控制同步采集。主回路负载导通采用双

向反并联晶闸管控制。由于燃弧声信号与电场信号相对微弱, 传感器固定安装于触头系统正上方 30 cm 处, 传感器安装位置如图 3 所示。基于该测试系统进行空载分闸实验。

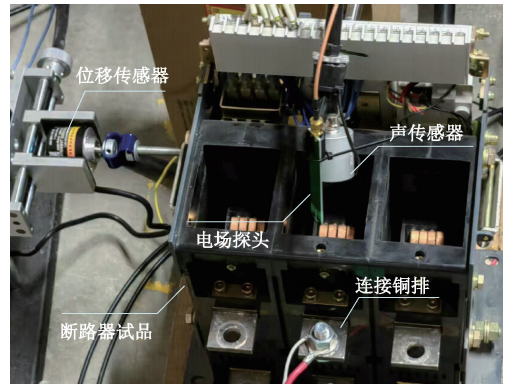


图 3 断路器燃弧特性试验

Fig. 3 Circuit breaker arc characteristics test

2.2 断路器分闸声事件分析

在对断路器分闸声信号进行分析的前提是对分闸过程声事件的划分, 为提高声事件的可解释性, 结合主轴位移信号对分闸过程中的声事件进行分析, 如图 4 所示。

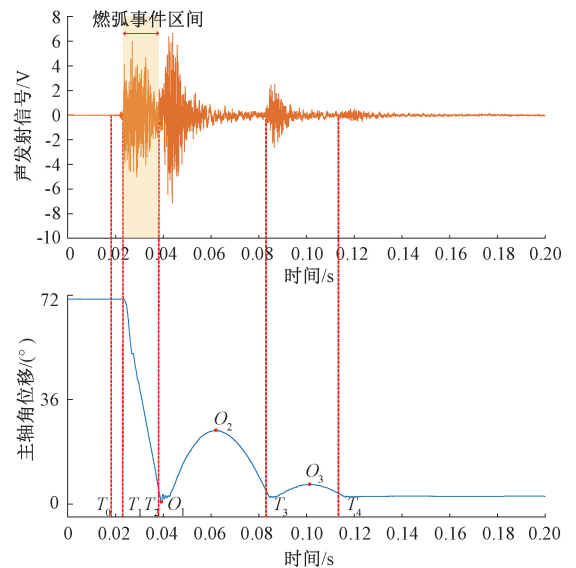


图 4 分闸过程声事件划分

Fig. 4 Acoustic event classification in the opening process

为确保信号间的精确时间同步, 考虑到声信号的传播延迟, 使用 20℃ 时空气中的声速 343 m/s 进行传播延迟校正, 通过对应主轴位移下降点与声信号幅值突变点确保校正精度保持在 0.07 ms 以下, 分闸过程声事件的划分过程为:

1) T_0-T_1 : 分闸线圈通电, 锁扣机构解扣, 释放储能主弹簧的机械能, 此为声事件 1。

2) T_1-T_2 : 在 T_1 时刻, 主弹簧收缩拉动连杆, 迫使动触头高速反向运动, 在此期间主触头先于弧触头分离, 主触头率先到达分离位置, 此为声事件 2。

3) T_2-T_3 : 在 T_2 时刻, 弧触头行进到达止动位置与分闸限位挡板发生刚性碰撞, 主轴到达最大位移点 O_1 , 弧触头撞击后弹起到达反弹最大位移点 O_2 后继续返回末态位置, 此为声事件 3。

4) T_3-T_4 : 在 T_3 时刻, 弧触头到达止动位置发生二次撞击并反弹到达二次反弹最大位移点 O_3 后, 继续返回末态位置, 此为声事件 4。 T_4 时刻之后, 系统稳定在末态位置完成分闸操作。

通过上述分析, 基于 T_1 时刻声信号能量突变特性设置阈值截取 T_1-T_2 片段的声信号进行燃弧事件分析。

2.3 燃弧声信号频谱分析

为发掘燃弧声信号与机械碰撞声信号的频率特性差异, 基于燃弧特性测试平台设计燃弧特性试验。燃弧特性测试平台采用电机控制触头分离, 规避了机构碰撞等声事件。选择触头同质银合金材料作为电弧诱发材料, 试验电压 380 VAC, 试验电流 50 A, 触头最大行程为 4.5 cm, 特性测试平台示意图如图 5 所示。为降低随机性对数据分析的影响, 取 20 次电弧声信号数据幅值最大值时间长度 20 ms 数据的平均值, 得到信号声信号的时域、频域图像如图 6 所示。

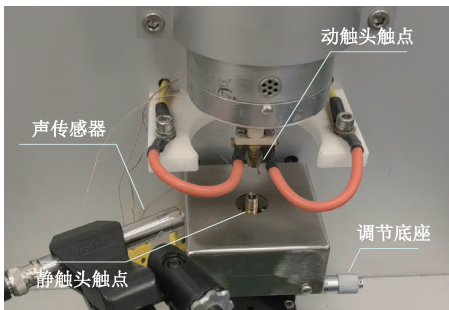


图 5 燃弧特性测试平台

Fig. 5 The test platform of arc characteristics

频谱分析结果显示, 燃弧过程中由电弧等离子体膨胀和收缩震荡产生的声信号能量在 20 kHz 以上频段的部分显著高于 20 kHz 以下频段, 且信号能量在 30 ~ 45 kHz 频带呈现显著聚集现象, 该频段贡献了信号总能量的 78.63%。 T_1-T_2 的空载分闸声信号及其频谱如图 6(b) 所示, 其能量主要分布于 20 kHz 以下, 燃弧信号的信号能量主要集中在 35 kHz 左右。对燃弧与空载分闸声信号进行功率谱分析, 如图 7 所示, 燃弧与空载信号功率谱存在典型频率特性差异。根据分析结果可知, 在

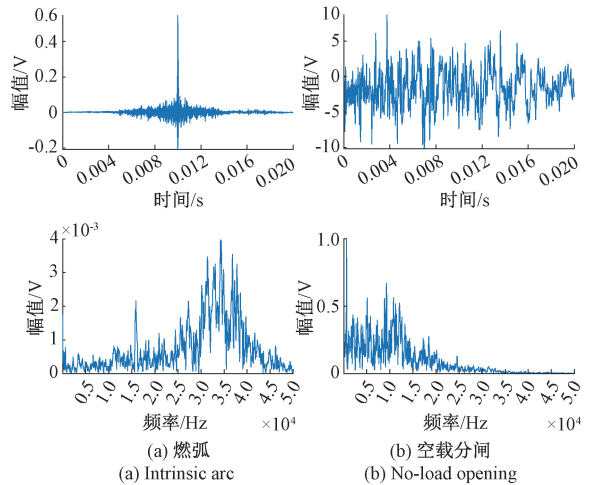


图 6 燃弧/断路器空载分闸声信号对比
Fig. 6 Comparison of acoustic signals between arc discharge and no-load opening of circuit breaker

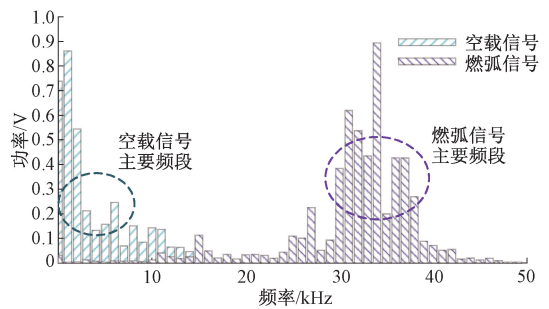


图 7 燃弧/空载分闸声信号功率谱

Fig. 7 Power spectrum of acoustic signals for the cases of arc discharge and no-load opening

选择传感器获取信号以及提取相关模态时应尽量选择保留 30~40 kHz 的信号带宽, 以提高耦合信号中燃弧事件的辨识度, 降低机构动作声事件对事件识别的影响, 有利于后续的燃弧事件时刻定位。

提取 T_1-T_2 片段的带载及空载声信号与局部触头电流、电压信号如图 8 所示。

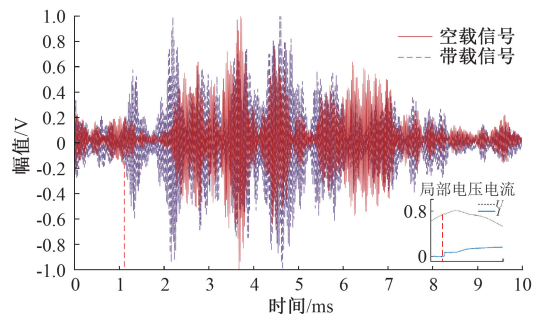


图 8 不同工况断路器分闸声信号

Fig. 8 Acoustic signals of circuit breaker opening at different operating conditions

对带载与空载工况下断路器分闸过程的声信号进行归一化对比分析,可观察到以下关键特征:在时域范围内,两种工况下产生的声信号虽然在能量强弱上存在差异,但表现出高度相似的形态学特征。在触头电压畸变临界时刻带载工况声信号呈现显著信号峰值,空载工况则维持平稳背景噪声直至明确机械碰撞事件发生,带载工况在起弧时刻产生的信号能量在包络过渡区形成区别于空载信号的特征性能量分布,该现象可作为电弧起始的可靠声学诊断指标。但由于灭弧时刻声信号存在强冲击信号耦合,对灭弧事件的反映程度有限,需结合其他物理场信号特征进行精确定位。

2.4 信号特性适用性分析

为验证由2.3节中的试验条件得到的信号频率特性是否适用于其他试验条件,基于上述试验平台对结构与容量存在差异的其他两种型号的低压万能式断路器分闸声信号以及不同电流等级下的燃弧声信号进行测量并对其频率区间能量进行统计,结果如图9所示。

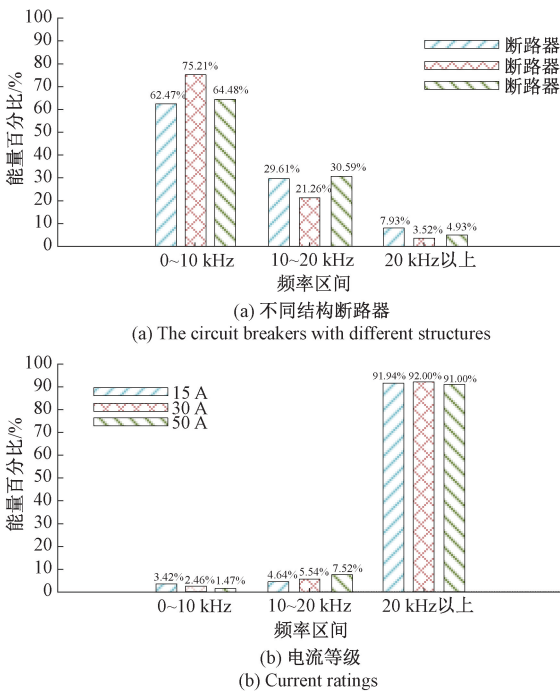


图9 各试验条件下信号能量

Fig. 9 Histogram of signal energies under various test conditions

根据各试验条件下分闸声信号的能量分布可以看出,3种不同结构的断路器空载分闸声信号频率均集中于20 kHz以下,且20 kHz以下的能量百分比分别为92.07%、96.48%、95.07%;不同电流等级下的燃弧声信号能量则主要集中于20 kHz以上,20 kHz以上的能量百分比分别为:91.94%、92.00%、91.00%,与2.3节中得到的信号频率特性一致,因此该特性普遍适用于不同型号的断路器和不同功率下的燃弧。

2.5 分闸过程电场信号分析

基于断路器燃弧特性试验系统按试验时序测得分闸电场信号,以发掘触头准静态电场与触头电流、电压之间线性对应关系。分闸过程的电场信号、B相触头电流、触头电压如图10所示。

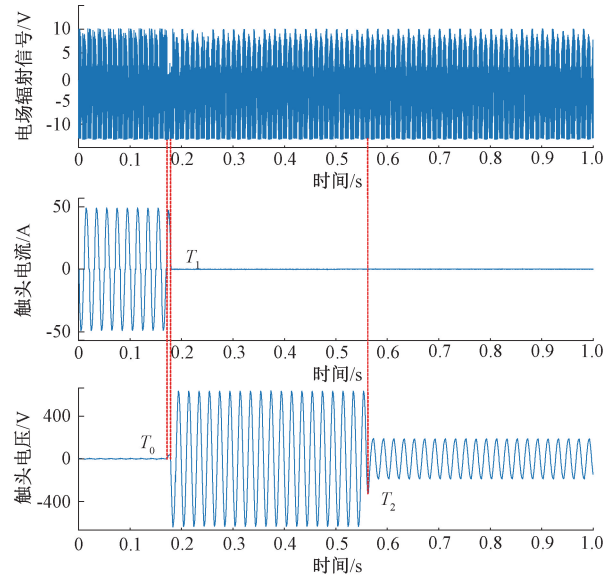


图10 分闸过程电场信号

Fig. 10 Electric field signal during the opening process

在 T_0 时刻触头电压显著跳变,为燃弧起始时刻;在 T_1 时刻电流过零晶闸管截止,为燃弧熄灭时刻;在 T_3 时刻移除晶闸管开关触发电平。由图10可看出 T_0-T_1 片段燃弧过程中电场信号对比正常导通状态存在显著区分,并且原始电场信号中存在显著干扰成分,由于负载侧通常含有谐波分量,因此首先分析频谱排除谐波干扰。原始电场信号频谱见图11。

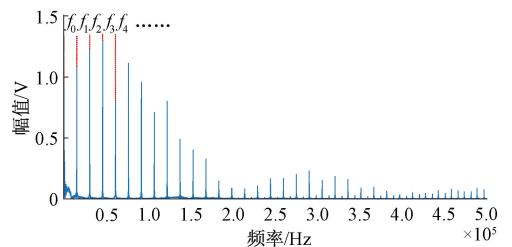


图11 原始电场信号频谱图

Fig. 11 Spectrum diagram of the original electric field signal

电场基波频率 f_0 为50 Hz对应负载电网频率,由于电场信号测量带宽较宽,原始信号中包含显著的高次谐波分量;断路器分断燃弧为瞬态突发事件,在3~10 kHz频率的VLF信号包含了过程中的动态突变信息,故选取该频带信号以降低对运行状态分析的影响。

3 基于特征频率的信号有效成分提取

3.1 燃弧数据样本获取

进行断路器分断获取断路器分闸声信号以及电场信号,由 2.3 节结论,声信号获取采用谐振频率为 40 kHz 的空气耦合式传感器 PXR04A,输出使用固定增益 40 dB 的前置放大器 PXPA3。在进行不同电源相位分断时,分别模拟了断路器负载回路切断、电源相位 30°、60°、120°、150°这 5 种工况下的 500 组断路器分闸数据。接下来以 B 相 60°分断为例,利用所提方法检测燃弧时间。以电压-电流法测量的燃弧时间结果作为多物理场信号测量有效性的参考基准,由电压-电流法得到此时燃弧时间为 6.48 ms。

3.2 分闸声信号重构

基于提出的最小峭度-排列熵指标 I_{KPE} 作为适应度函数,设置优化算法种群大小为 50,迭代次数为 10 次,参数 K 和 α 的寻优范围为 [2, 10]、[100, 10 000],对分闸声信号进行 BFO-VMD 搜寻最优参数组合,选取最佳分解个数 K 及惩罚因子 α ,适应度函数值在 BFO 寻优过程中适应度曲线如图 12 所示,迭代第 6 次时适应度值达到最小,此时对应的 [6, 1 765] 为最优参数组合。使用最优参数对原始含噪声信号进行 VMD 分解,各模态分量与其频谱如图 13 所示。

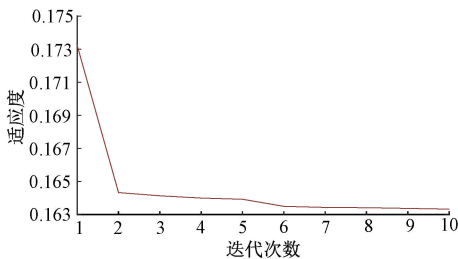


图 12 BFO 优化迭代曲线

Fig. 12 The iterative optimization curve of BFO method

从图 13 的 VMD 分解结果可以看出,各 IMF 分量的波动特征存在显著差异:经 VMD 分解得到的 IMF4 分量波动规律且平滑;而 IMF3 和 IMF6 则表现出更为复杂、剧烈的波动形态。各 IMF 分量与原始信号的相关系数如表 1 所示。

根据表 1 的相关系数,对 IMF 分量进行筛选:将 IMF6 作为无噪分量保留;IMF3~IMF5 的相关系数介于 0.2~0.9,需进行去噪处理;而 IMF2 则直接舍弃。此外,由图 13 中可以看出 IMF1 中心频率远低于燃弧声信号主频带,故予以舍弃。对于选取的 IMF3~IMF5 含噪模态分量进行 SVD 处理,与未含噪分量一起重构后的声信号如图 14 所示。

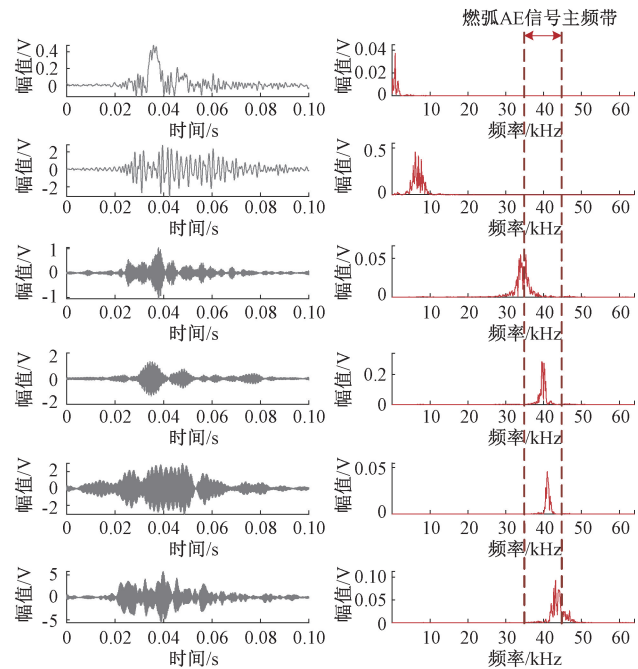


图 13 BFO-VMD 分解结果

Fig. 13 The decomposition results of BFO-VMD method

表 1 IMF 相关系数

Table 1 Correlation coefficient of IMF

模态分量	相关系数
IMF1	0.272 5
IMF2	0.162 8
IMF3	0.634 3
IMF4	0.351 4
IMF5	0.262 7
IMF6	0.908 1

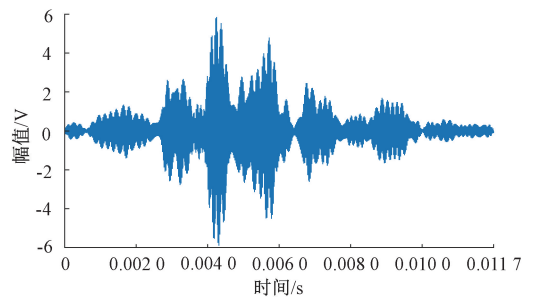


图 14 重构分闸声信号

Fig. 14 Reconstructed opening acoustic signal

从图 14 中可以看出,原始信号中的毛刺、异常峰值等被有效剔除,削弱了与断路器部件动作事件的影响,保留并提高了燃弧事件的辨识度,但燃弧产生的声信号与机械碰撞声信号波形在时域里仍存在混叠,无法直接定

位分闸起弧时刻。为进一步说明信号模态提取的有效性,图 15 中给出了信号处理前后经小波变换得到的时频图对比。

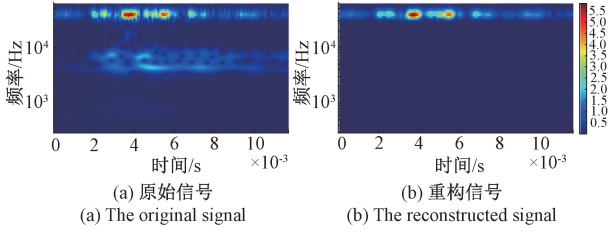


图 15 时频图对比

Fig. 15 Comparison of time-frequency diagrams

从图 15 中可以看出,处理后的信号在 30 kHz 以下的低频信号分量得到有效地抑制,且相比未处理信号噪声明显减弱,冲击事件能量更为集中,更有利于后续的时频特征提取。

3.3 分闸电场信号有效成分提取

根据上述断路器分闸过程事件分析划分的事件范围提取电场信号,为与声信号数据长度对齐,对原始信号降采样至 128 kHz 波形如图 16 所示。根据对电场信号分析结果,提取原始信号片段 3~10 kHz 的 VLF 信号,结合触头电流信号将其划分为电流持续区间与完全分断区间,处理后得到的电场信号见图 17。

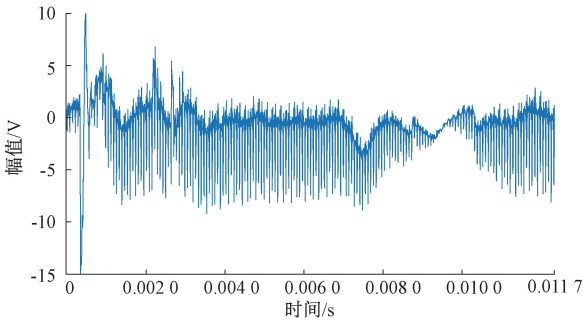


图 16 燃弧区间电场信号

Fig. 16 Electric field signal in the arcing interval

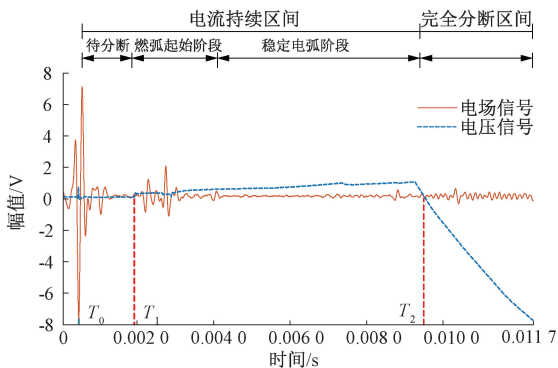


图 17 VLF 电场信号成分

Fig. 17 Components of VLF electric field signals

电弧阶段的电磁辐射主要为脉冲簇,在晶闸管导通时刻与电流过零点处也会出现脉冲。 T_0 时刻电流瞬时值到达导通电流 I_m 回路导通产生瞬态场强信号,在导通点呈现出先减弱后增强的脉冲式爆发;在 T_1 时刻发生燃弧,在燃弧起始阶段此时触头电压突发畸变产生脉冲场强信号,进入稳定电弧阶段后由于触头电压、电流变化率较小电场信号趋于稳定;熄弧时刻 T_2 电流过零后断路器完全分断,此时电弧能量输入归零,电弧等离子体失去能量维持,此后电场信号主要由分励脱扣线圈电流与环境电磁噪声干扰构成,故在分断时刻 T_2 电场信号频率特性对比稳定电弧阶段出现显著迁移特性,可作为表征电弧熄灭的有效判据。

4 基于 1D-CNN 的燃弧时间测量

4.1 燃弧事件分类模型构建

利用处理后的分闸过程声、电场信号构建时间序列样本。将重构声信号与特征电场信号作为输入,每个时间点的二分类事件概率作为输出,通过 1D-CNN、RNN、SVM 这 3 种模型进行分类,通过事件最小持续时间判定分类结果中的事件是否为真实燃弧事件,最终得到燃弧时间。

所用 1D-CNN 模型采用 Binary_crossentropy 二元交叉熵损失函数和 Adam 优化器,优化器步长为 0.0005,采用丢弃层 Dropout 及加入早停回调函数处理过拟合问题,采用 Relu 激活函数增强非线性拟合能力,训练周期设置为 50 次。随机划分 80% 的数据作为训练集,20% 作为验证集,训练过程中设置 Batch Size 为 16, Dropout Rate 为 0.5,early stopping patience 设置为 5。模型训练和测试通过 PyCharm 软件下的 TensorFlow 框架实现,Python 版本为 3.8.20,计算机 CPU 为 i7-8750,GPU 为 NVIDIA RTX1050Ti。训练过程中训练集和验证集的实时损失函数如图 18 所示。

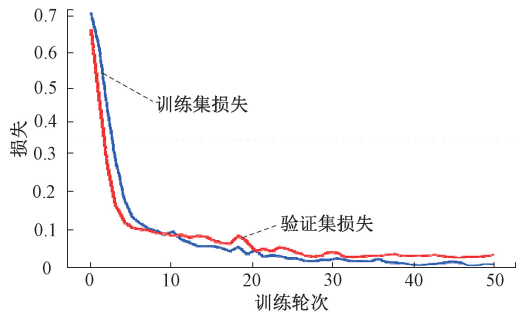


图 18 模型训练过程损失曲线

Fig. 18 The loss curve for the training process of model

由图 18 可看出,训练集与验证集曲线趋势一致,且无明显过拟合现象。为直观的观察所提模型的燃弧事

件的分类效果,使用混淆矩阵对结果量化分析,如图 19 所示。

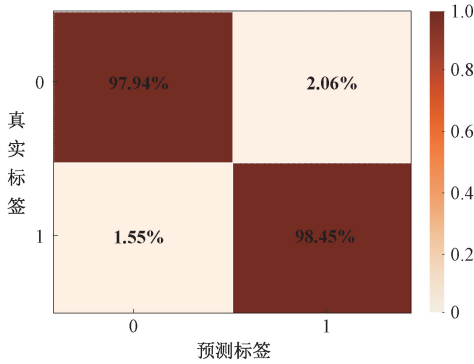


图 19 燃弧事件分类模型混淆矩阵

Fig. 19 Confusion matrix of arc event classification model

由混淆矩阵可以看出,模型能有效识别出样本事件发生类型,两种事件类型的平均识别率达到了 98.20%。各种分类器(1D-CNN、RNN、SVM)的分类结果如表 2 所示,1D-CNN 对样本数据所建模型分类精确率为 98.20%、准确率 97.95%、召回率 98.45%、F1 分数 98.20%,1D-CNN 模型各项指标均优于其他两种分类方法,模型同时保持较高的精确率与召回率,效果符合预期。

表 2 各分类器分类结果

Table 2 Classification results of each classifier

(%)

模型	精确率	准确率	召回率	F1 分数
CNN	98.20	97.95	98.45	98.20
RNN	90.36	95.90	89.00	89.67
SVM	78.83	76.39	76.39	76.39

4.2 消融实验

为了体现引入多源信号的必要性,基于 1D-CNN 分类模型,分别将提取的声信号与和电场信号作为模型的输入进行单独实验,同时也分别对去除两种信号的模型进行燃弧时间测量,其结果如表 3 所示。

表 3 3 种模型评价指标

Table 3 Three model evaluation indicators (%)

输入	精确率	准确率	召回率	F1 分数
声信号	81.22	89.53	62.00	70.41
电场信号	73.26	90.32	63.96	67.66
本文方法	98.20	97.95	98.45	98.20

从表 3 中可以看出,单一指标作为模型输入得到的分类评价指标较差,尤其体现在召回率指标,证明在使用

单一信号进行事件分类中存在遗漏问题。相较于多源信号特征融合的结果而言,声信号在燃弧起始事件具有较高的辨识度,由于瞬时功率对声信号能量强度存在影响,引入电场信号提高了燃弧起始端点识别的准确度,并且在燃弧熄灭时刻其信号频率具有显著迁移特性,能有效地识别出燃弧事件终止时刻。

4.3 误差分析

为验证所提方法的优势,将所提方法与文献[3-4]所提时间参数法、行程曲线法测试结果进行对比,利用获取的主轴位移信号与触头电压、电流信号获取断路器开断时间与分闸时间,从而计算得到燃弧时间。以 60°、150° 相位分断为例,每种相位下进行 20 次实验。利用所提方法进行测试的结果如图 20 所示,输出信号序列中每个点的燃弧事件概率,概率阈值设置为 0.5,设置最短燃弧时间为 1 ms 以预防误识别,选取时间宽度最长的时间段作为预测结果。

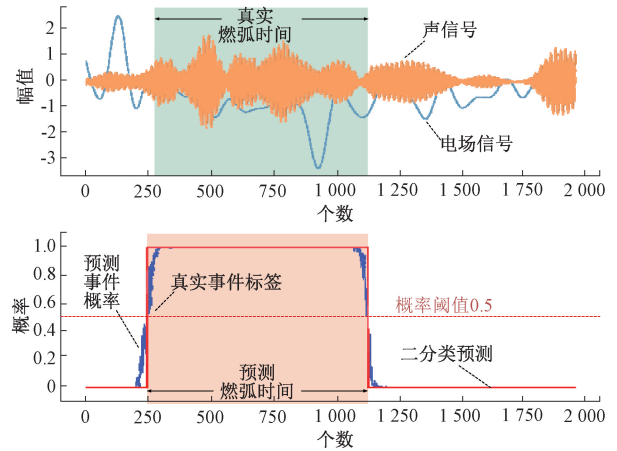


图 20 所提方法测试结果

Fig. 20 Test results of the proposed method

4 种方法的燃弧时间测量结果如图 21 所示,所提方法的测量结果相对于真实值的离散度更小,因而具有更高的工程可靠性。调用模型对试验数据进行预测所需平

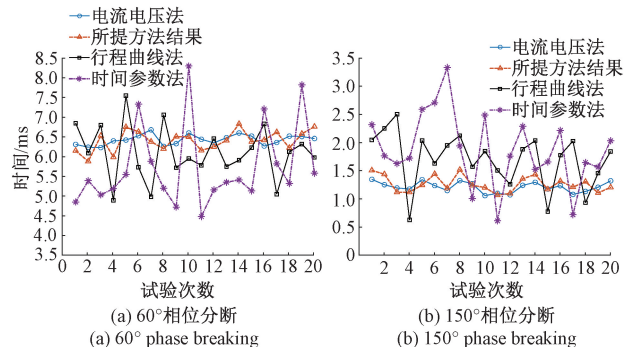


图 21 不同方法燃弧时间测量结果

Fig. 21 Arc duration measurement results of different methods

均时间为 31.77 ms,具有较高的计算效率,能够满足断路器燃弧时间的在线预测需求。

为更为直观地体现测量方法优劣,引入均方误差 MSE、平均绝对误差 MAE 和均方根误差 RMSE 作为评价指标,各测量方法评估结果测量结果如图 22 所示,所提方法相比于行程曲线法和时间参数法的测量结果的平均 MAE 降低了 76.26%、84.23%,平均 MSE 分别降低了 94.18%、97.25%,平均 RMSE 降低了 76.51%、83.71%。可见在不同长度的燃弧持续时间测量上,所提方法测量结果测量精度更高,测量结果更稳定,具有更强的泛化能力。

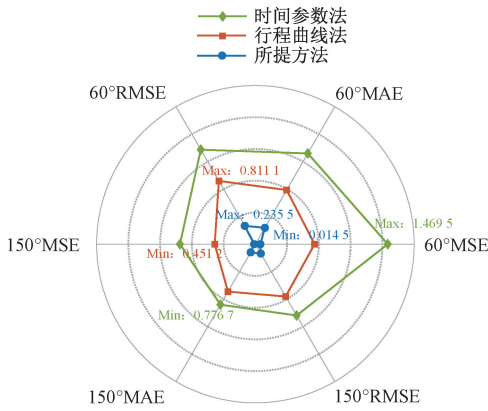


图 22 不同方法测量误差分析

Fig. 22 Measurement errors analysis of different methods

5 结 论

针对低压断路器燃弧时间非侵入式测量需求,提出一种基于断路器声-电场信号特征频率的燃弧时间测量方法。

1) BFO-VMD 联合 SVD 方法,有效避免了 VMD 分解层数及惩罚因子选择的盲目性。联合燃弧声信号特征频率与相关系数计算实现了有效模态分量提取,利用 SVD 去除了模态分量中的噪声成分,抑制了机械碰撞等强声事件的干扰,增强了信号对燃弧事件的表征能力;结合空间电场信号频率特性提取 VLF 信号有效成分,提升了信号对燃弧事件的边界分辨能力。

2) 基于 1D-CNN 模型对处理后的信号进行特征提取进而实施二分类事件概率预测,1D-CNN 对样本数据所建模型分类精确率为 98.20%、准确率 97.95%、召回率 98.45%、F1 分数 98.20%。各项指标均优于其他两种分类方法,具有较强的目标事件识别能力。模型单次预测平均用时为 31.77 ms,在保持高精度和计算效率的同时保证了模型轻量化,能够满足断路器燃弧时间的在线预测需求。

3) 经试验测试,所提方法在不同相位分断下的测量结果的 MAE 分别为 0.210 0、0.104 9, MSE 分别为 0.055 4、0.014 5, RMSE 分别为 0.235 5、0.120 5。相比时间参数法和行程曲线法得到的燃弧时间测量结果,具有更高的精确性和鲁棒性,尤其体现在分闸相位较大的条件下,依然保持准确的测量效果,具有更高的工程实用性。

在实际应用中,由于分断燃弧声信号能量强度小,传感器设置受到距离制约,且三相电磁信号存在干扰现象。未来研究应进一步考虑这些因素,设置相间屏蔽并优化算法,以提升方法在复杂工况下的工程适应性与测量稳定性。

参考文献

- [1] 李奎,张月,姜惠,等. 基于触头形貌特征的低电压直流断路器可靠性评估[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(12): 118-128.
LI K, ZHANG Y, JIANG H, et al. Reliability assessment of low-voltage DC circuit breaker based on morphological characteristics of contacts [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(12): 118-128.
- [2] RAZI-KAZEMI A A, NIAYESH K. Condition monitoring of high voltage circuit breakers; Past to future[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(2): 740-750.
- [3] 韩德保,李彦如,郭思远. 高压断路器燃弧时间测量方法研究[J]. 产业创新研究, 2023(8): 104-106.
HAN D B, LI Y R, GUO S Y. Research on arc duration measurement methods for high-voltage circuit breakers[J]. Industrial Innovation, 2023(8): 104-106.
- [4] 张军伟,李彦如,刘建权. 高压断路器合成试验燃弧时间要求及测量方法浅谈[J]. 科学技术创新, 2019(26): 21-22.
ZHANG J W, LI Y R, LIU J Q. Brief discussion on arc duration requirements and measurement methods in Synthetic Tests of high-voltage circuit breakers [J]. Scientific and Technological Innovation, 2019(26): 21-22.
- [5] 徐佳宁,杨皓文,高偲智,等. 基于燃弧能量估计的低电压断路器寿命预测方法[J]. 电器与能效管理技术, 2025(1): 6-13,67.
XU J N, YANG H W, GAO S ZH, et al. Life prediction method of low-voltage circuit breakers based on arc energy estimation[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2025(1): 6-13,67.
- [6] CHAPMAN M A. Possibilities and limitations of radio-frequency measurement of arc duration in HVAC circuit

- breakers[D]. Switzerland: ETH Zürich, 2011.
- [7] SIDHU T S, SINGH G, SACHDEV M S. Microprocessor based instrument for detecting and locating electric arcs[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1998, 13(4): 1079-1085.
- [8] GUO N, WHITMORE K, NEALL S, et al. Arc duration measurement of vacuum interrupter based on multi-sensor fusion [J]. 2023 IEEE 68th Holm Conference on Electrical Contacts, 2023:1-8.
- [9] 田阳, 郭媛媛, 李亚美, 等. 基于声学特征信号识别的高速机械开关故障检测方法研究[J]. 高压电器, 2023, 59(8): 186-195.
- TIAN Y, GUO Y Y, LI Y M, et al. Research on fault detection method of high speed mechanical switch based on acoustic feature signal recognition[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(8): 186-195.
- [10] 滕陈源, 丁逸超, 张有兵, 等. 基于 VMD-Informer-BiLSTM 模型的超短期光伏功率预测[J]. 高电压技术, 2023, 49(7): 2961-2971.
- TENG CH Y, DING Y CH, ZHANG Y B, et al. Ultra-short-term photovoltaic power prediction based on VMD-informer-BiLSTM model[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2961-2971.
- [11] 唐军, 雷文生, 林玲, 等. 优化 VMD-IWTD 的水下机器人水声信号去噪算法[J/OL]. 机械科学与技术, 1-9[2025-08-20].
- TANG J, LEI W SH, LIN L, et al. Optimized VMD-IWTD denoising algorithm for underwater acoustic signals of underwater robots [J/OL]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 1-9 [2025-08-20].
- [12] 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. 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.
- [13] 杨兴宽, 黄永巍, 潘碧琳, 等. 基于优化 VMD-SVD 的机车车轮超声检测信号降噪方法[J]. 铁道机车车辆, 2025, 45(3): 10-17.
- YANG X K, HUANG Y W, PAN B L, et al. A denoising method for ultrasonic detection signals of locomotive wheels based on optimized VMD-SVD [J]. Railway Locomotive & Car, 2025, 45(3): 10-17.
- [14] 豆龙江. 断路器弹簧操作机构故障机理分析及诊断方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.
- DOU L J. Research on fault mechanism and diagnosis method of circuit breaker spring operating mechanism[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019.
- [15] 白毅翔, 陈志英, 张修伦, 等. 基于改进 VMD-WT 的油浸式变压器局部放电超声信号去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(12): 237-249.
- BAI Y X, CHEN ZH Y, ZHANG X L, et al. Ultrasonic signal denoising method for partial discharge of oil-immersed transformer based on improved VMD-WT [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(12): 237-249.
- [16] 杨秋玉, 阮江军, 庄志坚, 等. 高压断路器机械振动信号的参数自适应降噪方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(12): 4274-4287.
- YANG Q Y, RUAN J J, ZHUANG ZH J, et al. Parameter adaptive noise reduction method for mechanical vibration signals of high-voltage circuit breakers [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(12): 4274-4287.
- [17] 胡一卓, 王昊, 常昊鑫, 等. 油纸绝缘匝间电弧产生和发展过程及其时频特性[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(9): 3346-3357.
- HU Y ZH, WANG H, CHANG H X, et al. Generation and development of interturn arc of oil-paper insulation and its time-frequency characteristics[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(9): 3346-3357.
- [18] MOORE P J. Radiometric measurement of circuit breaker interpole switching times [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(3): 987-992.
- [19] MEIER S D, MOORE P J, COVENTRY P F. Radiometric timing of high-voltage circuit-breaker opening operations[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(3): 1411-1417.
- [20] LOPEZ-ROLDAN J, BIRTWHISTLE D, BLUNDELL M, et al. A noninvasive method for detecting restriking: Application to the switching of HV shunt reactors [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(2): 541-547.
- [21] 孔旭, 李跃波, 刘黎, 等. MMC 与混合式直流断路器开关操作的瞬态电场实测及其在状态监测中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(23): 9010-9020.
- KONG X, LI Y B, LIU L, et al. Transient electric field caused by the operation of the MMC and HVDC CB and its application in the condition monitoring [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(23): 9010-9020.
- [22] KORZHOV A, OKRAINSKAVA I S, SIDOROV A I, et al. A study of electromagnetic radiation of corona discharge near 500 kV electric installations [J]. Power

- Technology and Engineering, 2004, 38(1): 57-60.
- [23] SUN SH H, WANG J Q, XIAO Y Q, et al. Few-shot RUL prediction for engines based on CNN-GRU model[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 16041.
- [24] 戴锦澄. 噪声背景下基于声纹的断路器故障诊断与鲁棒性提升研究[D]. 南京:东南大学, 2023.
DAI J CH. Research on voiceprint based circuit breaker fault diagnosis and robustness improvement in noise background[D]. Nanjing: Southeast University, 2023.
- [25] 许晴, 唐佳伟, 刘学猛, 等. 基于卷积神经网络与拉曼光谱的脑胶质瘤分级诊断方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2025, 45(8): 2247-2252.
XU Q, TANG J W, LIU X M, et al. Research on grading diagnosis method of glioma based on convolutional neural network and raman spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2025, 45(8): 2247-2252.
- [26] 周静雷, 贺家琛, 崔琳. CNN-GRU 和 SSA-VMD 在扬声器异常声分类中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 161-168.
ZHOU J L, HE J CH, CUI L. Application of CNN-GRU and SSA-VMD in loudspeaker abnormal sound classification[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 161-168.
- [27] 唐虎, 李霞, 王安阳, 等. 基于 WOA-VMD 算法的地铁钢轨波磨识别[J]. 噪声与振动控制, 2025, 45(3): 209-215.
TANG H, LI X, WANG AN Y, et al. Identification of metro rail corrugation based on WOA-VMD algorithm[J]. Noise and Vibration Control, 2025, 45(3): 209-215.
- [28] ZAREIAN L, RAHEBI J, SHAYEGAN M J, et al. Bitterling fish optimization (BFO) algorithm [J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83: 75893-75926.
- [29] 苏海, 王泓然, 董子祺, 等. 基于 CEEMDAN 与排列熵联合的地震资料去噪方法研究[J]. 地球物理学进展, 2025, 40(5): 1987-2000.
SU H, WANG H R, DONG Z Q, et al. Study on noise attenuation of seismic data based on CEEMDAN and permutation entropy[J]. Progress in Geophysics, 2025, 40(5): 1987-2000.
- [30] 董林鹭, 蒋若辰, 徐奴文, 等. 基于 LMD-SVD 的微震信号降噪方法研究[J]. 工程科学与技术, 2019, 51(5): 126-136.
DONG L L, JIANG R CH, XU N W, et al. Research on microseismic signal denoising method based on LMD-SVD[J]. Advanced Engineering Sciences, 2019, 51(5): 126-136.

- [31] LI CH H, TANG Y F, LEI N, et al. An intelligent fault diagnosis method based on optimized parallel convolutional neural network[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(4): 6160-6175.

作者简介



孙曙光, 分别在 2002 年、2005 年和 2009 年于河北工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为河北工业大学副教授, 主要研究方向为智能检测与故障诊断。
E-mail: sunshuguang_2000@163.com

Sun Shuguang received his B.Sc., M.Sc., and Ph.D. degrees all from Hebei University of Technology in 2002, 2005, and 2009, respectively. He is currently an associate professor at Hebei University of Technology. His main research interests include intelligent detection and fault diagnosis.



王景芹(通信作者), 分别在 1984 年、1986 年和 1997 年于河北工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为河北工业大学教授, 主要研究方向为电接触和可靠性。
E-mail: jqwang@hebut.edu.cn

Wang Jingqin (Corresponding author) received her B.Sc., M.Sc., and Ph.D. degrees all from Hebei University of Technology in 1984, 1986, and 1997, respectively. She is currently a professor at Hebei University of Technology. Her main research interests include electrical contact and reliability.



胡雨辰, 2018 年于河北工业大学获得学士学位, 2023 年于英国伯明翰大学获得硕士学位, 现为中国铁路设计集团助理工程师, 主要研究方向为轨道交通电力变配电所、光伏、电力系统方向等。
E-mail: tels7217@163.com

Hu Yuchen received her B.Sc. degree from Hebei University of Technology in 2018, and her M.Sc. degree from the University of Birmingham in the UK in 2023. She is currently an assistant engineer in China Railway Design Corporation. Her main research interests include rail transit power transformation and distribution substations, photovoltaic power generation, and power systems, etc.



崔玉龙, 分别在 1990 年、1993 年和 2003 年于河北工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为北京化工大学副教授, 主要研究方向为电力电子技术应用。
E-mail: 2003500070@buct.edu.cn

Cui Yulong received his B.Sc., M.Sc., and Ph.D. degrees all from Hebei University of Technology in 1990, 1993, and 2003, respectively. He is currently an associate professor at Beijing University of Chemical Technology. His main research interest includes applications of power electronics technology.