

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413372

一种基于小波包分解和特征分量动态优选的 剩余电流动作保护方法*

高伟^{1,2}, 陈渊隆¹, 黄天富³

(1. 福州大学电气工程与自动化学院 福州 350108; 2. 福州大学至诚学院电气工程系 福州 350002;
3. 国网福建省电力有限公司营销服务中心 福州 350013)

摘要: 目前剩余电流动作保护装置(RCDs)仅依靠固定阈值作为动作判据,在参数配合整定不合理、谐波含量大和高频电弧脉冲等因素的影响下,存在拒动和误动的风险,且无法有效辨识出真正的触电事件。对此,提出了一种基于小波包分解和特征分量动态优选的新型RCD动作判据,可快速识别出常规接地故障、触电、电弧等多种类型的故障。首先,利用高阶统计量中对信号冲击敏感的峭度值捕捉故障起始时刻,并通过计算该时刻前后各一周波差分剩余电流信号的能量比,以实时甄别异常状态。其次,收集故障前一周波和故障启动后三周波的差分剩余电流信号进行小波包分解,融合各节点分量的峭度值、小波包能量比与样本熵特征为动态优选指标(DOI),并结合各分量DOI的贡献度重构低频与高频信号,以突出各故障类型在不同频段电流波形中的故障特征信息。最后,提取不同重构信号的电气量特征,透过双层链式规则实现故障精准分类。该方法已在RCD样机上进行验证,实验结果表明,其在低压交流配电网的串联电弧、接地电弧、触电故障以及常规接地故障检测中表现优异,识别率达到97.52%,平均诊断时间为79.6 ms,能够满足RCDs所要求的灵敏性和可靠性,有效提升了RCDs的实际应用价值。

关键词: 剩余电流动作保护装置; 触电故障; 串联电弧; 小波包分解; 特征分量动态优选

中图分类号: TH89 TM774 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

A residual current operated protection method based on wavelet packet decomposition and dynamic optimization of characteristic components

Gao Wei^{1,2}, Chen Yuanlong¹, Huang Tianfu³

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;
2. Department of Electrical Engineering, Fuzhou University Zhicheng College, Fuzhou 350002, China;
3. State Grid Fujian Marketing Service Center, Fuzhou 350013, China)

Abstract: Currently, residual current operated protective devices (RCDs) solely rely on a fixed threshold as the tripping criterion. As a result, under conditions such as improper parameter coordination, high harmonic content, and high-frequency arc pulses, there is a risk of failure to trip or unwanted tripping. Moreover, they cannot effectively distinguish true electrocution events. To address this issue, this paper proposes a novel RCD tripping criterion based on wavelet packet decomposition and dynamic feature component selection. This criterion can quickly identify various types of faults, including common ground faults, electrocution, and arcing faults. First, the fault onset moment is captured using kurtosis, a high-order statistical measure sensitive to signal impulses. The energy ratio of the differential residual current signal in each cycle before and after this moment is calculated to identify abnormal conditions in real-time. Second, the differential residual current signals from one cycle before the fault and three cycles after the fault initiation are collected for wavelet packet decomposition. The kurtosis, wavelet packet energy ratio, and sample entropy of each node component are combined to form a dynamic optimization index (DOI). The low-frequency and high-frequency signals are then reconstructed based on the contribution of each component's DOI, highlighting the fault characteristics of different fault types in current waveforms across various frequency bands. Finally, electrical characteristics from the reconstructed signals are extracted, and fault classification is performed accurately through a

收稿日期: 2024-10-15 Received Date: 2024-10-15

* 基金项目: 福建省自然科学基金(2021J01633)项目资助

two-level chain-rule approach. The proposed method has been validated on an RCD prototype. Experimental results show that it performs excellently in detecting series arcs, ground arcs, electric shock faults, and general grounding faults in low-voltage AC distribution networks. The recognition rate reaches 97.52%, with an average diagnostic time of 79.6 ms. This method meets the sensitivity and reliability requirements of RCDs, thereby significantly enhancing their practical application value.

Keywords: residual current operated protective device; electric shock fault; series arc; wave packet decomposition; dynamic optimization of feature component

0 引 言

低压配电网覆盖面广,线路复杂交错,设备种类多样,漏电隐患较多。接地(漏电)故障极易引发人身触电(electric shock, ES)事故和接地电弧故障(grounding arc fault, GAF),据统计,85%以上的触电死亡事故发生在低压配电网中,而因电气故障引起的火灾占火灾总数的50%以上,严重威胁人身财产安全^[1-2]。目前,国内外普遍采用阈值固定的剩余电流动作保护装置(residual current operated protective device, RCD)来防范人身触电,但在实际应用中存在诸多局限性。一方面,受正常泄漏电流的影响,若RCD的动作阈值整定不当,易引发误动或拒动;另一方面,对于未发生触电或电弧的常规接地故障(general grounding fault, GGF),RCD的强制动作可能导致大范围停电,进而影响供电连续性^[3-5]。

为此,相关学者就研发基于触电信号动作的新型RCD展开了广泛研究。早期研究致力于从总剩余电流中提取触电电流分量,并以此作为RCD的动作电流。然而,由于触电电流通常较小,且复杂电气环境中剩余电流易受自然泄漏电流、电弧脉冲、随机噪声及谐波等干扰,触电信号的时频特征与其他分量重叠,显著增加了信号提取的难度。韩晓慧等^[6]利用最小二乘支持向量机训练不同触电时刻的触电电流与总泄漏电流的关系,以实现触电电流的分离,但该方法需求解线性方程组,计算量较大。李春兰等^[7]通过虚拟通道将单通道触电信号转换为多通道信号,并利用局部均值分解进行盲源分离实现自适应检测,但算法复杂度较高,难以满足触电实时保护的要求。刘永梅等^[8]融合支持向量机与神经网络的优势,对触电电流信号进行回归预测,提升了检测的准确性,但其峰值范围阈值的选取较为复杂。上述方法在触电电流提取准确性方面表现出色,但并未涉及具体触电特征,为此,许多学者基于生命体的时变阻抗特性,提出通过检测剩余电流信号的触电特征构建RCD的动作判据。Yang等^[9]利用卡尔曼滤波器处理剩余电流波形,基于时域特征构建触电指标,完成ES和GGF的识别,但其存在滤波器参数选取困难的问题。Zhao等^[10]基于Cole-Cole模型提出了一种将 α 色散特性作为区分生物和非生物有效特征的触电识别方法,但该方法未考虑故障距离的潜

在影响。李春兰等^[11]结合循环功率谱密度特征和K-means聚类分析进行特征提取与故障识别,但K-means对样本及特征值选取要求较高,容易陷入局部最优。现有研究为研制新型RCD提供了诸多思路,但未考虑到实际应用中其他故障引发的电流畸变对触电识别的干扰,如在剩余电流互感器耦合作用下,串联电弧故障(series arc fault, SAF)以宽频域、高幅值脉冲的特征表现在剩余电流中^[4]。另外,GAF也属于传统RCD的保护范畴^[12-13],但以上研究缺乏对该故障类型的讨论。

相比于GAF,并联电弧故障和SAF发生在无接地回路中,且并联电弧故障通常能触发过流保护^[14]。而出现SAF时回路的相电流会低于正常电流,难以被过流保护装置检测,已成为目前研究热点。目前SAF检测的主流方法是使用诸如傅里叶分解、小波分解和经验模态分解等信号处理方法提取SAF电信号的奇异性特征,如谐波含有率、短时过零率和零休时间等^[15-18],但部分复合负载或非线性负载的正常电流也具有类似特征,易混淆导致误判。为提高SAF检测准确性,Zhang等^[19]针对不同负载类别的电弧特征进行分析,然而随着负载种类的更迭,该方法提取的特征则难以通用。另外在多负载回路中,小功率支路的SAF特征易被大功率支路淹没,存在信号难以提取的问题。为此,部分研究尝试通过电弧电压^[2,20]和剩余电流^[21-22]信号提取故障特征。前者具有受负载影响小的优点,但易受电源电压波动影响,且数据采集条件较为严苛,实际应用难度大;后者的SAF特征与正常电流差异显著,且不同负载类型和电路类型的故障特征较为相似,易于建立统一判据,但采样率较高,硬件要求高,且未考虑接地故障的干扰。随着人工智能技术的兴起,部分学者利用深度学习模型自适应学习故障特征的能力识别SAF^[23-24],在负载类型多样化的大系统中增强了检测精确度。但这类方法对数据依赖性大,模型特征提取过程复杂,其准确率和计算量受网络结构的影响,且对算力的要求大,实际推广应用难度大。

尽管低压交流触电保护和电弧检测方法较多,但在实际应用中仍面临下列问题:剩余电流组成成分复杂,除自然泄漏电流和触电电流外,还可能包含由电弧性故障引发的宽频域、高幅值脉冲分量,容易与触电电流的时频特征混淆。然而现有检测方法多针对SAF和ES独立研究,且新型RCD的研发主要集中于对ES的识别,尚缺乏

对 GAF 与 SAF 的剩余电流特征的关联分析,限制了其在实际应用中的有效性。鉴于剩余电流保护技术能够同时检测接地故障与 SAF^[13,21,25],提出将 SAF 检测集成于 RCD 中,利用该装置实现对低压电网中的 SAF、GAF、ES 和 GGF 故障的识别,并设计相应的故障诊断算法,在硬件装置中进行验证。其特点如下:提出了一种基于峭度值和分段能量比特征的异常状态识别算法,能够快速判断线路工作状态,排除负荷投切等非故障扰动的影响;利用小波包分解(wave packet decomposition, WPD)从剩余电流中分离出 SAF 的特征,避免复合负载和非线性负载对信号的影响,并且依据动态优选指标(dynamic optimization index, DOI)及贡献度-阈值准则重构 SAF、GAF、ES 和 GGF 多种故障的有效信号,解决随机噪声干扰、故障信息模糊导致特征难以提取的问题;构建基于双层链式规则的故障类型识别模型,针对不同类型故障挖掘具有明确物理意义的多层次信号特征,计算复杂度低,诊断速度快。

1 故障波形分析

RCD 通过剩余电流传感器实现剩余电流检测,在线路正常运行或发生接地故障时,传感器耦合火线与零线电流相量差;当线路中出现电弧,由于电弧电流含有丰富的高频脉冲,传感器耦合高频剩余磁通^[22]。鉴于故障成因的差异,不同故障对应的剩余电流波形具有相应的特性。

1.1 电弧性故障电流波形分析

图 1(a)和(b)为含 SAF 电路中相电流和剩余电流波形,故障发生在 0.06 s 处。在传统方法下,相电流受负载影响较大,部分负载回路(如卤素灯、调光器等)电弧电流与正常工作电流相似,故障特征较少,容易与正常电流混淆。随着负载数量的增加,电弧特征可能被进一步淹没。而在剩余电流检测方法下,正常工作电流几乎为零,SAF 耦合信号则以周期性高频脉冲形式出现。该现象在阻性负载回路最为显著,在其他负载回路也有一定的脉冲表现。即使在传统方法下电弧特征较弱的电路中,该方法仍能有效提取电弧特征。因此,基于剩余电流信号的检测方法可以在任意电路下实现有无电弧的分类,解决了主线路电弧电流特征微弱或消失的问题。另外,多负载电路与单负载电路的剩余电流电弧信号相似,可避免负载数量差异性的影响^[21]。GAF 常见于带电导体与接地金属导体接触的环境,其故障电流经接地点返回系统中性点。如图 1(c)所示,由于回路中接地阻抗通常为阻容性,因此故障电流波形与阻容性负载下的电弧电流相似,具有平肩部并伴随着大量毛刺和冲击的特点。可见,该故障的剩余电流波形同时包含电弧特征与接地电流的特征。

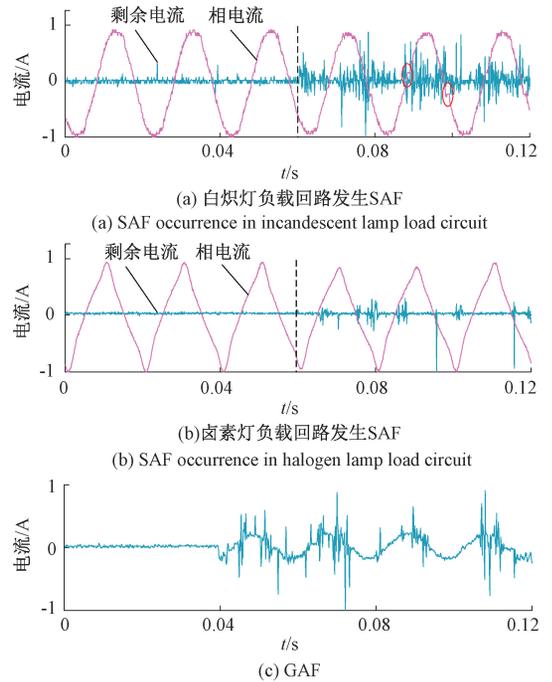


图 1 电弧性故障电流波形

Fig. 1 Current waveform of arc faults

1.2 无弧接地故障电流波形分析

GGF 是低压电网中最常见的故障,短时间内并不会对人身安全和公共财产构成严重威胁,但仍需及时发出警报并处理。当漏电导体接触非生命体物质时,非生命体物质在漏电流回路中形成的等效电阻不会随着时间变化。无弧接地故障电流波形如图 2 所示。

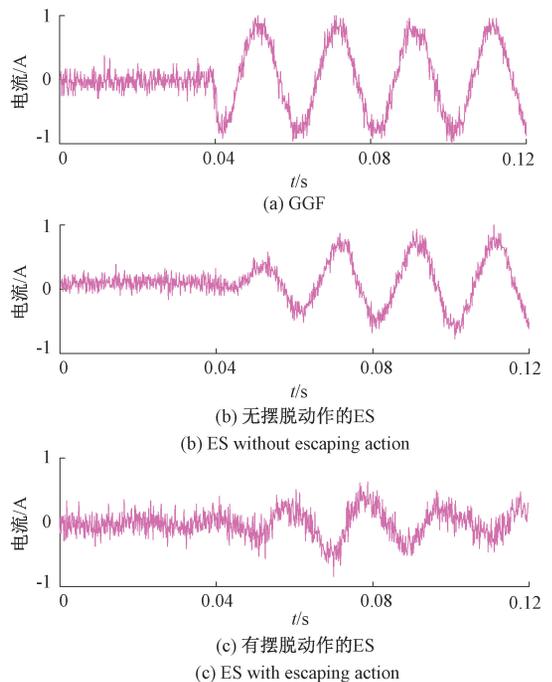


图 2 无弧接地故障电流波形

Fig. 2 Current waveform of non-arc grounding faults

如图2(a)所示,虽然故障电流受不同物质电阻率和电气环境的影响有所不同,但总体上仍呈现为稳定的正弦波,故障发生后数个周期内电流波形峰值基本保持一致。与GGF不同,当发生ES时,在电流增大至一定程度后,触电者因肌肉收缩和痉挛紧握带电体,从触电时刻开始的2~3个周期内,触电电流峰值逐渐上升,随后趋于稳定。这是由于生命体阻抗与非生命体阻抗不同,具有时变特性^[26]。从图2(b)可以看出,在触电后40~60 ms内,生命体阻抗显著下降,随后基本保持稳定。因此,触电电流波形的前3个周期也被称为触电特种波形。图2(c)是ES的一种特殊情况,即触电电流较小,人体能够感知并摆脱带电体的情况。受摆脱动作的影响,生命体与带电导体的接触面积不断变化,直至完全脱离,因此电流波形表示为电流幅值的无规则变化。

2 触电和电弧性故障辨识方法

2.1 异常状态识别算法

1) 异常状态特征量提取

一般来说,低压配电网中或多或少总存在少量的泄漏电流。为消除漏电流幅值对启动判据的影响,利用前向差分的方法,计算当前时间窗的差分剩余电流:

$$f_s = f_{p1} - f_{p2} \quad (1)$$

式中: f_{p1} 和 f_{p2} 分别代表前半时间窗电流和后半时间窗电流。所使用的采样率为10 kHz,时间窗的范围设置为0.04 s,即两个周波的电流。

如图3所示,SAF从0.08 s开始出现,线路工作状态由正常转至故障。利用式(1)计算时间窗内波形0.06~0.1 s的差分值,计算结果如图3所示。其中, f_{s1} 和 f_{s2} 分别表示信号正常和故障时间段的差分剩余电流波形。可见正常状态下差分剩余电流仅含噪声分量,当故障发生时幅值出现显著变化。因此,准确及时地捕捉差分剩余电流的幅值变化是判断低压配电网是否发生故障的有效手段。

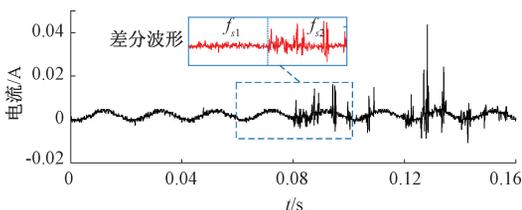


图3 风扇负载回路发生SAF的剩余电流波形

Fig.3 Residual current waveform during SAF under fan load

故障启动是否及时,故障时刻的精准定位是关键。四阶累积量峭度值对信号冲击较为敏感^[27],可用作定位

故障时刻的指标。由于噪声中少量高频毛刺会影响峭度值的计算,采用Pauta准则剔除差分剩余电流中的异常值,即若某个测量值残余误差的绝对值>3倍标准差,则该测量值属于粗大误差,应被剔除。然后计算剔除异常值的差分剩余电流的峭度值 K_i 。

$$K_i = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^2 \right)^2} \quad (2)$$

式中: \bar{f} 为该组测量数据平均值; N 为数据长度。如图4所示,在正常工作时,由于差分剩余电流近似为0, K_i 也近似为0,而发生故障时, K_i 将显著增大,可以观测到故障起始时刻。

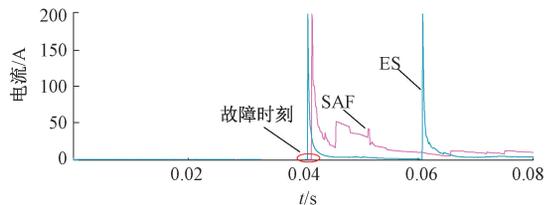


图4 不同时刻的峭度值

Fig.4 Kurtosis value at different times

如图1和2所示,相比于短时谐波脉冲干扰(如电弧焊机、插座插拔时产生的短时脉冲等^[15]),故障具有持续性,故障后差分信号的能量始终处于较高水平。因此,通过计算故障前后信号的能量比来排除非故障干扰。分段能量比 R_n 定义为:

$$\begin{cases} E_{p_n} = \sum_{i=1}^N f_i^2 \\ R_n = \frac{E_{p2}}{E_{p1}} \end{cases} \quad (3)$$

式中: E_{p1} 和 E_{p2} 分别为故障点前后一周波P1和P2的能量和。分段能量比能够表征故障稳态能量变化情况,可用作排除短时电弧脉冲干扰的指标。

2) 异常状态识别流程

本研究设计的异常状态识别流程包括故障检测和故障确认两个部分。前者用于捕捉故障时刻,确保故障发生时算法能及时启动;后者用于排除非故障短时冲击的干扰。具体流程为:(1)实时收集线路剩余电流数据,计算差分剩余电流并剔除异常值,然后提取峭度值 K_i 进行故障检测。该部分设置了额外两个参数,等待时间 T_d 和超限次数阈值 λ 。当 K_i 超过阈值时,算法判断故障出现,记录该时刻。若从故障时刻起 T_d 时间内, K_i 的超限次数超过 λ ,则判定线路中可能发生了故障,否则认为是噪声干扰,返回重新检测。(2)若收到疑似故障信号,则延时

收集故障时刻前后各一周波的差分剩余电流波形,并计算该波形的分段能量比 R_n ,若大于所设阈值则判定为出现故障,进入故障类型识别单元,否则认为是干扰,返回重新检测。

2.2 故障信号重构方法

1) 小波包分解

WPD 能够对信号的低频和高频部分进行分解,有助于了解信号的细节特征,具有广泛的应用价值。小波包的分解与重构公式如式(4)和(5)所示。

$$\begin{cases} d_m^{2n-1}(i) = \sum_{k \in Z} d_{m-1}^n(i)h(k-2i) \\ d_m^{2n}(i) = \sum_{k \in Z} d_{m-1}^n(i)g(k-2i) \\ d_m^n(i) = 2 \sum_{k \in Z} [d_{m+1}^{2n-1}(i)h(i-2k) + d_{m+1}^{2n}g(i-2k)] \end{cases} \quad (4)$$

$$(5)$$

式中: m 为分解层数; $d_m^n(i)$ 为第 m 层第 n 个小波包系数; k 为平移因子; $g(k)$ 为高频滤波器; $h(k)$ 为低频滤波器。

计算经 WPD 处理后第 m 层第 n 个频带的小波包能量,并进行归一化处理,如式(6)所示。

$$E_m^n = \frac{\sum |d_m^n(i)|^2}{\sum \sum |d_m^n(i)|^2} \quad (6)$$

相比于其他小波基函数,db3 小波函数具有良好正交性、紧支性和平滑性^[28],故选用 db3 小波作为 WPD 的基函数。考虑分解层数过多会增加算法的复杂度,对不同故障类型的剩余电流信号进行小波包 6 层分解,即分为 64 个频带。在采样频率为 10 kHz 的基础上每个频带的宽度为 78.125 Hz。计算每个频带的小波包能量,并进行归一化处理,结果如图 5 所示。

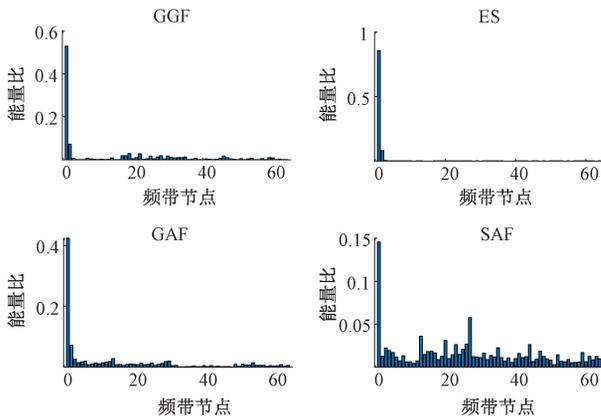


图 5 不同故障的小波包能量谱

Fig. 5 Wavelet packet energy spectrum of different faults

可以看出,接地故障的能量主要分布在前两个频带,即 0~156.25 Hz。若含有电弧,即发生 GAF,其他

频段的能量占比显著增加,而 SAF 的各频段能量分布更为随机。但噪声会对各频带能量占比造成影响,噪声含量过高或漏电流较小时,无弧接地故障的高频段能量占比也会提高。然而,电弧性故障的剩余电流信号始终含有高频耦合脉冲,而非电弧故障则不具备此特征,因此可通过检测高频段脉冲判断是否发生电弧性故障。

2) 基于 DOI-贡献度的信号重构方法

峭度值对瞬态冲击高度敏感,但仅反应冲击的强度,而忽视其周期性,而周期性正是低压电网故障电流的主要特征之一。能量比能够揭示不同节点分量的能量差异或转化效率,直接体现不同故障频带的特征含量,但无法描述各节点分量的时域信息。样本熵则用于衡量时间序列的复杂度,受数据长度影响小,具备较强的抗噪性与抗干扰能力,能够捕捉周期性脉冲。其值越小,周期性脉冲越显著^[29]。综上所述,单独使用这 3 个参数作为评价指标难以全面反应故障特征信息,综合三者优点,提出一种特征分量动态优选

指标 $K_{re}(i)$, 计算公式为:

$$K_{re}(i) = \frac{K_i \times E_i}{SE_i} \quad (7)$$

式中: K_i 和 E_i 为第 i 个分量的峭度值和小波能量占比; SE_i 为样本熵。DOI 可以反应信号的周期性脉冲以及冲击程度,保留故障信息,其值越大,对应分量的故障特征越丰富。为了更好地筛选出带有故障信息的分量,引入贡献度进行节点分量筛选,贡献度可以反应各分量 DOI 在全部分量中所占的比重,适用于故障敏感分量的筛选。贡献度 C_i 定义如式(8)所示。

$$C_i = \frac{K_{re}(i)}{\sum_{i=1}^n K_{re}(i)} \quad (8)$$

将计算后的 $K_{re}(i)$ 降序排列并计算其贡献度,将 C_i 与贡献度阈值比较。若 $C_i >$ 阈值,则将对应分量作为最终筛选出的分量用于信号重构;否则将该分量贡献度与后续分量累加与阈值再次比较,直至贡献度累加和大于设定阈值,得到筛选后的特征分量。经过大量数据的计算,当阈值设置为 70% 时,所选的故障分量噪声含量最少,能看出清晰的高频脉冲和波形变化趋势,最大限度地保留了故障敏感分量。考虑到接地故障与电弧性故障各频段信号能量差异,从优选出的信号分量中选取低于 156.25 Hz 的节点分量重构为低频分量 c_{4i} ,其余节点分量重构为高频分量 c_{4h} 。如图 6 所示, c_{4i} 中噪声干扰较少,波形较为平滑,可以更好的观察接地故障电流的变化趋势; c_{4h} 则可以观察到电弧电流信号的高频特征,有助于电弧故障的检测。

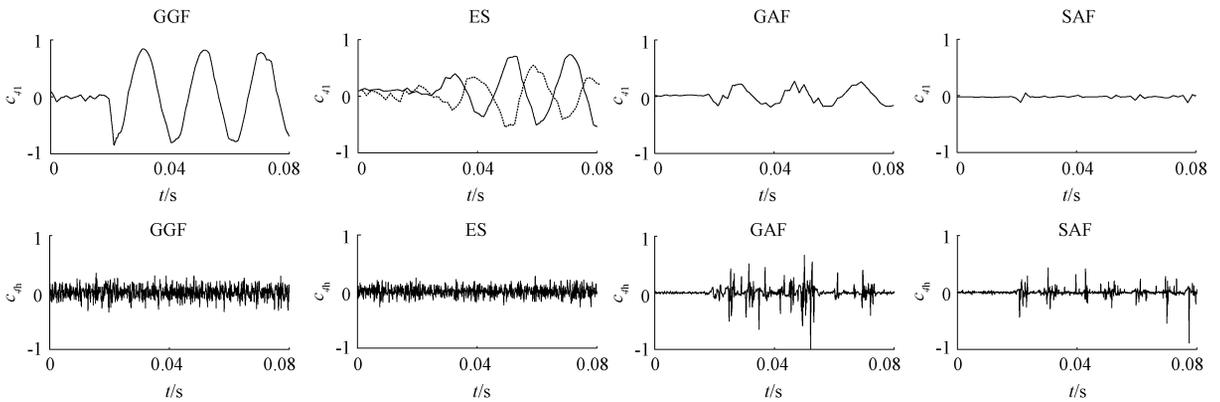


图6 不同故障波形的重构信号波形

Fig. 6 Reconstruction signal waveforms of different fault waveforms

2.3 双层链式故障分类算法

低压电网故障特征多样,仅靠单一特征分类会造成故障类型之间特征相互交叉。如图7所示,透过双层链式规则分类方法,从不同特征层面对故障进行类型描述,为建立故障识别模型提供依据,图中故障电流信号为各故障周波与非故障周波的差分值。

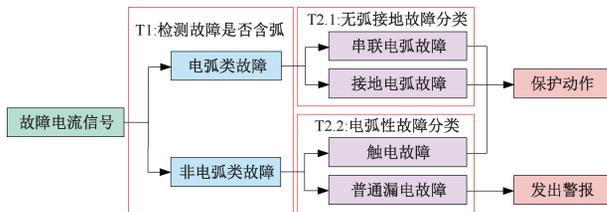


图7 双层链式规则故障分类方法

Fig. 7 Fault classification method based on dual-chain rule

1) T1 级—基于高频分段能量比特征的故障分类

如图6所示,相比无弧接地故障,电弧故障电流含有周期性高频脉冲。因此,本文通过检测故障前后高频分量 c_{4h} 能量波动程度来判断是否发生电弧故障。为躲避故障初期暂态冲击的干扰,将式(3)中的分段能量比 R_n 重新定义为:

$$HR_n = \frac{E_{p3} + E_{p4}}{2E_{p1}} \quad (9)$$

式中: E_{p1} 、 E_{p3} 和 E_{p4} 分别为第1、3、4周波 c_{4h} 的能量和; HR_n 为高频分段能量比。由于差异主要集中在脉冲部分上,为了增大两类故障的差异性,减小随机干扰的影响,对式(3)进行改进,将前后相邻5个采样点的绝对均值作为该采样点的能量权重,这样分布于脉冲及其周围的能量权重小,远离脉冲处的能量权重小,计算公式如式(10)所示。

$$E_{pn} = \sum_{i=1}^N \left(f_i^2 \cdot \frac{1}{11} \sum_{j=1}^{11} |f_{i+j-6}| \right) \quad (10)$$

综上,通过式(9)和(10)计算故障电流的高频分段能量比 c_{4h} , 构造电弧故障指标。

2) T2. 1 级—基于皮尔逊相关系数的故障分类

皮尔逊相关系数可用于衡量波形之间的线性相关程度^[30]。两个变量的皮尔逊相关系数定义为两个变量之间的协方差和标准差的商,其表达式为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (11)$$

如图6所示,与SAF相比,GAF的故障电流通过接地点与大地返回系统接地点,其低频分量 c_{4l} 具有一般漏电流的特征。此外,由于线路中含有电弧,GAF和SAF的高频分量 c_{4h} 都含有高频脉冲特性。如图8所示,由于接地问题,GAF的 c_{4h} 与原差分剩余电流的波形差异较大,二者的相关性较弱。而SAF的 c_{4h} 则与原差分剩余电流的变化趋势几乎一致,二者的相关性较强。因此,利用故障电流 c_{4h} 与原差分电流波形的皮尔逊相关系数来对电弧性故障进一步分类。

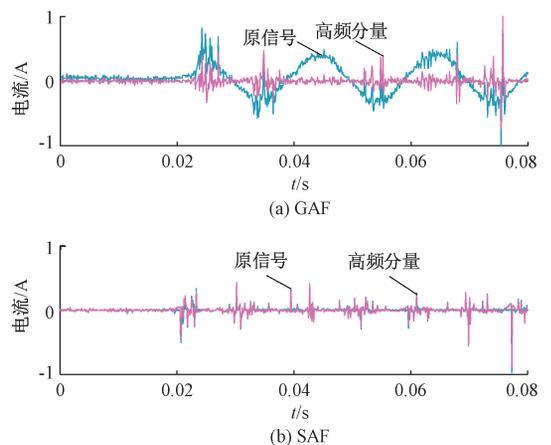


图8 不同电弧故障的原始信号与高频分量的对比
Fig. 8 Comparison between original signal of different arc faults and high frequency component

3) T2. 2 级—基于波形峰值包络线面积的故障分类

如图 2(b) 和 (c) 所示, ES 的波形分为两种, 一种是特种波形, 即触电电流在初始的一段时间内, 为一个峰值递增的周期函数; 一种是可自行摆脱但在诊断时间内未能摆脱, 受摆脱动作的影响, 电流幅值无规则波动。如图 9 所示, 取 0.03~0.07 s 之间波形峰值包络线的面积作为区分 ES 和 GGF 的特征, 计算公式为:

$$S_{ES} = \sum_{i=1}^4 \frac{1}{2} \frac{1000T}{P_i + P_{i+1} - 2P_{\min}} \quad (12)$$

式中: P_i 为故障后三周期内每半个周波的绝对峰值; T 为每个周波的时长。由图 9 可以看出, ES 和 GGF 的 S_{ES} 具有较大的区分度, 可作为触电指标。

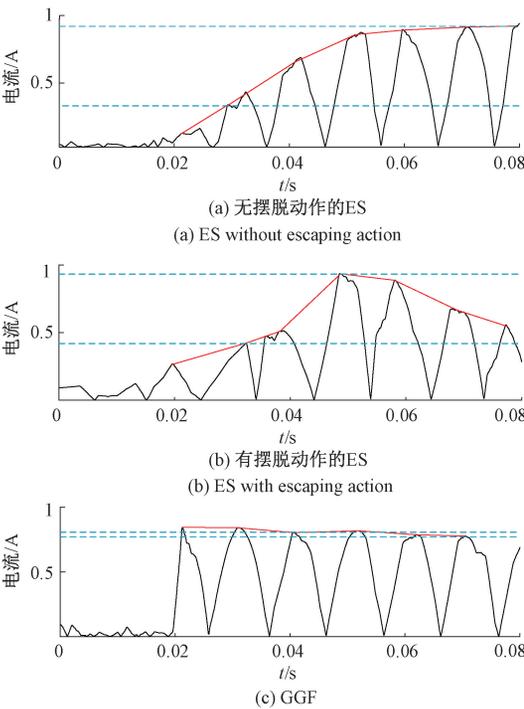


图 9 无弧接地故障的 c_{4l} 分量取绝对值后的波形

Fig. 9 Waveform of c_{4l} component without arc

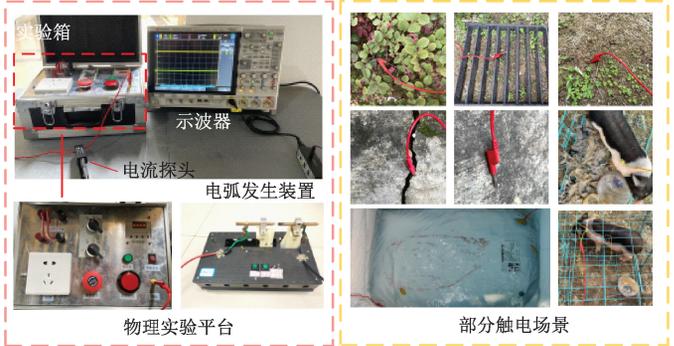
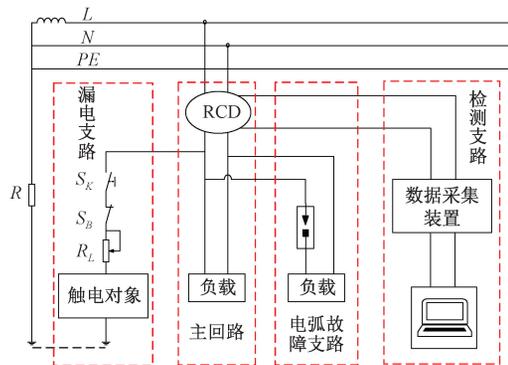


图 10 故障实验原理接线图及故障场景

Fig. 10 Principle wiring diagram of fault experiment and various fault scenario

4) 故障识别整体流程

本研究的故障类型识别流程包括信号处理和故障识别两个部分。前者用于增强故障特征信息, 后者用于识别具体故障类型。具体流程为: (1) 首先对故障录波进行 4 层小波包分解, 经 DOI-贡献度筛选富含故障特征信息的敏感分量, 对所选分量重构后分别得低频信号 c_{4l} 和 高频信号 c_{4h} ; (2) 然后基于重构信号依次提取故障特征, 根据电弧故障指标 HR_n 将故障分为电弧性故障或无弧接地故障; 进一步, 根据串联电弧指标 r 将电弧性故障分为 SAF 或 GAF, 根据触电指标 S_{ES} 将无弧接地故障分为 ES 或 GGF。

3 算例验证

3.1 实验数据来源说明

基于低压配电网中 TN-C-S 系统搭建了故障实验平台, 实验原理与部分实验场景如图 10 所示。该实验平台包括主回路、漏电支路、SAF 支路和剩余电流检测回路。主回路为整个平台供电, 包括 220 V 单相电源以及用电负载, 用于正常用电实验。漏电支路从主回路中引出, 用于接地故障实验, 线路上设有触电按钮 S_B 、紧急按钮 S_K 和限流电阻 R_L 。其中, 触电按钮控制漏电支路的通电, 紧急按钮用于切断漏电支路电源, 在突发情况下能快速保护实验人员与实验动物的安全。电弧故障支路依照标准 ULI699^[31] 搭建, 包含电弧发生装置和负载。剩余电流检测回路由 JCT2B-1 A/0.5 V 剩余电流互感器与 DSOX4024A 示波器组成, 采样频率选择 10 kHz。由于人与猪在生理、电特性等方面高度相似^[26], 因此触电实验以猪为触电对象。其他接地故障实验则选择金属、土地、水和树枝等常见介质。实验负载使用表 1 中多种常见的生活用电负载。利用搭建的实验平台进行多次 GGF、ES、SAF 和 GAF 实验, 实验数据通过示波器记录。

表1 各种典型负载参数

Table 1 Parameters of various typical loads

负载类别	负载类型
电阻类	白炽灯(300 W)、热水壶(1200 W)
电感类	电风扇(600 W)、吸尘器(600 W)、荧光灯(300 W)
非线性类	电脑(120 W)、调光器(300 W)、卤素灯(300 W)

3.2 各级特征量阈值的选取

分别从每类故障实验中收集 100 组数据共 400 组,与不同负载回路正常剩余电流(normal residual current, NRC)数据 400 组,共 800 组用于线路异常状态指标的选取。从每类故障样本中另选取 450 组数据共 1 800 组用于各级故障类型识别指标的选取。将这些样本通过第 2 章介绍的 4 个指标计算公式提取特征值,对应的箱式图如图 11 所示。可见,当异常状态指标 R_n 取 2 时,分类效果最为明显,800 组数据能够准确判断 790 组,准确率可达 98.75%。同理,当故障类型辨识指标 HR_n 、 r 和 S_{ES} 分别取 5、0.87 和 9 时,各层次故障分类效果最为明显,准确率分别可达 98.75%、98.8%、95.6% 和 98.4%。

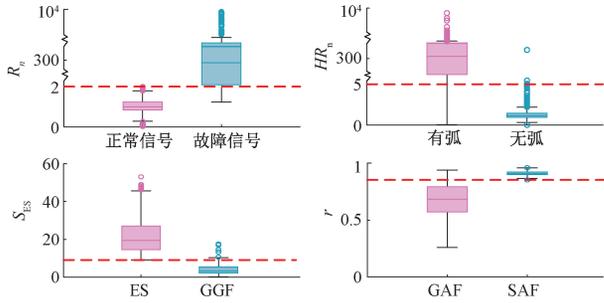


图 11 各层次特征阈值的选取

Fig. 11 Selection of feature thresholds at each level

3.3 算法准确率分析

1) 状态识别准确率分析

从每类故障样本中另取 25 组数据共 100 组,与 NRC 实验数据 100 组,用于异常状态识别算法准确率的判断,峭度值阈值和分段能量比阈值分别为 5 和 2。表 2 为完整算法准确率的判断结果,除 NRC 外,其余故障类型状态识别准确率达 100%,而 NRC 由于负载投入时插座出现了短暂电火花,导致波形出现了高幅值、短延时的瞬态冲击,与 SAF 特征混淆。但 NRC 的识别准确率仍达到 98%,总体启动准确率达到 99%。值得一提的是,尽管实验中非线性负载回路的电流谐波含量较大,但本研究的启动算法仍能准确运行,有效避免了高次谐波造成的短延时、高幅值脉冲的干扰。

2) 故障分类准确率分析

从每类故障样本中另取 50 组数据共 200 组,用于故

表2 各种状态的识别准确率

Table 2 Recognition accuracy of various states

实验类型	样本数	正确样本数	准确率/%
SAF	25	25	100
GAF	25	25	100
ES	25	25	100
GGF	25	25	100
NRC	100	98	98
总计	200	198	99

障分类准确率分析,结果如表 3 所示。其中 SAF 和 ES 的识别准确率达 100%,对于 GAF,有两组被误判为 SAF,如图 12 所示,由于接地电阻受电气环境影响,当接地电阻近似为阻性负载时,波形中高频脉冲特征含量过高,远大于工频分量,导致原电流波形的变化趋势受高频分量支配,从而被误判为 SAF,但 GAF 的诊断准确率仍达到 96%。对于 GGF,有一组一般接地故障被误判为 ES,主要是由于电机负载启动导致电网电压出现波动导致故障类型判断错误。综上,200 组实验数据中 197 组判断正确,总分类准确率为 98.5%。

表3 故障类别的分类准确率

Table 3 Classification accuracy of various fault categories

实验类型	样本数	正确样本数	准确率/%
SAF	50	50	100
GAF	50	48	96
ES	50	50	100
GGF	50	49	98
总计	200	197	98.5

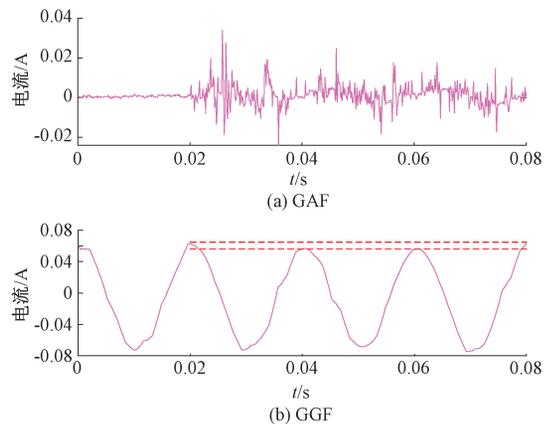


图 12 误判样本的波形分析

Fig. 12 Waveform analysis of misjudged samples

3.4 算法适应性分析

1) 抗干扰能力分析

由于实际现场可能存在大量噪声^[32],因此验证在有

噪声情况下,算法是否可以有效识别非常重要。从能被正确识别的各类故障样本中随机抽取 50 组作为分析样本 D1,加入 20 dB 高斯白噪声后进行识别,结果如表 4 所示。可见加入噪声后识别成功率仍达到 99.5%,这是由于故障判据主要取自于经 WPD 处理后的信号重构分量,具有较强的抗噪能力。

表 4 噪声干扰下的分类准确率

Table 4 Classification accuracy under noise interference

实验类型	样本数	正确样本数	准确率/%
SAF	50	50	100
GAF	50	49	98
ES	50	50	100
GGF	50	50	100
总计	200	199	99.5

2) 低采样率下诊断能力分析

由于 SAFs 的高频特征丰富,目前关于 SAF 检测的方法一般以较高的采样率运行,然而高采样率代表着较高的设备成本投入以及软件资源开销。另外,触电电流以工频为主,对采样率要求低于 SAF 检测。本研究所使用的采样率为 10 kHz,为了验证在低采样率下所提算法的有效性,将样本 D1 分别降采样至 5 和 2 kHz 进行测试。对比两个采样率下的识别结果可知(如表 5 所示),在 5 kHz 的采样率下,算法仍能有效识别 4 类故障;在 2 kHz 的采样率下,无弧接地故障的识别效果仍较为理想,而 SAF 与 GAF 分别有 16 和 12 个样本被误判,原因是在该采样率下弧电流的高频信息减少,其高频脉冲含量远低于 10 kHz 采样率,使得故障后的高频分段能量比 HR_n 低于所设阈值,导致电弧性故障识别准确率降低。因此若需获得故障剩余电流的有效信息,波形采样率应不小于 5 kHz。

表 5 低采样率下的分类准确率

Table 5 Classification accuracy under low sample frequency (%)

实验类型	样本数	5 kHz	2 kHz
SAF	50	100	68
GAF	50	100	76
ES	50	100	100
GGF	50	98	96
总计	200	99.5	85

3.5 诊断时间分析

根据上述分析,电弧故障是导致电气火灾的主要诱因,触电故障则危及人身安全。因此,在低压电网中发生

电弧故障及触电故障时,RCD 应及时动作,诊断时间越短,对人身财产安全的意义越大。

本研究的诊断时间可大致分为两个部分:

1) 首先,异常状态识别算法中,由于采样频率为 10 kHz,所以每采集一个点需要 0.1 ms,计算判断一次峭度值是否越限需要 0.04 ms,小于采集一个点所用时间。若进入故障确认程序,需要采集扰动点后的 200 个数据点进行故障确认,因此需要延时 20 ms,故障确认程序需用时 4 ms。综上,启动算法共用时 24 ms。

2) 发生故障后,需采集 60 ms 的波形进行故障特征提取。所用故障分类方法识别出电弧故障与无弧接地故障分别需用时 18.3 和 20.9 ms。

综上,对于需要动作的 ES 和电弧性故障,所用算法的总判断时间分别为 80.9 和 78.3 ms,表明此方法可以在极短的时间内检测出危险的故障类型,能够在实际中进行应用。

3.6 不同方法对比分析

为验证所提方法的性能,将其与以下 4 种故障检测方法进行比较。鲍光海等^[4]通过计算 500 ms 内每个工频周期剩余电流的峭度值与脉冲数,与所设阈值对比来判断是否发生 SAF。Yang 等^[9]对触电后第 2 和第 3 周期波形绝对差分点进行加权积分计算分段周期面积差,与所设阈值进行对比来区分 ES 与 GGF。Wang 等^[24]使用卷积神经网络训练原始电流波形数据集,实现多种负载类型的 SAF 诊断。高伟等^[25]结合高斯核 Fisher 判别分析与最大信息系数筛选不同接地故障类型的最优特征集,利用改进在线顺序极限学习机算法区分 ES 与 GGF。除文献[4]按方法需求对相同故障样本进行截取外,其他 3 种方法使用与本研究同一样本进行测试,对比结果如表 6 所示。

表 6 各种方法的对比

Table 6 Comparative results of various methods

检测方法	诊断时间/ms	SAF/%	GAF/%	ES/%	GGF/%	总计/%
文献[4]	500	94.2			91.7	
文献[9]	71.27			92	94	
文献[24]	97.5	100	96	100	96	98
文献[25]	86.3	98	94	92	94	94.5
本文	79.6	99	95.04	99	97.02	97.52

从表 6 可以看出,尽管文献[9]诊断时间最短,但所用特征未考虑对因摆动导致触电面积变化的电流变化,具有一定的局限性;而文献[4]易受随机噪声的干扰,因此检测准确率较低。另外文献[4,9]所能识别的故障类

型有限。文献[24]仅用简单的卷积神经网络就能达到较高的准确率,但模型特征提取过程仍较复杂,导致检测时间高达 97.5 ms。由于 4 种故障存在一定的时频特征重叠,文献[25]所用特征池对故障特征描述效果有限,因而故障分类精度最低。相比之下,所提方法在较短时间内实现了高准确率的故障诊断效果,能够有效识别出低压交流配电网种 ES、SAF、GAF 和 GGF 多种故障类型,计算量小,经济性相对较优。

4 算例的硬件实现及测试

为进一步验证所提算法的有效性,设计了 RCD 物理样机,主要包括剩余电流互感器、信号调理电路、A/D 转换模块、MCU、RS485 通信模块、继电器控制电路等模块。设计框图和样机实物如图 13 和 14 所示。剩余电流互感器的变比为 1 A/0.5 V,其中 10 mA~1 A 的测量精度为 0.5 级,可以确保所提方法能检测到更低的电流;A/D 模块选用 AD7606 芯片,具备 16 位、8 通道和 200 Ksps 的同步采样速率,满足正常的电压、相电流和零序电流以 10 kHz 进行采样的要求;调理电路芯片选用 AD8226,可以实现 1~1 000 倍的信号增益;MCU 为 STM32F407,具备 168 MHz 的工作频率,512 k 程序存储器和 192 kB 数据存储,内置的存储空间支持快速记录并存储 4 周波以上的故障波形,浮点运算功能可以支持就地进行故障的启动和诊断。利用剩余电流互感器采集供电回路的总剩余电流并作为装置的输入信号,通过 A/D 转换将模拟信号转换为数字信号传输到中央处理器中进行故障判断。指示灯用于故障类型显示,继电器控制电路用于在发生需要动作的故障时控制接触器使其快速切断供电回路。

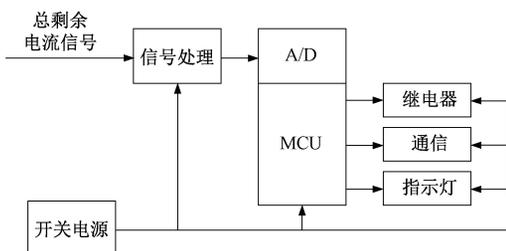


图 13 RCD 样机设计

Fig. 13 Design block diagram of RCD prototype

利用故障实验平台进行低压配网常见的 4 种故障实验,测试 ES、GGF、SAF 和 GAF 情况各 20 组,线路正常情况 20 组,识别准确率达 96%。其中正常运行情况有一组被误判为 SAF,两组 GGF 被误判为 GAF,这是因为电网噪声过大,导致许多高频毛刺被误识别为高频脉冲。另外,有一组 GGF 被误判 ES,这是因为漏电初始时刻的暂



图 14 RCD 样机实物

Fig. 14 Physical object of RCD prototype

态冲击幅值过高,导致故障工频电流分量第 1 周期幅值远大于稳态幅值,使得 S_{ES} 变大导致样本被误判为 ES。

5 结论

依据剩余电流保护技术,提出一种基于小波包分解和特征分量动态优选的低压电网触电和电弧故障辨识方法,通过对剩余电流多层次特征分析实现对电弧性故障与触电事故的识别,提高了 RCD 的保护能力。基于剩余电流正常与故障信号的普遍差异,本研究所提的异常状态识别算法能够精准定位故障时刻,并排除非故障干扰,实际故障检测准确率达到 99%,在各种常见故障中表现良好。另外,本研究所提的故障类型识别方法的分类准确率达到 97.52%,具备较强的抗干扰能力。算法最高诊断时间为 80.9 ms,远小于触电的危险时间 200 ms 以及电弧故障保护时间,表明该方法能够在极短的时间内检测到危险故障,提高了 RCD 的可靠性。值得说明的是,经小波包分解和特征分量动态优选后的重构信号具有显著的故障特征,直接用阈值法就可以对不同类型的故障进行有效区分。相较于机器学习算法,阈值法具有适应性强,算力小、检测速度快等特点,易于在低成本的嵌入式上实现,具有更为显著的实际应用价值,能够为新一代 RCD 的研制提供参考。

参考文献

- [1] 向骊羽,周义博,苏盛,等. 基于台区剩余电流关联性分析的接线错误漏电用户识别方法[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(20): 191-199.
XIANG L Y, ZHOU Y B, SU SH, et al. Identification Method for users with wiring errors and leakage current based on correlation analysis of residual current in distribution station area [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(20): 191-199.

- [2] 王玮, 徐丙垠, 孙中玉, 等. 低压配电网电弧故障电压差分检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8674-8689.
WANG W, XU B Y, SUN ZH Y, et al. Differential voltage method for arc fault detection in low voltage distribution network [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8674-8689.
- [3] 周凯欣, 冯萧飞, 苏盛, 等. 基于时序关联特性的错误接线漏电用户定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 247-259.
ZHOU K X, FENG X F, SU SH, et al. User location method of Erroneous wiring and leakage electricity based on timing correlation characteristics[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 247-259.
- [4] 鲍光海, 江润. 基于磁通不对称分布的串联电弧故障检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 54-61.
BAO G H, JIANG R. Research on series arc fault detection based on asymmetrical distribution of magnetic flux[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 54-61.
- [5] 赵怀军, 杨文强, 杜松峰, 等. 多参量融合的路灯触电事故检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(3): 70-78.
ZHAO H J, YANG W Q, DU S F, et al. Research on detection method of street lamp electric shock accident based on multi parameter fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(3): 70-78.
- [6] 韩晓慧, 杜松怀, 苏娟, 等. 基于参数优化的最小二乘支持向量机触电电流检测方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(23): 238-245.
HAN X H, DU S H, SU J, et al. Determination method of electric shock current based on parameter-optimized least squares support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(23): 238-245.
- [7] 李春兰, 高阁, 张亚飞, 等. 基于局部均值分解(LMD)的单通道触电信号盲源分离算法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(12): 200-208.
LI CH L, GAO G, ZHANG Y F, et al. Single channel electric shock signals blind source separation algorithm based on local mean decomposition[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(12): 200-208.
- [8] 刘永梅, 杜松怀, 盛万兴. 基于SVM-神经网络融合反馈的触电电流检测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(5): 1972-1977.
LIU Y M, DU S H, SHENG W X. Prediction method of electric shock current based on SVM and neural network fusion feedback [J]. Power System Technology, 2020, 44(5): 1972-1977.
- [9] YANG G J, QUAN SH X, GAO W. A new-designed biological electric shock identification method in low-voltage distribution network [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(3): 1558-1568.
- [10] ZHAO H, XIAO X Y, SUN Q Q. Identifying electric shock in the human body via α dispersion [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2018, 33(3): 1107-1114.
- [11] 李春兰, 罗杰, 王长云, 等. 基于循环谱特征和聚类分析的触电识别[J]. 电工技术学报, 2021, 36(22): 4677-4687.
LI CH L, LUO J, WANG CH Y, et al. Electric shock recognition method based on cyclic spectrum features and cluster analysis [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(22): 4677-4687.
- [12] ZOU G F, FU G X, HAN B ZH, et al. Series arc fault detection based on dual filtering feature selection and improved hierarchical clustering sensitive component selection [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(6): 6050-6060.
- [13] 刘鹏辉, 张亚柠, 戴瑜兴, 等. 基于故障旁路特征的电网电弧接地故障辨识[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(7): 148-157.
LIU P H, ZHANG Y N, DAI Y X, et al. Arc grounding fault identification based on sound line features in power grid [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(7): 148-157.
- [14] 张婷, 张认成, 杨凯. 基于非对称卷积神经网络电弧故障检测系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(11): 116-125.
ZHANG T, ZHANG R CH, YANG K. Arc fault detection system based on asymmetric convolutional neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(11): 116-125.
- [15] 张展, 扶铸, 杨晋, 等. 一种基于逐次变分模态分解

- 的谐波检测方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(15): 187-196.
- ZHANG ZH, FU ZH, YANG J, et al. A harmonic detection method based on successive variational mode decomposition[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(15): 187-196.
- [16] 赵怀军, 秦海燕, 刘凯, 等. 基于相关理论及零休特征融合的串联故障电弧检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 218-228.
- ZHAO H J, QIN H Y, LIU K, et al. A series fault arc detection method based on the fusion of correlation theory and zero current feature[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(4): 218-228.
- [17] WANG ZH Y, TIAN SH G, GAO H X, et al. Efficient detection of series arc fault at the back end of frequency converter using KTDM-Optimized lightweight model[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 1-15.
- [18] 刘艳丽, 杨贺允, 刘乙雁, 等. 基于电源端电压的电动汽车电弧故障检测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 262-270.
- LIU Y L, YANG H Y, LIU Y Y, et al. Arcing fault detection in electric vehicles based on power supply terminal voltage [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(5): 262-270.
- [19] ZHANG Y, CHEN H C, LI ZH, et al. Lightweight AC arc fault detection method by integration of event-based load classification[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(4): 4130-4140.
- [20] 王俊法, 胡伟, 王玮, 等. 电压电流能量信息融合的低压交流电弧故障检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(3): 55-66.
- WANG J F, HU W, WANG W, et al. Low voltage AC arc fault detection based on energy information fusion of voltage and current[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(3): 55-66.
- [21] JIANG R, BAO G H, HONG Q T, et al. Machine learning approach to detect arc faults based on regular coupling features[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(3): 2761-2771.
- [22] JIANG R, BAO G H. Series arc fault detection method based on signal-type enumeration and zoom circular convolution algorithm[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(10): 10607-10617.
- [23] 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.
- [24] WANG Y, HOU L M, PAUL K C, et al. ArcNet: Series AC arc fault detection based on raw current and convolutional neural network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(1): 77-86.
- [25] 高伟, 饶俊民, 全圣鑫, 等. 不均衡小样本下多特征优化选择的生命体触电故障识别方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(7): 2060-2071.
- GAO W, RAO J M, QUAN SH X, et al. Biological electric shock fault identification method based on multi-feature optimization selection under unbalanced small sample [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(7): 2060-2071.
- [26] 李春兰, 叶豪, 王成斌, 等. 基于猪触电试验的人体触电规律研究[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2019, 40(5): 553-558, 565.
- LI CH L, YE H, WANG CH B, et al. Human electric shock law based on pig electric shock experiment[J]. *Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition*, 2019, 40(5): 553-558, 565.
- [27] 栾孝驰, 赵俊豪, 沙云东, 等. 基于循环提取有效信息的主轴承故障特征增强方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 251-262.
- LUAN X CH, ZHAO J H, SHA Y D, et al. A main bearing fault feature enhancement method based on cyclical information extraction [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(3): 251-262.
- [28] LIU C C, ZHUO F, WANG F. Fault diagnosis of commutation failure using wavelet transform and wavelet neural network in HVDC transmission system[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 3525408.
- [29] 覃尚昊, 胡迎春, 周明, 等. 基于改进VMD与特征选择的路灯故障检测方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(9): 92-99.

QIN SH H, HU Y CH, ZHOU M, et al. Streetlight fault detection method based on improved VMD and feature selection [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(9): 92-99.

- [30] KONG L, NIAN H. Fault detection and location method for mesh-type DC microgrid using Pearson correlation coefficient[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2021, 36(3): 1428-1439.
- [31] HAN C X, WANG ZH Y, TANG AI X, et al. Recognition method of AC series arc fault characteristics under complicated harmonic conditions[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 3509709.
- [32] 苏斌, 侯思祖, 郭威. 基于图像融合和双通道卷积神经网络的配电网故障选线方法研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(9): 54-66.
- SU B, HOU S Z, GUO W. Research on distribution network fault line selection method based on image fusion and dual-channel convolutional neural network [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(9): 54-66.

作者简介



高伟(通信作者), 2005年和2008年于福州大学分别获得学士和硕士学位, 2021年于台湾科技大学获得博士学位, 现为福州大学电气工程与自动化学院副教授, 主要研究方向为电力系统状态评价、系统及设备故障诊断。

E-mail: gaowei0203@fzu.edu.cn

Gao Wei (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees from Fuzhou University in 2005 and 2008, respectively, received his Ph. D. degree from National Taiwan University of Science and Technology in 2021. Now he is an associate professor at the College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University. His main research interests include power system condition assessment, system and equipment fault diagnosis.



陈渊隆, 2022年于福州大学获得学士学位, 现为福州大学硕士研究生, 主要研究方向为低压配电网触电和电弧故障检测。

E-mail: 879736707@qq.com

Chen Yuanlong received his B. Sc. degree from Fuzhou University in 2022. Now he is a M. Sc. candidate at Fuzhou University. His main research interests include detection of electric shock and arc fault in low voltage distribution network.



黄天富, 2010年和2013年于华北电力大学分别获得学士和硕士学位, 现为国网福建省电力有限公司营销服务中心量传检验部副主任, 主要研究方向为电力智能量测技术。

E-mail: 18860103383@163.com

Huang Tianfu received his B. Sc. and M. Sc. degrees from North China Electric Power University in 2010 and 2013, respectively. Now he is an associate director at the Measurement and Inspection Department, State Grid Fujian Marketing Service Center. His main research interest includes smart power measurement technology.