

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2614898

生弧支路和负载类型对多支路系统交流故障电弧特征的弱化机制与增强检测方法研究*

陈思磊¹, 崔鲁佳¹, 孟 羽², 陈佳宜¹, 胡晨业¹

(1. 西安理工大学电气工程学院 西安 710048; 2. 国网经济技术研究院有限公司直流技术咨询中心 北京 102209)

摘 要:目前交流故障电弧动作保护装置大多采用电弧频率特征作为故障指示,在多支路系统会产生检测失效的现象,为此,在分析系统负载类型和连接关系等因素屏蔽弱化电弧噪声特征的基础上,提出了基于局部特征尺度分解(LCD)的增强检测方法.首先,依据 GB/T 31143—2014 标准搭建了多支路系统交流电弧实验平台,采集不同生弧支路与负载类型组合下的总线电流数据进行小波包变换(WPT),发现存在特征弱化现象,且弱化程度表现出与负载特性和生弧配置的相关性;接着,通过仿真研究了多支路系统中电弧噪声特征的传播规律,揭示了不同生弧支路、负载性质和功率因数造成的滤波效应会屏蔽故障噪声,进而引发特征弱化的问题;然后,在此基础上设计了多维指标的电弧特征显著性评估策略,所提出的 LCD 方法能够依据电弧信号自身的时间尺度特征和局部尺度特性来构建分解基函数,其“细尺度先行”特性使得显著电弧特征均集中在同一内禀尺度分量(ISC)中,有效解决了传统时频特征受电弧滤波效应影响而动态变化的问题;最后,结合深度神经网络(DNN)构建多支路系统交流故障电弧检测算法.结果表明,所提出的动态优选特征多维评价指标能够全面衡量故障特征的有效性,所提出 LCD 方法的特征提取能力较现有方法更强,能够将检测准确率有效提升 17.75%.

关键词: 电弧故障检测;多支路;特征弱化机理;局部特征尺度分解;增强检测

中图分类号: TM501.2 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Study on the weakening mechanism of arc branches and load types for AC arc fault features in multi-branch systems and enhanced detection methods

Chen Silei¹, Cui Lujia¹, Meng Yu², Chen Jiayi¹, Hu Chenye¹

(1. School of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. DC Technology Consulting Center, State Grid Economic and Technological Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China)

Abstract: At present, most AC arc fault protective devices adopt arc frequency characteristics as fault indicators, which tend to cause failure detection in multi-branch systems. To address this issue, based on analyzing the load and connection factors that mask and weaken arc noise features, this paper proposes an enhanced arc detection method based on local characteristic-scale decomposition (LCD). Firstly, in accordance with the GB/T 31143—2014 standard, an experimental platform of AC arc faults in multi-branch systems was established. The bus-level current data were collected under conditions of different arc-generating branches and load types. After processing via wavelet packet transform (WPT), the existence of arc fault feature attenuation was found. The attenuation degree is closely related to the specific load characteristics and arc-generation configuration. Then, the propagation law of arc noise features in multi-branch systems was investigated through an arc simulation model, revealing that the produced filtering effects of different arc-generating branches and load types are the core reason for fault feature weakening. Subsequently, a multi-dimensional index-based evaluation strategy for arc feature saliency was designed. The proposed LCD method could construct decomposition basis functions based on the temporal scale characteristics and local scale properties of arc signals themselves. Its fine-scale priority ensures that significant arc features are all concentrated in the same intrinsic scale component (ISC), which effectively solves the issue of dynamic changes in

收稿日期: 2026-01-26 Received Date: 2026-01-26

* 基金项目: 国家自然科学基金(52107168)、陕西高校青年创新团队(119-431925007)、西安市科协青年人才托举计划(959202413006)、西安市重点实验室(24ZDSY0015)项目资助

traditional time-frequency features due to arc filtering effects. Finally, an arc fault detection algorithm was constructed for AC multi-branch systems by combining with a deep neural network (DNN). The experimental results confirm that the dynamically selected multi-dimensional evaluation metrics could evaluate the effectiveness of arc fault features comprehensively. The proposed method is also proved to have stronger feature extraction capability than existing methods, which would improve the detection accuracy by 17.75%.

Keywords: arc fault detection; multi-branch systems; feature weakening mechanism; LCD; enhanced detection

0 引言

在当前社会用电需求持续攀升、分布式能源接入容量增加、用电设备日益繁多的背景下,现代低压配电系统正朝着多负载并联、高功率密度设备应用以及复杂电力电子变换的方向迅速发展,对社会经济运行与人民生活发挥着至关重要的基础性作用。文献[1]提出我国持续推进配电网的智能化改造与安全可靠性提升,《配电网高质量发展行动实施方案》等政策的出台,进一步推动了用户侧电路结构与负载组成的复杂化和多元化。在此背景下,低压配电系统中多支路、多负载并联运行模式逐渐成为常态,系统复杂度不断提高,负载间的交互影响也日益凸显。在多回路、多负载的系统中,当某一支路发生电弧故障时,电弧特征会受到其它关联支路设备的改变而影响其检测性能。

当前,国内外学者对电弧故障检测的研究方法可分为基于电弧的物理特征和电气特征两大类。基于物理特征的电弧检测方法通过直接监测光、热、电磁辐射等特征实现精准识别。文献[2]基于故障电弧声信号检测技术可获取电弧的声信号特征以进行故障识别。但是依赖物理特征的检测需要将传感器部署在邻近故障点,在实际配电网故障位置未知时存在一定的应用局限性。电弧故障的电气特征检测主要通过分析线路电压或电流的特征实现故障辨识,其中,串联电弧的电流特征因受电弧故障发生位置影响较小而成为主流的研究方向,大多通过提取电流的时域、频域及统计特征,结合人工智能模型构建故障判据,实现精准辨识。文献[3]提出了一种基于自归一化卷积神经网络的电弧故障检测方法,所提方法对电弧故障的识别率达到99.67%。文献[4]提出了一种基于改进自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)与时空特征的串联故障电弧检测方法,实际试验证明,所提算法的平均故障电弧检测准确率达88.33%。文献[5]提出了一种基于电弧随机性的卷积网络识别方法,实际证明,算法故障检测准确率达98.5%。

以上研究都基于单一回路,实际低压配电系统中用户末端多为多负载并联的复杂拓扑结构,其中串联电弧故障信号微弱、特征易受负载组合干扰,导致传统检测方法泛化性不足、故障选择性保护困难。为此,文献[6]提

出了一种基于卷积神经网络和长短期记忆网络(convolutional neural network long short-term memory, CNN_LSTM)混合模型的故障检测方法,实现了99.04%的故障检测精度,为复杂拓扑下的电弧识别提供了新思路。文献[7]提出了一种基于信号规律性与时域重构的耦合检测方法,多支路电弧故障检测准确率达99.2%。文献[1]提出了一种对干路电流时间序列用双向门控循环单元神经网络(bidirectional gated recurrent unit, BGRU)识别训练的数据驱动方法,选线准确率达97%。文献[8]提出了一种基于小波包分解提取高频故障信号并叠加重构为故障有效信号,提取多维特征输入极致梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)分类器训练并经过贝叶斯优化调参的方法,在六负载小功率支路故障辨识率达99.92%~99.94%,同时抗干扰性与判别效率显著高于其他模型。文献[9]提出了一种基于改进LSTM对72 000组干路电流数据识别训练的数据驱动方法,多负载混合检测准确率达94.88%,故障识别率达到97.08%。文献[10]提出了一种基于时频色谱图和优化CNN方法,平均识别准确率达到99.2%。文献[11]提出了一种基于马尔可夫转移场(Markov transition field, MTF)与改进梦境优化算法(improved dream optimization algorithm, IDOA)的弓网电弧故障检测方法,在4种不同工况下的故障检测准确率达到99.58%。文献[12]提出了一种融合可见光、红外与声学成像的多模态弓网电弧检测与定位方法,可有效提升单一、双模态方法的检测精度。文献[13]提出了一种融合迁移学习的改进双通道卷积神经网络(improved parallel convolutional neural network, IPCNN)检测方法,对家用阻感性负载条件下的串联电弧故障能有效识别。此外,面向不同电弧特征弱化因素的增强方法近年来也受到关注,文献[14-15]采用Chirplet稀疏表示字典和改进型完备集合经验模态分解(improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, ICEEMDAN)算法分别增强了直流电弧和交流电弧特征。文献[16]通过将准确率、可解释指标和浮点运算量融入到网络结构搜索策略中,提升了电动汽车内微弱电弧识别精度。文献[17]提出了一种基于电流小波能量熵特征的检测直流串联微弱故障电弧的方法,解决了光伏发电系统直流故障电弧因随机性强、信号微弱、容易受负载突变影响而难以准确检测的问题。

综上所述,现有研究在交流故障电弧检测方面已取得显著进展,但针对多支路系统结构下交流故障电弧呈现的独有特性及其精准检测问题尚未涉及。此外,现有电弧检测研究和保护装置多使用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)和小波变换(wavelet transform, WT)对电弧噪声进行频域分解后筛选最佳频段进行故障指示,而多支路系统电弧特性易受影响而产生失效风险。因此,亟需开展多支路系统结构下交流故障电弧特性弱化机制及其增强检测方法的研究。

本文首先对多支路系统故障电弧特征进行规律分析,然后构建仿真模型研究负载特性与生弧支路对电弧特征衰减的作用机理,其次,提出基于局部特征尺度分解(local characteristic-scale decomposition, LCD)的多支路系统故障电弧动态特征优选策略,获得增强型检测特征,最后,采用深度神经网络(deep neural network, DNN)进行交流多支路系统电弧实时检测。

1 多支路系统交流故障电弧研究实验平台与结果分析

本章搭建了电弧实验平台,对采集的电流进行电弧噪声分布分析,发现非故障支路的负载对故障电弧特征均产生屏蔽弱化效应,且容性负载引发的特征弱化更为显著。

1.1 实验平台介绍

在实际低压配电多支路系统中,用户末端负载多为抑制性负载(如真空吸尘器、白炽灯等),其正常运行时的电流波形往往与故障电弧特征高度相似,可能导致保护装置误判。

本文基于国家标准 GB/T 31143—2014^[18]中提出的抑制性负载屏蔽试验,搭建了一套多支路的串联故障电弧实验平台,如图 1 所示,该平台核心设计思路是通过模拟实际用电环境中抑制性负载的干扰,通过采集的总线电流来系统研究其对故障电弧特性的影响。如图 1 所示,在交流系统中通过控制各开关的通断配合,以及改变支路 1 的运行负载,进行不同生弧支路和负载类型的故障电弧模拟实验。

如表 1 所示,3 种配置通过并联 3 A 电阻性负载与各类屏蔽负载,构建不同生弧点下的多支路干扰环境。本文选取的屏蔽负载为 GB/T 31143—2014 规定的吸尘器、开关电源、空压机、白炽灯(不同导通角)、荧光灯、卤素灯、外接电钻 7 种负载。其中白炽灯和电钻 B 配置实验由于难以生弧导致电流不稳定故不对其进行研究,其余负载均进行 3 次生弧实验。各负载功率参数如表 2 所示。平台使用电流互感器采集电流数据,采样频率设置为 24.3 kHz。

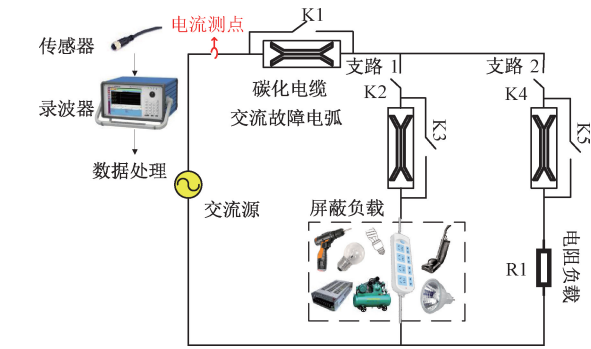


图 1 多支路系统交流电弧实验平台
Fig. 1 Experimental platform of AC arc in multi-branch systems

表 1 不同生弧支路设定操作方式
Table 1 Experimental operations of different arc generation branches

生弧位置	操作方式		支路编号
	闭合	断开	
支路 2	K1、K2、K3、K4	K5	A 配置
支路 1	K1、K2、K4、K5	K3	B 配置
总线	K2、K3、K4、K5	K1	C 配置

表 2 不同负载类型及参数
Table 2 Different types of shielding loads and their parameters

负载类型	负载名称	负载功率/W
感性	吸尘器	1 150~1 610
	空压机	2 200
	电钻	750
	开关电源	≥690
容性	荧光灯	80
	卤素灯	300
	白炽灯	600

1.2 多支路系统故障电弧噪声特征的弱化现象分析

针对一维信号进行分析的常见方法有 FFT、小波包变换(wavelet packet transform, WPT)等。对具有非平稳特性的交流串联电弧故障电流,WPT 的完全二叉树结构可同时细化高低频带,适用于多负载耦合下的微弱电弧特征提取。

基于前述实验平台采集的多支路数据,本文进一步构建了电弧故障诊断体系。针对所采集的不同配置及负载组合下的总线电流信号,采用 WPT 方法,以 Haar 小波对故障电流进行 3 层分解,得到 8 个子带频段,并采用滑动窗口形式计算每个窗口的能量,得到小波能量特征。

其中窗长设置为 244 点,约为 0.01 s。为了在时序分析中兼顾时间连续性与频率分辨率,相邻窗口采用 50% 重叠,因此步长取时间窗长度的一半。将电流作为第 0 层的节点系数再分解计算:

$$\begin{cases} d_l^0 = I(t) \\ d_l^{j-1,2n} = \sum_{k \in Z} h_{k-2l} d_k^{j,n} \\ d_l^{j-1,2n+1} = \sum_{k \in Z} g_{k-2l} d_k^{j,n} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $d_l^{j-1,2n}$ 和 $d_l^{j-1,2n+1}$ 为小波包系数; j 为尺度参数, $j \in (i, i-1, \dots, 1)$; l, k 为平移参数; n 为频率参数, $n \in (2^j - 1, 2^j - 2, \dots, 0)$; h_{k-2l}, g_{k-2l} 分别为小波包变换中的低通、高通滤波器组。

$$d_l^{j,n} = \sum_{k \in Z} [h_{l-2k} d_k^{j-1,2n} + g_{l-2k} d_k^{j-1,2n+1}] \quad (2)$$

式中: $d_l^{j,n}$ 为小波包重构后小波包系数。

$$E(t_n) = \sum_{t=t_0}^m [d_l^{j,n}(t)]^2 \quad (3)$$

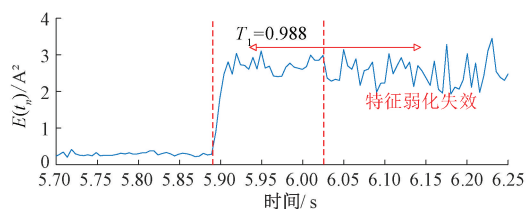
式中: $E(t_n)$ 为可用于检测的能量特征; t 为时间变量; m 为时间终点。

为了确定故障特征最为明显的小波频段。本文定义了评估指标提升比 T_1 为故障发生前后特征的平均值之比, T_1 可从整体上反映故障特征是否明显。

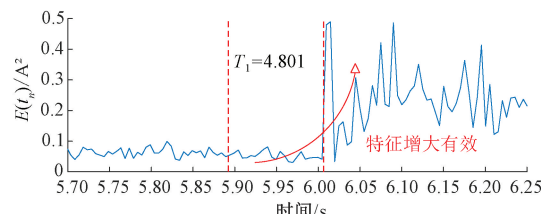
$$T_1 = \frac{\text{Mean}(E_F)}{\text{Mean}(E_N)} \quad (4)$$

式中: E 为能量特征; E_F 为以能量为特征重构后的故障态信号; E_N 为正常态信号。由此可见,提升比 T_1 越大则故障特征越明显。

以电钻负载的 A 配置为例,其原始故障电流信号与按式(1)~(3)获得的能量特征重构信号对比如图 2 所示。如图 2(a)所示,先使电钻运行达到稳定,再接入 3 A 电阻负载,随后生弧。由图 2(b)可知,低频下接入 3 A 电阻负载后波形出现明显上升并和后续故障态极为相似,此时的小波特征产生弱化难以实现有效的电弧检测。由图 2(c)可知,高频下接入 3 A 电阻负载后波形无变化,生弧后波形明显上升。注意到在接入 3 A 电阻前与生弧后高低频特征波形相似,仅在接入 3 A 电阻后与生弧前这一段信号有差异,故推断该现象是低频电阻噪声引起。



(b) 基于小波包变换的低频能量特征 (1.519~3.038 kHz)
(b) Low-frequency energy features based on WPT (1.519~3.038 kHz)



(c) 基于小波包变换的高频能量特征 (10.631~12.15 kHz)
(c) High-frequency energy features based on WPT (10.631~12.15 kHz)

图 2 A 配置电钻负载条件下故障电弧电流信号及小波特征

Fig. 2 Arc fault current signal and wavelet features under the condition of electric drill and configuration A

对表 2 内的 7 种负载运行条件下的故障电弧电流信号计算高低频段不同配置下的能量特征,按式(4)分析其故障态与正常态能量比如图 3 所示,发现折线所示的高频能量电弧特征均较为显著,而圆柱所示的低频能量电弧特征均产生弱化现象而难以检测。从负载类型来看,卤素灯、开关电源、荧光灯、调光器控制的白炽灯这 4 个容性负载在 A、B、C 配置下提升比相差较大,而吸尘器、空压机、电钻这 3 个感性负载 A、B、C 配置下提升比很相近。此外,所有负载的 A 配置在不同电弧频段上的提升比均较低,表明多支路系统内 A 配置生弧条件下的电弧特征弱化更为严重,且容性负载造成的特征衰减程度更大。

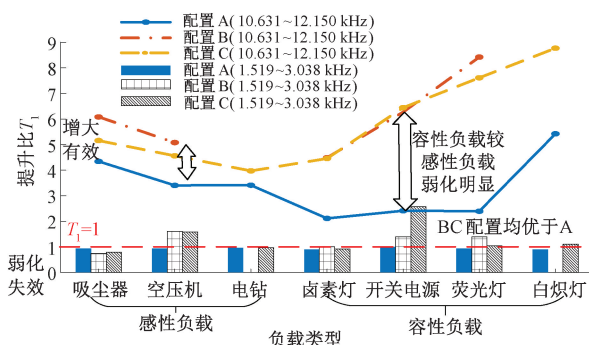
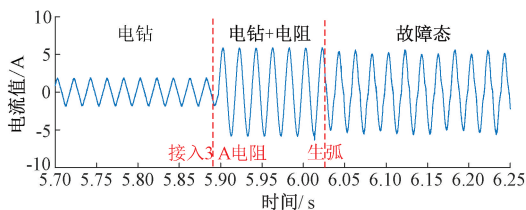


图 3 不同生弧支路和负载类型条件下电弧小波低频与高频能量特征的显著性评估结果

Fig. 3 Evaluation results of the lift ratio of arc wavelet features under different load types and arc generation branch conditions



(a) 总线电流信号
(a) Bus level current signal

2 多支路系统对交流故障电弧特征的屏蔽效应和弱化机制分析

本章构建了多支路系统故障电弧仿真模型,并对不同生弧支路和负载类型构建了相应传递函数表达,通过分析生弧支路和负载类型对传递函数极点和零点的影响来揭示故障信号传播的滤波效应,解释了电弧小波特征出现弱化现象的原因。

2.1 仿真平台及传递函数构建

通过实验初步证明了 A 配置和感性负载会导致故障电弧特征弱化,为进一步研究故障电弧特征弱化机理,建立了仿真建模模型如图 4 所示,其中电弧模型采用 Cassie 电弧模型,通过 S1~S5 的开关状态控制生弧支路。在负载侧,采用理想电容、电感和非线性元件模拟图 3 所示的负载类型,由此模拟非线性容感性负载引起的电信号非线性畸变现象,通过开关 K2~K5 控制接入的负载类型,并通过改变负载参数值考虑功率因素的影响。

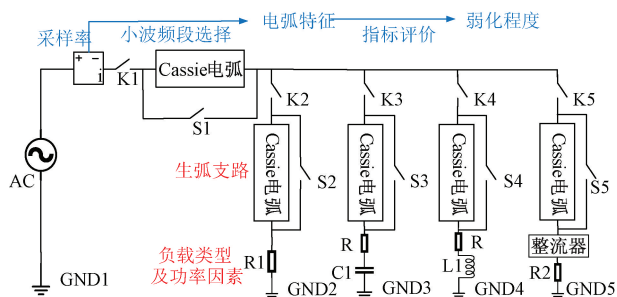


图 4 多支路系统交流电弧仿真模型

Fig. 4 Simulation model of AC arc for a multi-branch system

由于 Cassie 电弧模型直接与电感并联会形成代数环而导致仿真失败,故采取电感与一极小电容并联的方式进行感性负载仿真。当电感与电容并联时,其阻抗值为:

$$Z = \frac{j\omega L}{1 - \omega^2 LC} \quad (5)$$

由式(5)可知当电容值极小时,分母趋近于 1,对外显感性。将生弧支路电流作为输入,总线电流作为输出来计算传递函数则 A、B、C 配置应具有完全不同的传递函数。由于 C 配置为总线生弧且测点在总线,因此将其认定一个传递函数值为 1 的全通系统。下面着重对另外两种生弧支路配置进行分析, A、B 配置和容性负载运行时的传递函数如式(6)所示。

$$\begin{cases} H_{A,C}(j\omega) = \frac{1 + j\omega(R_1 + R)C}{1 + j\omega RC} \\ H_{B,C}(j\omega) = \frac{1 + j\omega(R_1 + R)C}{j\omega R_1 C} \end{cases} \quad (6)$$

A、B 配置和感性负载运行时的传递函数如式(7)所示。

$$\begin{cases} H_{A,L}(j\omega) = \frac{(R + R_1) + j\omega L}{R + j\omega L} \\ H_{B,L}(j\omega) = \frac{(R + R_1) + j\omega L}{R_1} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $H_{A,C}$ 、 $H_{A,L}$ 分别为 A 配置和容性、感性负载运行; R 为容性/感性负载支路电阻; R_1 为电阻支路电阻; C 为电容值; L 为电感值。

2.2 多支路系统生弧支路和负载类型对交流电弧特征的屏蔽效应分析

交流故障电弧噪声随频率增大而呈现下降的趋势,高频电弧噪声受传感、系统和环境干扰的影响难以精准采集,故而现有文献关注的电弧特征集中于 0~100 kHz。设置仿真关注的频率上限为 1×10^5 Hz、负载功率因数为 0.4 对应的电路参数,对上述传递函数分析对应的幅频响应如图 5 所示。结合传递函数及幅频响应图 5(a)~(d)可得, $H_{A,L}$ 的幅频响应曲线在经过极点后其增益以 -20 dB/dec 下降,对低频信号起增强作用;根据 $H_{B,L}$ 的传递函数可知其极点不存在,故其幅频响应曲线过零点后增益以 +20 dB/dec 上升,对高频信号起放大作用; $H_{A,C}$ 的零点值大于极点值,故幅频响应曲线受零点影响,其增益以 +20 dB/dec 上升,对高频信号起放大作用; $H_{B,C}$ 的

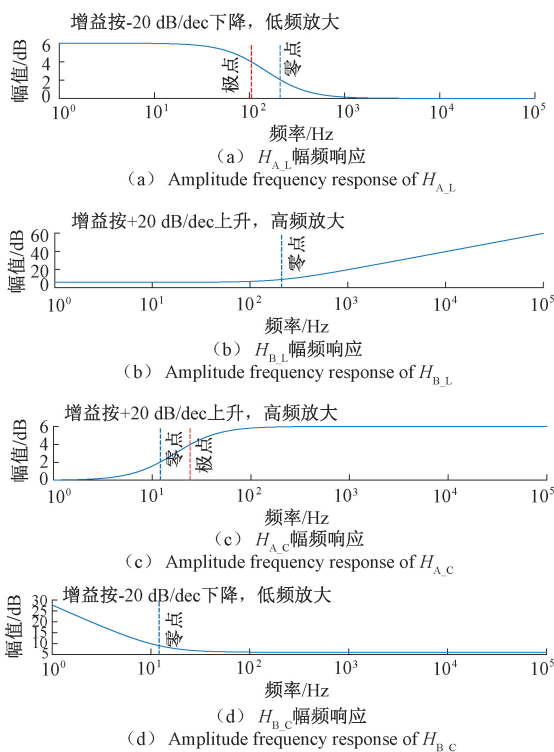


图 5 负载功率因数设置为 0.4 时的幅频响应图

Fig. 5 Amplitude-frequency response when the load power factor is 0.4

传递函数也不存在极点,其幅频响应曲线过零点后增益以-20 dB/dec 下降,对低频信号起增强作用。

分析各传递函数对于不同频率成分的增益或抑制作用如表 3 所示。由表可得,在功率因数为 0.4 时,容性 A 配置由于极点大于零点导致其在过渡带出现增益上升现象,因此其更接近于高通。而容性 B 配置由于极点位于

原点,引入积分效应,对低频信号变化更敏感。在感性负载下,A、B 配置的滤波情况和容性情况各自相反。这表明在功率因数同为 0.4,同为感性或容性负载的情况下,改变实验配置即改变了传递函数后,电路呈现的滤波特性是完全不同的。而配置相同时改变负载容感性质也会相应改变滤波特性。

表 3 功率因数为 0.4 时传递函数的极零点与滤波特性分析

传递函数	极点的频率 f_1 /Hz	零点的频率 f_2 /Hz	结论
H_{A_L}	147.06	294.12	$f < f_1$, 极点和零点均未起作用,传递函数近似为静态增益; $f_1 < f < f_2$, 极点起作用,增益以-20 dB/dec 下降; $f > f_2$, 零点发挥作用,传递函数趋近于 1
H_{B_L}	无	294.12	$f < f_2$, 零点未起作用,传递函数近似为静态增益; $f > f_2$, 零点发挥作用,增益以+20 dB/dec 上升。
H_{A_C}	719.84	359.92	$f < f_2$, 极点和零点未起作用,传递函数近似为 1; $f_2 < f < f_1$, 零点起作用,增益以+20 dB/dec 上升; $f > f_1$, 极点发挥作用,传递函数近似为静态增益。
H_{B_C}	0	359.92	$f < f_2$, 极点发挥作用,增益以-20 dB/dec 下降; $f > f_2$, 零点发挥作用,传递函数近似为静态增益。

负载功率因数变化条件下不同生弧支路和负载类型引发的传递函数零极点变化情况如图 6 所示。

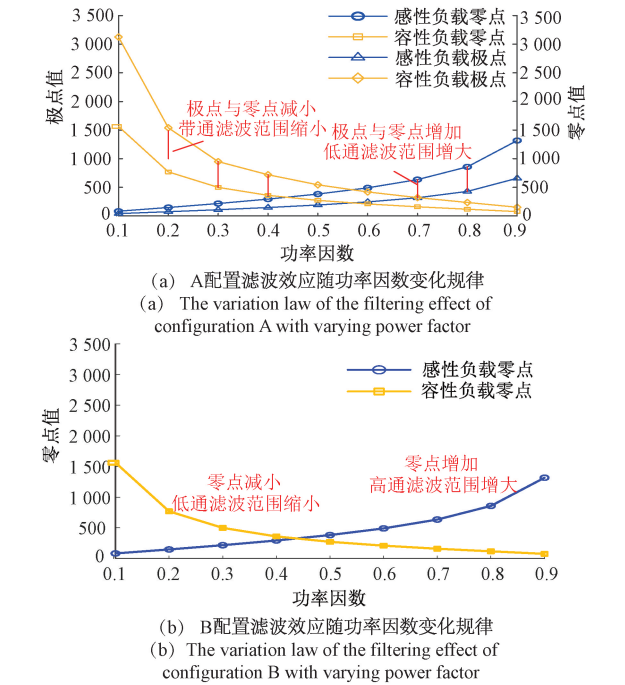


图 6 A、B 配置的电弧滤波效应随负载功率因数的变化规律
Fig. 6 The variation law of filtering effect of configuration A and B with varying power factor

如图 6 (a) 所示,容性负载的极点值与零点值随着功率因数增加呈递减,而感性负载呈递增。这表明即使在相同配置,感性或容性负载使得滤波效应呈现相反变化,且仅改变功率因数时也会造成滤波范围的变化,这种变化规律因负载性质的不同而相反。而 B 配置的滤波范围均由零点决定,由图 6 (b) 可以看出,对于感性负载,零点呈递增,滤波范围增大;对于容性负载,零点呈递减,滤波范围同样减小。这表明不同配置情况随着功率因数的变化造成的滤波范围的变化是完全不同的。

通过以上分析表明,生弧位置、负载容感性质及功率因数均会造成多支路系统交流故障电弧特征弱化问题。因此,现有检测电弧的固定频段很可能因多支路系统内多因素造成的滤波效应而引发弱化失效风险。从图 5 和 6 可以看出,A 配置幅频响应增益值较 B 配置小,且在低频段电容负载呈现出了较为显著的滤波效应,因而造成图 3 所示的电弧特征弱化结果。

非线性元件的滤波特性和幅频响应与线性系统存在本质区别,前述的传递函数分析方法适用于线性定常系统,非线性元件的输出包含输入频率以外的新频率成分,因而不存在一个与输入幅值无关的、唯一的幅频响应曲线。对此,考虑采用描述函数方法进行非线性负载干扰条件下的电弧信号分析。将图 4 中的 R1 线性电阻支路切换为非线性整流器和 R2 电阻供电支路,在相同生弧支

路和负载类型条件下,采集得到的电弧仿真信号进行频谱含量的归一化分析,谐波含量的均值和方差分别为0.150%、0.087%。对比与线性负载的频谱分析谐波含量均值0.872%和方差2.606%,表明非线性负载干扰造成电弧频谱分布的频段更宽,相应的频谱能量分布更为均匀,因而全部谐波幅值分布幅值的均值和方差更小,这也一定程度证实非线性负载干扰条件电弧引发的特征变化较小而更难辨识。

3 多支路系统交流故障电弧特征增强方法及提升准确率分析

本章提出 LCD 对不同生弧支路、负载类型条件下的故障电弧电流进行分析,并构建多维评价体系动态优选最优内禀尺度分量 (intrinsic scale component, ISC),最后利用 DNN 实现故障检测,通过对比动态优选小波特征和现有小波特征分析了 LCD 特征效果和检测结果方面的优势。

3.1 LCD 自适应特征分解方法

LCD 是一种自适应动态信号分解方法,能将复杂信号分解为几个 ISC 之和,得到原始信号完整的时频分布。LCD 假设任何复杂信号由不同的 ISC 组成,任何两个 ISC 之间相互独立,这样任何一个信号就可以被分解为有限个 ISC 之和。小波分解依赖预定义母小波,频带划分固定,分辨率由小波函数决定,LCD 具有自适应的特性。文献[19]提出基于信号局部极值点构造 ISC,无需预设基函数,并且分解过程用输入信号自身的局部结构来生成分解基和决定分解过程,自适应性强,能准确贴合信号特征。LCD 分解步骤为:

1) 确定信号 $I(t)$ 的极值点 X_k 及对应的时刻为 τ_k , $k=1,2,\dots,M$,其中 M 为极值点个数,设置式(8)中参数 a 的值,一般取 0.5。

2) 采用步骤 1) 所获得的参数依据式(8)计算 A_k ,而后计算 L_k 的值,其中:

$$\begin{cases} A_k = X_{k-1} + \frac{\tau_k - \tau_{k-1}}{\tau_{k+1} - \tau_{k-1}}(X_{k+1} - X_{k-1}) \\ L_k = aA_k + (1-a)X_k \\ k = 2, 3, \dots, M-1 \end{cases} \quad (8)$$

3) 三次样条拟合所有的 $L_1, L_2, \dots, L_M$, 得到曲线 $BL_1(t)$,称之为基线或均值曲线。

4) 将基线从原始信号中分离出来,即:

$$h_1(t) = I(t) - BL_1(t) \quad (9)$$

如果 $h_1(t)$ 满足步骤 1) 和 2), 即是一个 ISC, 输出 $h_1(t)$ 并令 $ISC_1 = h_1(t)$, 否则重复上述步骤直到满足 ISC 条件。

5) 将 ISC_1 从原始数据中分离出来,得到一个新信号 $u_1(t)$, 即:

$$u_1(t) = I(t) - ISC_1 \quad (10)$$

再将 $u_1(t)$ 视为原始数据重复以上步骤直到得到 10 个 ISC 分量。

3.2 多维评价体系动态优选电弧特征

前文提到的总体指标 T_1 将电弧信号分为正常态和故障态,并计算二者的均值比。但信号中的局部大脉冲会导致 T_1 数值较大,而由于其余故障值与正常值类似,所以会出现如图 7 所示的指标值大但是电弧特征并不显著的问题。

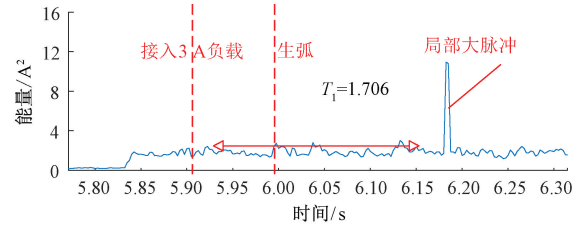


图7 故障电弧小波能量特征提升比指标评价局限性

Fig. 7 The limitations of the lift ratio for the wavelet energy features of arc faults

因此为了更准确反映检测准确性和快速性,提出多维特征动态优选评价体系。如式(11)构建局部指标 T_2 , 如图 8(a) 所示首先获取正常特征信号的最大值作为基准,而后使用积分来度量如图 8(b) 阈值线以下的故障特征,最终通过全部故障特征进行指标的归一化处理。 T_2 值越大说明正常与故障特征幅值重叠越小,检测时出现误判的概率就越低。

$$\begin{cases} A_{\text{below}} = \left| \int_{t_1}^{t_2} E_{\text{max}}(\text{normal}) - f(x_1) dt \right| + \dots + \left| \int_{t_{n-1}}^{t_n} E_{\text{max}}(\text{normal}) - f(x_1) dt \right| \\ A = A_{\text{below}} + \left| \int_{T_1}^{T_2} E_{\text{max}}(\text{normal}) - f(x_2) dt \right| + \dots + \left| \int_{T_{n-1}}^{T_n} E_{\text{max}}(\text{normal}) - f(x_2) dt \right| \\ T_2 = 1 - \frac{A_{\text{below}}}{A} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $E_{\text{max}}(\text{normal})$ 为正常态特征的最大值,即阈值; A_{below} 为故障态低于阈值部分的面积; $f(x_1)$ 为低于阈值部分的函数; A 为故障态高于阈值部分和低于阈值部分的面积之和,即故障态总面积; $f(x_2)$ 为高于阈值部分的函数; t_{n-1} 、 T_{n-1} 和 t_n 、 T_n 分别为时间间隔起、终点。

指标 T_1 和 T_2 衡量的特征显著性决定了故障检测准

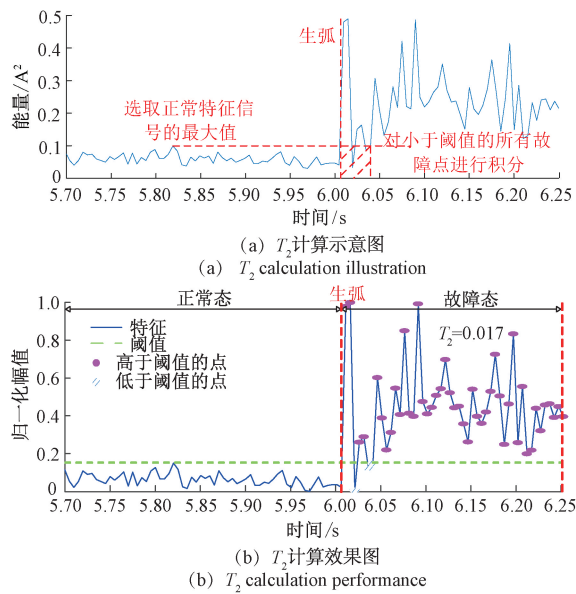


图8 故障电弧小波能量特征多维评价效果
Fig. 8 Multi-dimensional evaluation performance of arc fault wavelet energy features

确率,而标准 GB/T 31143—2014 也明确求了电弧检测的快速性。根据采样时间、采样点数与频率之间的数学关系,计算出规定时间内的故障点数并将这些故障点的均值与所有正常点的均值比作为评估指标 T_3 ,如式(12)所示。

$$\begin{cases} Early_Fault = f_s \times t \\ T_3 = \frac{Mean(E_{F1})}{Mean(E_N)} \end{cases} \quad (12)$$

式中: f_s 为信号的采样频率; t 为故障检测时间; $Early_Fault$ 为早期故障点数; E_{F1} 为以能量为特征的早期故障态信号。 T_3 可以反映出在规定检测特征信号早期的故障信号是否显著,可以判断所选特征在检测时的快速性。

如图9所示,对分解出的ISC利用3点对称差分能量算子进行进一步处理,最后使用有效值对信号进行平滑处理,对处理过后的信号按式(4)、(11)和(12)来计算多维特征评价指标 $T_1 \sim T_3$ 。构建一个半径为1的圆,3条等分线分别对应归一化至0~1范围的指标值,为了避免出现某一分量单一指标值过大造成的虚假最优现象,以连接构成的三角形面积最大且多维指标大于0.99共同寻找最优特征分量,以同时满足检测准确性和快速性。最终,选择的最优特征结果为图9所示的ISC1分量。

对不同生弧支路和负载生弧的电流信号按时间窗进行多维特征指标分析,筛选统计最优ISC及小波最优频段分布情况,各时间窗样本的最优特征动态优选结果如图10所示。文献[20-21]表明不同于现有需预先设定基函数的小波时频分析方法,LCD依据电弧信号自身的时间尺度特征和局部尺度特性来分解构建基函数,因而

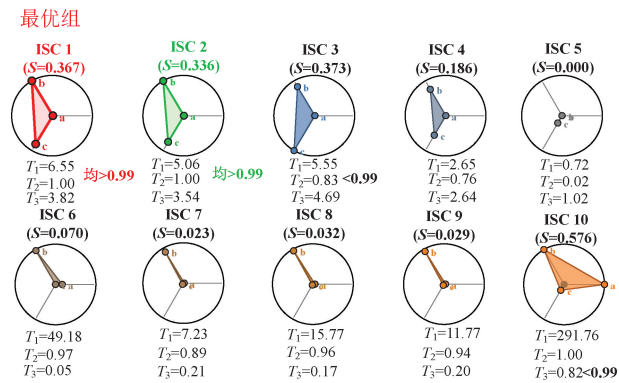


图9 多维评价体系动态优选LCD特征
Fig. 9 Dynamical LCD feature optimization with the multi-dimensional evaluation system

LCD方法分解信号的时频分辨率能够随信号物理特性呈现变化,其能够自适应地精确提取电弧瞬时特征。

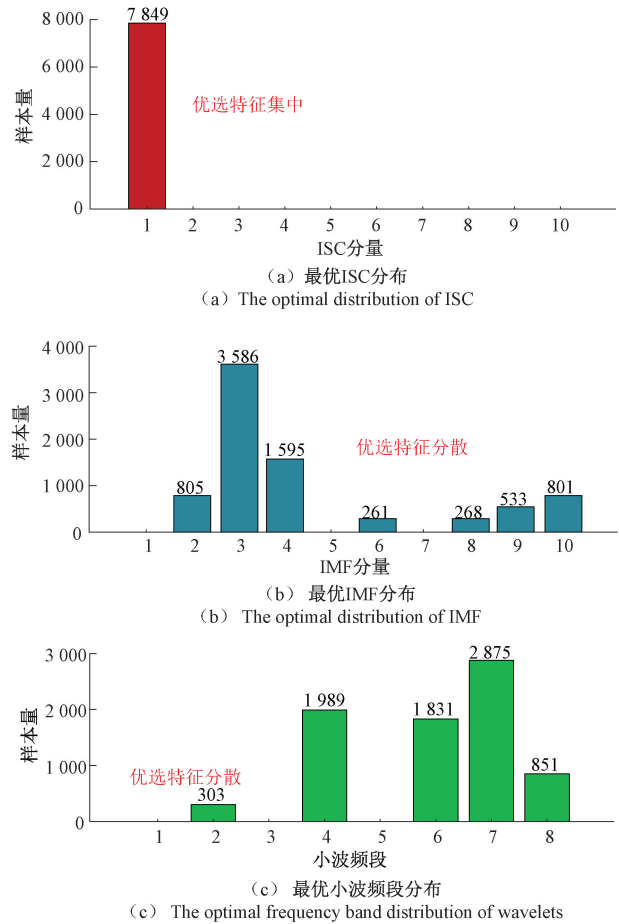


图10 不同分解方法的特征动态优选结果
Fig. 10 Comparison of optimal feature distributions through applying different decomposition methods

不同于前述线性时频变换,文献[22]提出的模态分解方法也是一种自适应非平稳信号处理方法,按预设模

态数 K 迭代分解成明确中心频率和有限带宽的本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 之和。变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 极为依赖于初值设定, 设置不当可能造成信号分解失败的问题。因此, LCD 方法相较于 VMD 避免了参数设定问题而直接依据信号特征灵活分解。

LCD 方法通过采用局部信号匹配和分段线性变换的内在物理驱动机制能减轻模态分解中的端点效应和模态混叠。端点效应是由于信号端点的不确定性而引发的拟合曲线发散问题。文献[23]指出 VMD 通过三次样条插值获得信号上下极值点包络线均值来计算基线信号, LCD 通过分段线性变换来得到基线信号, 该方法分析信号局部极值点的尺度参数能降低数据边界不完整性的敏感度进而抑制端点效应。LCD 的局部波形匹配特性也能有效抑制端点误差向内传播, 避免了 VMD 全局包络拟合误差在筛选过程被逐级放大的问题。模态混叠是不同时间尺度的信号成分被错误地分到相同分量中的问题。LCD 的分段线性变换拟合方式依据信号的极值点分布进行局部自适应分段分割, 能够更充分利用信号的局部固有形态, 避免了模态分解全局极值包络形成的不同频率信号成分合并混叠问题。

通过更好地抑制端点效应与模式混叠更有效地获得原始信号的内在本质特征, “细尺度先行”的特点也使得 LCD 方法能够在分解电弧信号时较为快速地捕获强瞬态、宽带电弧信号。因此, 经过多维评价指标筛选, 最明显的 LCD 故障特征均为如图 10(a) 所示的 ISC1 分量。由于负载性质和生弧支路等因素会对多支路系统交流电弧噪声产生不同的滤波效应影响, 小波分解及模态分解方法都是多频率集中混叠效应, 各类故障工况下的动态优选 IMF 和小波特征频段分布受滤波效应影响较大, 因而呈现出如图 10(b) 和 (c) 所示的优选特征分散无规律现象。

LCD 的计算复杂度主要与窗长 n 、迭代次数有关, 所提出的优选方法使得电弧特征集中分布于 ISC1 分量, 相应迭代次数的递归筛选更为高效; 而 VMD 的复杂度为 $O(Kn^2)$, 因需要将所有数据按预设模态进行反复迭代求解, 虽然 n 固定时单次迭代快, 但总计算量随 K 增加而线性增长。同等故障工况 3 种方法的计算时长分别为 0.072、0.165、0.029 s, 这表明使用 LCD 进行故障检测不仅方法自身复杂度较低, 而且可以避免其它方法需要针对每个电弧信号进行特异性的动态特征优选, 由此节省内存占用量并加快检测时间。

将图 10 中全部工况计算所得优选特征分别呈现出集中和分散分布的 LCD 和小波方法对应指标 $T_1 \sim T_3$ 的均值计算如图 11 所示, 并与现有图 3 所示 10.631~12.15 kHz 固定小波频段特征在全部工况下的特征指标评估值进行对比。由图可得, 优选后的 ISC1 分量具有自适应性, 各项

指标均表现最好。同时, 经过多维评价体系动态优选的小波频段也较现有固定小波频段的指标值高。这表明所提出的图 9 所示多维评价体系所得电弧动态优选特征在快速性及准确性方面均有更好的检测性能。未优选小波特征较低的指标结果也证实了固定频段小波将会受到多支路系统形成的特征滤波效应影响而产生特征弱化失效风险, 无法在全部故障电弧工况下持续保持检测有效性。

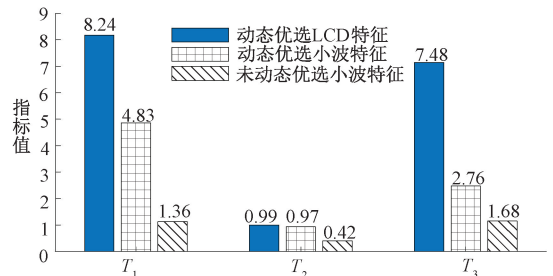


图 11 最优电弧特征的多维指标评价结果与现有特征对比

Fig. 11 Comparison of optimal and existing feature distributions through applying the multi-dimensional evaluation system

3.3 故障电弧增强检测方法的对比分析

检测流程图如图 12 所示, 首先采集母线电流进行 LCD 分解, 之后对优选获得的 ISC1 固定分量计算其能量作为增强故障电弧检测特征, 最后将该特征作为 DNN 输入进行实时故障检测, 若连续超过 3 个窗口检测为故障状态则判定发生故障电弧。采用的 DNN 为一维卷积神经网络, 其网络拓扑结构包含输入、输出层、由 3 个卷积块组成的特征提取层与全局平均池化层。以加权交叉熵损失作为损失函数, 利用自适应矩估计 (adaptive moment estimation, Adam) 优化器在训练集上最小化该损失以更新网络权重。特征提取层使用线性整流函数 (rectified linear unit, ReLU) 作为激活函数, 通过保留故障关键特征提高模型检测灵敏性, 输出层使用 Softmax 作为激活函数获得样本正常与故障的概率值。将样本随机打乱后选取前 80% 作为训练集, 剩余的 20% 作为测试集。

对图 12 所提出的 LCD 特征有效性进行分析, 负载噪声、突变等干扰因素影响条件下电弧工况如图 13(a) 所示, 0.75 s 开关电源启动后向电流信号引入启动冲击及运行噪声, 6.875 s 控制多负载支路接入形成负载突变干扰, 多负载稳定运行后通过生弧装置模拟电弧故障。经过 LCD 和小波特征处理所得结果分别如图 13(b) 和 (c) 所示。由图可以看出, 所提出的 LCD 特征由于局部自适应分解基准构建和端点效应抑制优势不会受到负载突变和运行噪声等因素的干扰, 仅在电弧发生过程中保持有效的增大幅值指示特征, 表明 LCD 方法能够增强提取电弧的固有特征, 这也是后续 DNN 模型状态预测准确率的决定性因素。

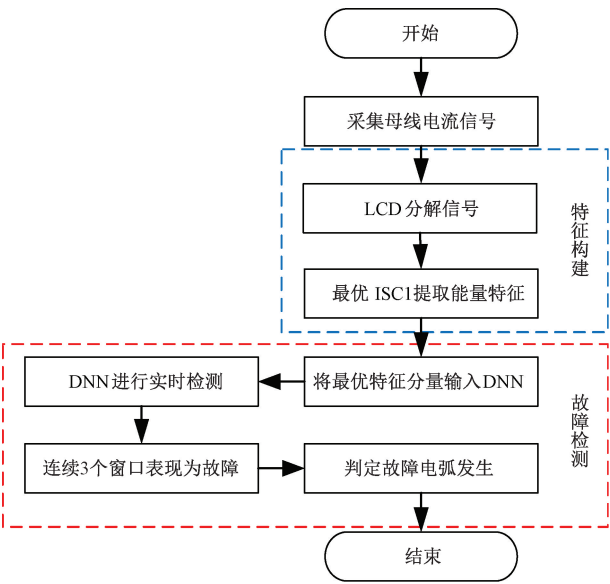


图 12 多支路系统交流电弧增强检测方法流程
Fig. 12 Flowchart of the AC arc enhancement detection method for multi-branch systems

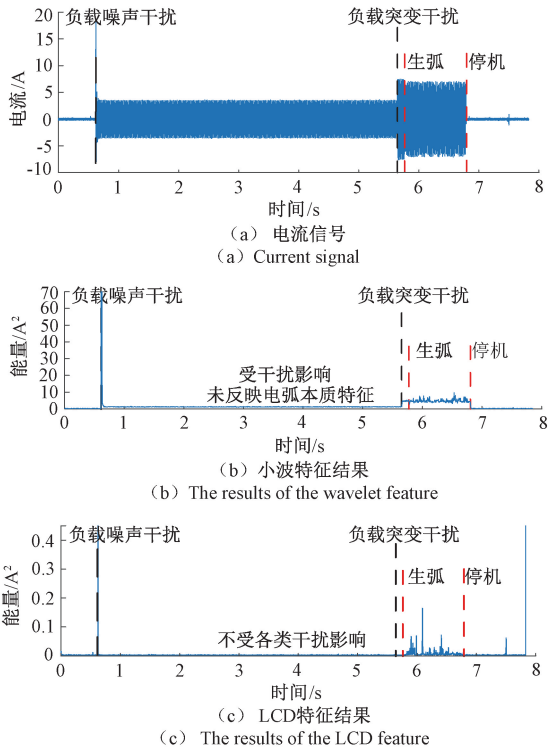


图 13 负载噪声和突变干扰条件下故障电弧工况的小波和 LCD 特征对比结果

Fig. 13 The comparison results of the wavelet and LCD features for arc faults with load noise and sudden interference

利用 DNN 对前述固定频段小波特征、最优小波特

征和最优 ISC1 分量特征实时状态预测的对比结果如图 14 所示。由图 14(a) 可以看出,未使用动态优选的小波特征的预测结果出现了将故障态全部误判为正常态的情况;从图 14(b) 可以看出,使用动态优选后的小波特征的预测虽然也存在误判现象但范围较小,多集中在生弧及停机前后;从图 14(c) 可以看出,使用 LCD 分解后的同一 ISC 的预测结果与真实标签基本重合,没有出现误判现象。

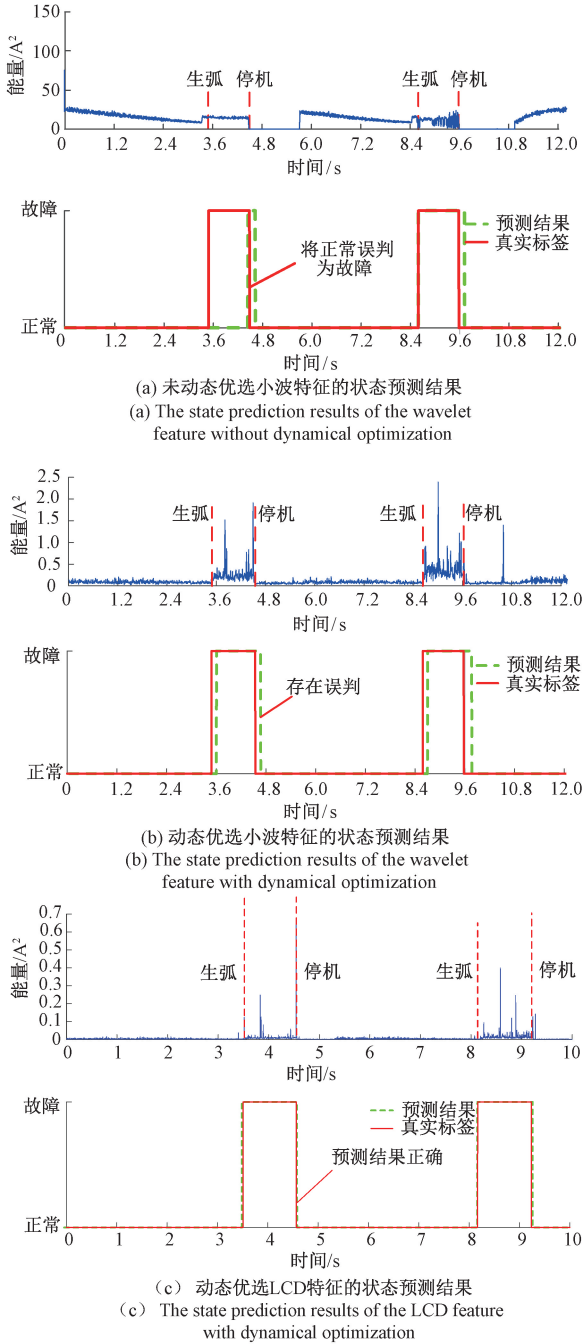


图 14 不同方法对多支路系统交流电弧故障预测结果对比
Fig. 14 Result comparison of different methods for AC arc fault prediction in multi-branch systems

将以上 3 种方法应用至图 10 中的全部多支路系统交流电弧故障检测样本上, LCD 优选故障特征的检测效果最好, 准确率为 97.29%; 优选小波特征预测准确率为 92.98%; 固定频段下的小波特征表现最差, 检测准确率仅有 79.54%。因此, LCD 由于自身具有自适应的特性, 并且分解过程用输入信号自身的局部结构来生成分解基和决定分解过程, 不受限于频域, 故其准确率最高; 而本文提出的动态优选特征方法利用三维指标全面衡量故障特征的显著程度, 避免了单一指标造成的虚假显著, 故动态优选后的小波特征准确率相比于现有固定频段小波特征也提升了 13.44%, 这证实了动态优选特征多维评价指标的有效性。

4 结 论

本文针对多支路系统对交流故障电弧特征造成的弱化现象进行了分析研究, 通过电弧仿真模型从理论上证实了生弧支路、负载类型及功率因数均会通过滤波效应造成电弧特征弱化失效问题, 提出多维动态特征优选评价体系 and LCD 增强型特征的电弧检测方法, 主要结论包括:

1) 构建了多支路系统交流故障电弧仿真模型, 明确了生弧支路、负载容感性质及功率因数形成的滤波效应会屏蔽故障电弧噪声, 引发特征弱化问题。

2) 构建了多维特征评估指标全面衡量特征的早期和全局故障指示显著性, 提出多指标形成面积及指标绝对值的电弧特征动态优选原则, 避免了单一指标造成的虚假特征显著性, 基于动态优选小波特征的故障电弧检测准确率相较于现有小波特征提升了 13.44%, 也证实了多支路系统滤波效应会改变电弧噪声的显著性分布频段。

3) LCD 方法能够依据电弧信号自身的时间尺度特征和局部尺度特性来构建分解基函数, 时频分辨率自适应地随信号的物理特性而变化, 其“细尺度先行”特性使得显著电弧特征集中于 ISC1 分量, 该不受滤波效应影响的增强型特征在多支路系统内能够实现故障电弧准确率高达 97.29%。

参考文献

[1] 刘艳丽, 张晓乐, 吕正阳, 等. 多负载回路串联型故障电弧智能诊断及选线方法研究[J]. 电气工程学报, 2023, 18(4): 378-388.

LIU Y L, ZHANG X L, LYU ZH Y, et al. Research on intelligent diagnosis and route selection method of multi-

load circuit series arc fault[J]. Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(4): 378-388.

[2] 刘凯, 尉浩杰, 吴田, 等. 基于 GSWOA-VMD-SE 的小电流故障电弧声信号特性与降噪研究[J/OL]. 高压电器, 1-14[2026-01-04].

LIU K, WEI H J, WU T, et al. Study on the characteristics and denoising of low-current fault arc sound signals based on GSWOA-VMD-SE[J/OL]. High Voltage Apparatus, 1-14[2026-01-04].

[3] 张婷, 王海淇, 张认成, 等. 基于自归一化神经网络的电弧故障检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 141-149.

ZHANG T, WANG H Q, ZHANG R CH, et al. An arc fault detection method based on the self-normalized convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 141-149.

[4] 杨帆, 宿磊, 杨志淳, 等. 基于改进 CEEMDAN 分解与时空特征的低压供电线路串联故障电弧检测[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(12): 72-81.

YANG F, SU L, YANG ZH CH, et al. Series fault arc detection in low voltage power supply line based on improved CEEMDAN decomposition and spatial-temporal features[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(12): 72-81.

[5] 巩泉彪, 彭克, 陈羽, 等. 基于电弧随机性和卷积网络的交流串联电弧故障识别方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(24): 162-169.

GONG Q Y, PENG K, CHEN Y, et al. An AC series arc fault identification method based on arc randomness and convolutional network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(24): 162-169.

[6] 余琼芳, 徐静, 杨艺. 基于 CNN_LSTM 模型的复杂支路故障电弧检测[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(4): 204-210.

YU Q F, XU J, YANG Y. Fault arc detection of complex branch based on CNN_LSTM model[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2022, 18(4): 204-210.

[7] JIANG R, ZHENG Y SH. Series arc fault detection using regular signals and time-series reconstruction[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(2): 2026-2036.

[8] 罗晨, 喻锟, 曾祥君, 等. 基于高频重构信号与 Bayes-

- XGBoost 的低压电弧故障辨识方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(13): 91-101.
- LUO CH, YU K, ZENG X J, et al. Low voltage arc fault identification method based on high frequency reconstructed signal and Bayes-XGBoost[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(13): 91-101.
- [9] 余琼芳, 路文浩, 杨艺. 基于深度长短时记忆网络的多支路串联故障电弧检测方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(S1): 321-326.
- YU Q F, LU W H, YANG Y. Multi-branch series arc fault detection method based on deep long short-term memory network[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(S1): 321-326.
- [10] 王毅, 罗章权, 李松浓, 等. 基于时频色谱图的串联故障电弧识别[J]. 电子技术应用, 2022, 48(8): 70-75.
- WANG Y, LUO ZH Q, LI S N, et al. Identification of series fault arc based on time-frequency chromatogram[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(8): 70-75.
- [11] 李斌, 郑睦译. 基于马尔可夫转移场与改进梦境优化算法的弓网电弧故障检测研究[J/OL]. 电子测量与仪器学报, 1-17[2026-02-15].
- LI B, ZHENG M Y. Research on pantograph-catenary arc fault detection based on Markov transition field and improved dream optimization algorithm[J/OL]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 1-17[2026-02-15].
- [12] 蔡智超, 王健芬, 程宏波, 等. 基于多模成像融合的弓网电弧检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(11): 124-135.
- CAI ZH CH, WANG J F, CHENG H B, et al. Research on pantograph-catenary arc fault detection method based on multi-modal imaging fusion[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(11): 124-135.
- [13] 严灵潇, 李斌, 舒嘉辉, 等. 基于融合迁移学习的 IPCNN 串联型故障电弧检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(11): 258-272.
- YAN L X, LI B, SHU J H, et al. Research on series arc fault detection based on fusion transfer learning IPCNN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(11): 258-272.
- [14] 武涵聪, 陈思磊, 孟羽, 等. 基于 Chirplet 稀疏表示的大电流光伏系统微弱故障电弧检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 45(3): 1148-1160.
- WU H C, CHEN S L, MENG Y, et al. A weak fault arc detection method for high-current photovoltaic systems based on Chirplet sparse representation[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 45(3): 1148-1160.
- [15] MENG Y, YANG Q, CHEN S L, et al. Multi-branch AC arc fault detection based on ICEEMDAN and LightGBM algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2023, 220: 109286.
- [16] 刘艳丽, 杨贺允, 吕正阳, 等. 电动汽车串联电弧故障检测模型研究[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(10): 165-178.
- LIU Y L, YANG H Y, LYU ZH Y, et al. Research on series arc fault detection model for electric vehicles[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(10): 165-178.
- [17] 唐圣学, 刁旭东, 陈丽, 等. 光伏发电系统直流串联微弱故障电弧检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 150-160.
- TANG SH X, DIAO X D, CHEN L, et al. Study on detection method of weak series DC fault arc in PV power generation systems[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 150-160.
- [18] 全国低压电器标准化技术委员会(SAC/TC 189). 电弧故障保护电器(AFDD)的一般要求: GB/T 31143—2014[S]. 北京: 中国标准出版社, 2014.
- National Technical Committee on Low-Voltage Electrical Apparatus Standardization(SAC/TC 189). General requirements for arc fault detection device(AFDD): GB/T 31143—2014[S]. Beijing: Standards Press of China, 2014.
- [19] JO M J, KIM S J, CHOE T C. A rolling bearing fault diagnosis method based on Compressive sensing and Local characteristic-scale decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, Automation and Control Systems, 2024, 5(2): 36-55.
- [20] YAN R Q, SHANG Z G, XU H, et al. Wavelet transform for rotary machine fault diagnosis: 10 years revisited[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 200: 110545.
- [21] LIU W, LIU Y, LI SH X, et al. A review of variational mode decomposition in seismic data analysis[J]. Surveys in Geophysics, 2023, 44(2): 323-355.
- [22] WANG L, LIU ZH W. An improved local characteristic-

scale decomposition to restrict end effects, mode mixing and its application to extract incipient bearing fault signal[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 156: 107657.

[23] 程军圣,郑近德,杨宇. 一种新的非平稳信号分析方法——局部特征尺度分解法[J]. 振动工程学报,2012,25(2):215-220.

CHENG J SH, ZHENG J D, YANG Y. A new non-stationary signal analysis method-local characteristic scale decomposition[J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(2): 215-220.

作者简介



陈思磊(通信作者),2014 年于武汉理工大学获得学士学位,2019 年于西安交通大学获得博士学位,现为西安理工大学副教授,主要研究方向为新型电力系统智能保护设备、电力设备数字孪生与服役可靠性、电力设备劣化及风险预警等。

E-mail:chensilei@xaut.edu.cn

Chen Silei(Corresponding author) received his B. Sc. degree

from Wuhan University of Technology in 2014, and his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2019. He is currently an associate professor at Xi'an University of Technology. His main research interests include intelligent protection devices for new power systems, digital twins and service reliability of power equipment, and power equipment degradation and early risk warning.



孟羽,2019 年于西安交通大学获得学士学位,2024 年于西安交通大学获得博士学位,现为国网经济技术研究院有限公司中级工程师,主要研究方向为直流输电和安全保护技术。

E-mail:630876948@qq.com

Meng Yu received his B. Sc. and Ph. D. degrees both from Xi'an Jiaotong University in 2019 and 2024, respectively. He is currently an intermediate engineer in State Grid Economic and Technological Research Institute Co., Ltd. His main research interests include direct current transmission and safe protection technology.