

不同电极材料条件下改进 Catboost 算法的 直流故障电弧检测算法

孟羽¹, 陈思磊¹, 吴子豪², 王辰曦², 李兴文¹

(1. 西安交通大学电力设备电气绝缘国家重点实验室, 710049, 西安;

2. 国网陕西省电力公司电力科学研究院, 710010, 西安)

摘要: 为了研究直流系统内不同电极材料对故障电弧检测造成的干扰, 针对性地解决多种电极材料下故障电弧检测的误动与拒动问题, 提出了改进 Catboost 算法的直流故障电弧检测算法。搭建直流故障电弧实验平台, 以拉弧的方式获取了 6 种电极材料条件下的直流故障电弧数据, 通过构建故障电弧检测特征评价指标, 采用小波变换方法在不同电极材料条件下更有效地提取故障电弧时频特征; 分析不同电极材料对直流故障电弧检测特征、算法效率的影响, 指出检测特征指标与材料熔点、电阻率呈正相关关系; 提出的算法相较于现有的阈值比较算法和 Adaboost 算法提高了电弧检测范围, 有效解决了纯铝电极材料下难以准确检测电弧的问题。该算法在 6 种不同电极材料下均能实现 1.5 s 内对电弧的快速检测, 检测准确率达到 100%, 满足 UL1699B 标准要求。

关键词: 直流系统; 故障电弧; 电极材料; 时频特征; Catboost 算法

中图分类号: O441.1 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202203013 **文章编号:** 0253-987X(2022)03-0124-11



OSID 码

A DC Arc Fault Detection Method Based on Catboost Algorithm for Different Electrode Materials

MENG Yu¹, CHEN Silei¹, WU Zihao², WANG Chenxi², LI Xingwen¹

(1. State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Electric Power Research Institute of State Grid Shaanxi Electric Power Company, Xi'an 710010, China)

Abstract: In order to study the interference of different electrode materials on arc fault detection in DC system, and to solve the malfunction problems of arc fault detection with avarious electrode materials, a DC arc fault detection algorithm based on Catboost algorithm is proposed. A DC arc fault experiment platform is built and the DC arc fault data from 6 electrode materials are obtained by the pulling-apart method. Through constructing the evaluation index of the arc fault detection characteristic, the wavelet transform method is used to extract time-frequency characteristics of arc faults more effectively for different electrode materials. The influences of different electrode materials on DC arc fault detection characteristics and efficiency of the algorithms are analyzed, and it is pointed out that the detection characteristic index has a positive correlation with the melting point and resistivity of electrode material. Compared with the existing threshold comparison method and the Adaboost algorithm, the proposed algorithm improves the range of arc fault detection and effectively solves the problem that it is difficult to

accurately detect arc faults using pure aluminum electrode material. This algorithm can realize rapid detection of arc faults within 1.5 s for the 6 different electrode materials, and the detection accuracy reaches 100%, which meets the requirements of UL1699B standard.

Keywords: DC system; arc fault; electrode material; time-frequency feature; Catboost algorithm

随着我国提出“碳达峰、碳中和”的战略规划,电力系统中的水电、风电、光伏等清洁能源的配用电技术成为了电力行业的重要研究方向。在此背景下,新型电力系统基建行业及直流配用电系统的技术日趋发展,国家电网公司及中国南方电网公司各自主导的直流配用电系统示范工程也逐步落地建设,并计划在未来将直流配用电技术推广至民用住建及市政领域。随着直流系统容量的逐步增大,线缆网络的复杂性及负载类型的多样性提高了保障直流系统安全、可靠、稳定运行的难度。由于连接松动、绝缘损坏等原因产生的故障电弧则将成为直流用电安全领域最大的隐患^[1]。直流故障电弧电流没有过零点,因此相较于交流电弧更容易自持燃烧,在缺乏检测保护的情况下极易引发电气火灾,从而严重影响直流系统的安全与稳定^[2]。

根据发生位置故障电弧主要可分为串联故障电弧及并联故障电弧^[3]。并联故障电弧的发生会瞬间增大回路中的电流幅值,这可被传统的过流保护装置检测并及时切除故障。对于串联故障电弧,其会引发回路中电流幅值的下降,传统保护装置难以检测,因此需要利用故障电弧检测算法进行及时有效地检测以实现整个系统回路的保护^[4-5]。

为了有效地检测直流故障电弧,2013 年由国际电工委员会(IEC 62606)制定了直流故障电弧检测设备的国际标准,规定额定电压超过 80 V 的光伏直流系统必须安装故障电弧检测装置^[6];美国保险商实验室也于 2011 和 2018 年制定并改进了 UL1699B 标准用于评估光伏直流系统内故障电弧检测算法的有效性^[7]。标准内规定直流故障电弧主要由如图 1 所示的直流故障电弧发生装置(AFG)模拟产生。通过上位机控制步进电机从而操控移动电极按照标准规定的分离速度移动至设置好的电弧间隙,最终以拉弧的方式在回路中产生故障电弧。电极采用直径为 6.35 mm 的铜棒电极,每次故障电弧实验后均需要打磨除去电极表面生成的氧化物,保障下次实验时电极接触良好。

国内外研究人员主要参考上述标准进行了直流故障电弧实验并研究了相应的故障电弧检测技术。美国俄亥俄州立大学的王瑾等利用带通滤波以及

Hurst 指数模拟构建了 48 V 电动汽车内故障电弧检测特征,采用阈值比较的算法在较少的计算量下获得了 100%的检测准确率^[8]。伊朗设拉子大学的 Ahmadi 等利用 PCA 算法实现了盲源分离式的故障电弧检测特征提取,通过最大类间方差法获得了理想的设定阈值,实现了 12 ms 以内的故障电弧检测^[9]。西安交通大学的熊庆等通过 4 阶 Hilbert 天线获取故障电弧电测辐射信号,选用 36~42 MHz 构建故障电弧检测特征从而正确区分电弧及开关操作引起的系统暂态^[10-11]。西安交通大学的陈思磊等利用欧拉、方差等时域信号构建了直流阻性系统条件下的电弧特征,实现了 0.25 s 内对故障电弧的有效检测^[12-13]。

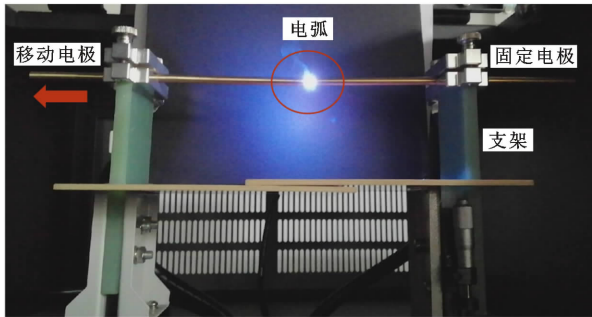


图 1 直流故障电弧发生装置

Fig. 1 DC arc fault generator (AFG)

直流系统应用场景丰富广泛,线路复杂多样,因此直流系统内使用的线缆材料也种类繁多。故障电弧发生时刻及发生位置具有随机性,不同材料的线缆均可能发生直流故障电弧。不同材料线缆特性不尽相同,因此可能会对故障电弧检测特性造成干扰。研究不同电极材料对故障电弧检测特征的影响并针对性地提出适用于各种材料的故障电弧检测算法至关重要,可进一步提升直流故障电弧检测适用范围与检测准确率,这也属于国内外尚未开展相关研究的方面。本文通过构建直流故障电弧检测特征评价指标,分析了不同材料特性引起的直流故障电弧特征差异,基于机器学习提出了一套适用于多种电极材料的直流故障电弧检测算法,并基于材料差异从安全保护角度提出了降低电弧风险的建议。

1 直流故障电弧实验平台与典型实验结果

1.1 直流故障电弧实验平台

为了研究不同电极材料条件下的故障电弧检测特征,本文搭建了如图 2 所示的直流故障电弧实验回路。实验回路主要通过直流模拟器供电,通过串联在回路中的故障电弧发生装置以拉弧的方式模拟产生故障电弧,选用电阻及逆变器两种负载作为多场景直流系统的用电设备,通过 Q_1 、 Q_2 、 Q_3 断路器开关控制负载的投切。拉弧模拟的是故障电弧发生过程中不断增大的生弧间隙。随着绝缘老化和连接端子松动程度的增加,直流系统运行中可能会因接触压力的减小而突然出现可见的弧隙。动物咬伤或环境影响等意外的外部损伤因素,也可能会将可见的弧隙引入至直流系统。直流模拟器既可以按照既定的光伏曲线进行输出,实现对光伏阵列供电的模拟,也可以以恒压的方式实现 375、750 V 等常见直流电压等级的供电输出。回路中的电流传感器 YOKOGAWA 701930 采样频率为 1 MHz,可以有效测量故障电弧发生前后电流参数的变化,为探究故障电弧检测特征奠定了基础。

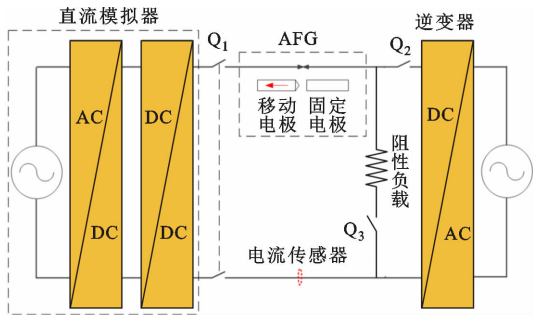


图 2 直流故障电弧实验回路
Fig. 2 DC Arc fault experimental circuit

为了探究不同材料对故障电弧检测特征的影响,准备了紫铜、黄铜、纯铝、不锈钢、石墨、球墨铸铁共 6 类材料的电极实验,通过改变电极材料类型从而获得不同材料条件下的故障电弧数据。表 1 给出了电气工程领域的 6 类常用电极材料在直流场景中的主要应用,通过研究由这 6 类材料引起的故障电弧特征改变,可以有针对性地设计适用于不同电极材料下的直流故障电弧算法。特别地,由于紫铜材料应用范围最为广泛,被 UL1699B 标准选用为试验电极,因此本文也以紫铜电极材料的故障电弧波形为例进行说明。

表 1 6 类不同电极材料在直流场景中的主要应用
Table 1 Main applications of six electrode materials

电极材料	主要应用
紫铜	因良好的导电性而作为直流母线、电缆、接线端子、电路板等元件的主要材料
黄铜	因良好的耐压、耐热性质而被制作为电气连接零件
纯铝	因良好的导电性而作为电子元件、母线、电缆等元件的主要材料
不锈钢	因良好的耐腐蚀特性而用于输电线路接地装置 ^[14] 、接线端子等
石墨	因较好的导电性而用于制作电极、电刷、碳棒、电器元件等
球墨铸铁	因较高的强度而用于加固电器内的零件,与电器内导体接触较多

1.2 直流故障电弧典型波形

图 3 所示为直流故障电弧电流及电弧电压实验波形,电极材料采用紫铜材料,负载选用逆变器进行实验。阶段 1 系统处于正常运行状态,在故障电弧发生后,阶段 2 回路电流的幅值略有下降,振荡幅度增大,电弧电压明显从 0 增加至 25 V 左右,在持续燃烧 4 s 后人为开断回路开关,故障电弧迅速熄灭,电流降低至 0,形成停机阶段 3。

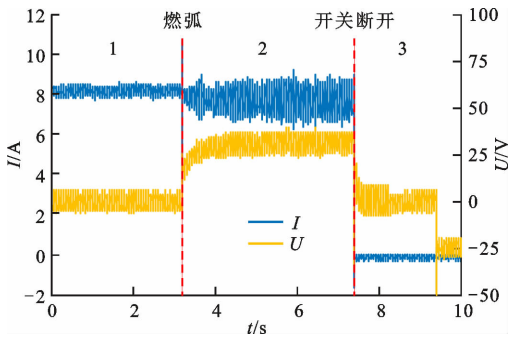


图 3 直流故障电弧电流及电弧电压实验波形
Fig. 3 Experimental waveforms of arc current and arc voltage in DC fault

由于直流系统中负载启停机、负载投切、光照幅度改变等因素的影响,回路电流会出现类似于故障电弧实验波形的系统暂态电流变化。图 4 所示为逆变器输出功率出现调整后的系统暂态波形,系统状态调整后的阶段 2 也出现了电流幅值的下降过程,在故障电弧检测过程中容易被误认为是故障电弧而产生误动干扰,因此需要构建合适的故障电弧检测特征量来有效区分故障电弧状态及正常状态,保障

高准确率的故障电弧检测算法。

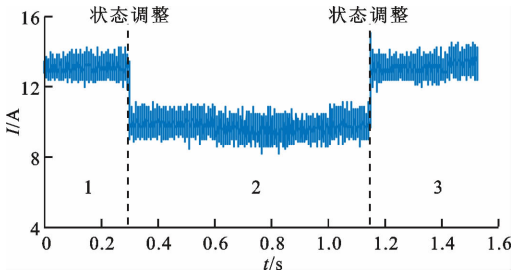


图4 逆变器输出功率出现调整后的系统暂态实验电流波形

Fig. 4 Current waveform in a fault-like condition

2 直流故障电弧检测时频特征分析

合适的直流故障电弧检测特征不仅需要具备不同电极材料条件下的故障电弧有较好的区分程度,同时还需要在系统暂态条件下保持较好的一致性。故障电弧发生前后电流幅值的变化容易受到系统环境噪声、负载噪声等干扰,很难在时域内较为明显地进行区分;傅里叶变换虽然可以较好地能在频域内获得故障电弧噪声信息,但傅里叶变换作为一种全局性变换,其较长的计算时间严重影响了故障电弧检测的实时性,因此为了更好地及时获取故障电弧信息,常常采用时频综合分析手段构建直流故障电弧检测特征^[15-16]。

2.1 直流故障电弧短时傅里叶变换特征

短时傅里叶变换(STFT)在傅里叶变换的基础上对信号进行加窗处理,通过对每个时间窗的数据进行频谱分析从而获得整个故障电弧电流的时频信息,这改善了傅里叶变换的局限性^[17],其计算公式如下

$$S[I](t, f) = \sum_{m=0}^{N-1} I(m + t\Delta t)h(m)e^{-j2\pi mf/N} \quad (1)$$

式中: $S[I]$ 为STFT分解得到的二维矩阵; h 为窗函数, m 为窗序数; Δt 为单位时间窗长度, N 为单位时间窗内的采样点数。其中,汉明窗的加权系数能使副瓣最小,频谱泄漏最小,因此常作为分析时间窗进行短时傅里叶变换^[18],以此构建的故障电弧检测特征记为 F_s 。

图5所示为纯铝电极故障电弧短时傅里叶特征,电极材料为紫铜、选用逆变器作为用电负载,短时傅里叶特征频段为7.5~7.625 kHz。可以看到,在故障电弧发生后,阶段2构建得到的检测特征量幅值出现了较大幅度的提升,未发生电弧的阶段1与阶段3特征量幅值较小,从而可以较好地实现对故障电弧状态及正常状态的有效区分。图6为系统

暂态条件下构建得到的短时傅里叶检测特征,在系统状态调整瞬间,检测特征量会出现较大幅值的脉冲,之后特征量幅值趋于稳定,且与阶段1正常运行时的特征量幅值保持一致,这与故障电弧发生时特征量的变化存在差异。环境噪声主要体现在低频部分,通过短时傅里叶变换可以有效滤除低频成分,从而获取电弧有效信息;系统暂态调整过程出现的脉冲时间较短,可以通过适当延长电弧判断时间实现多个时间窗检测特征的比较,从而达到区分故障电弧与系统正常暂态过程的目的。

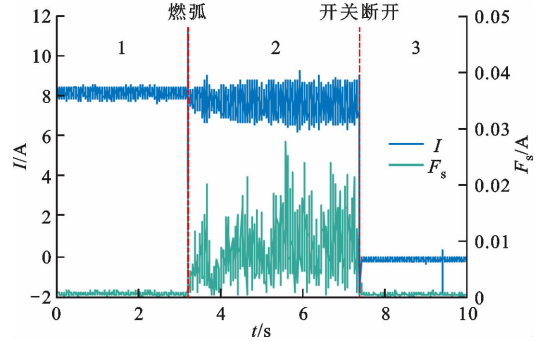


图5 紫铜电极故障电弧短时傅里叶特征

Fig. 5 STFT characteristic of arc fault with red copper electrode

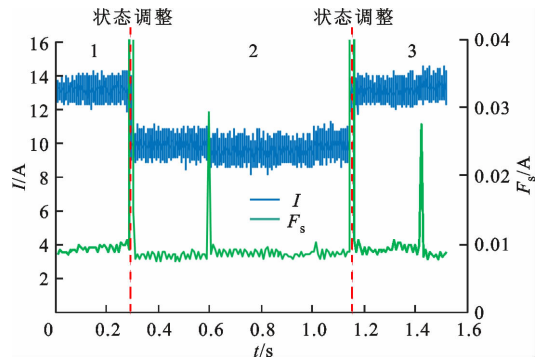


图6 系统暂态条件下构建得到的短时傅里叶检测特征

Fig. 6 STFT detection characteristic in a fault-like condition

图7为纯铝电极故障电弧短时傅里叶特征,其电弧前后的特征差异不如紫铜电极材料明显。虽然阶段2有一些特征量幅值得到了提升,但是故障电弧发生前后特征量重叠较为明显,以此为基础的故障电弧检测算法极易出现拒动的现象,即较难检测到故障电弧的发生。

故障电弧检测特征量幅值提升越明显,越有利于提高后续算法的检测准确率,因此需要构建特征量提升定量指标,从而更好地评判特征构建效果,为后续检测算法的设计提供借鉴与参考。由于阶段3出现在故障电弧发生后,且是由于人为开断电路产

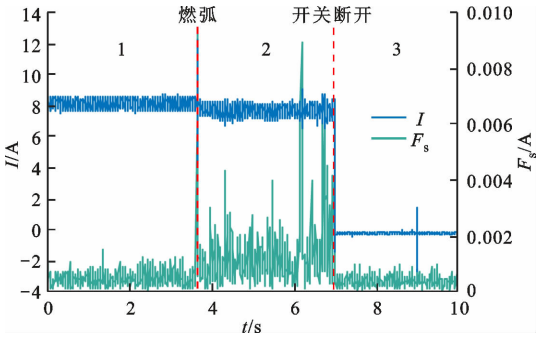


图 7 纯铝电极故障电弧短时傅里叶特征
Fig. 7 STFT characteristic of arc fault with aluminum electrode

生,因此并非具体讨论分析的重点,综合比较阶段 1 与阶段 2 特征量幅值,定义了特征提升比为

$$T = \frac{M_2}{M_1} \tag{2}$$

式中: M_2 为故障电弧发生后即阶段 2 特征量的平均值; M_1 为故障发生前电流稳定时即阶段 1 的特征量平均值。提升比 T 越大表明故障电弧发生前后特征值变化越明显,越容易实现故障电弧发生时刻的定位。特别地,对于系统暂态波形,阶段 2 选取状态变化后的电流波段数据,从而构建同样的故障电弧特征,要求系统暂态波形的特征提升比尽可能小。本文重点讨论了电阻及逆变器两类负载条件下的特征提升比,故将电阻条件的特征提升比设为 T_1 ,将逆变器条件的特征提升比设为 T_2 。

表 2 给出了不同电极材料与负载类型的故障电弧特征提升比。每组电极材料与负载类型均至少采集了 15 组波形,表 2 中数值为全部波形特征提升比的均值,从而可以更好地分析构建特征量对于不同电极材料的适用性。

表 2 不同电极材料与负载类型的故障电弧特征提升比

Table 2 Improvement ratios of arc fault characteristics for different electrode materials and different loads based on STFT

电极材料	T_1	T_2
紫铜	2.06	5.18
黄铜	1.62	2.15
纯铝	1.04	1.79
不锈钢	2.80	8.87
石墨	3.81	9.62
球墨铸铁	2.97	5.54

由表 2 可以看出,对于电阻负载,无论电极材料

如何,其相较于逆变器负载计算得到的特征提升比普遍偏小;而对于同一负载,不同电极材料条件计算得到的特征提升比大小趋势基本相同,石墨电极材料的特征提升比最大,纯铝电极材料的特征提升比最小。其中纯铝电极材料、电阻作为负载的条件计算得到的特征提升比平均值仅为 1.04,意味着故障电弧发生前后特征幅值基本无变化,很难利用检测算法对故障电弧发生时刻进行有效定位,因此需要寻找一种适用于不同电极材料、不同负载的故障电弧检测特征构建算法。

2.2 直流故障电弧小波变换特征

相较于短时傅里叶变换,小波变换时间窗长度是变化的,可以实现在低频部分适当增加时间窗的长度,在高频部分适当减小时间窗的长度,从而获取更好的时间分辨率与频率分辨率^[19]。离散小波变换公式如下

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} d_{k,n} \Psi_{k,n}(t), \quad d, \Psi \in L^2(R) \tag{3}$$

式中: $x(t)$ 为待分析信号; d 为变换后得到的系数; k 为母小波伸缩的指标; n 为母小波平移的指标; Ψ 为变换所选用的母小波; $L^2(R)$ 为实数域平方可积空间。

陈思磊等在研究光伏直流故障电弧检测时发现,采用 Rbio3.1 小波相较于传统的 Db 小波家族可以更好地构建故障电弧的时频特征^[20],因此本文主要采用 Rbio3.1 作为母小波对故障电弧电流系统进行构建。小波变换也可有效滤除原始采集信号的低频部分,获取有效电弧信息,构建得到的特征可以区分故障电弧与系统正常暂态过程。由 2.1 节可知,纯铝材料、电阻负载条件下的故障电弧短时傅里叶特征提升比最小,因此为了更好地构建适用于不同材料的故障电弧特征,主要以纯铝电极材料、电阻负载条件的故障电弧波形为例进行小波变换参数的选择,小波变换得到的检测特征量定义为 F_w 。

不同小波分解层数会对分析频段的范围产生影响,若小波分解层数过少,则会导致小波变换分析频段范围过大,容易引入环境噪声、负载噪声等干扰,不利于特征的构建;若小波分解层数过多,则会造成代码运算量的增加,延长检测时间,因此需要在可接受的特征提升比范围内最大限度地减少小波分解层数。表 3 给出了不同小波分解层数下特征提升比效果,由于小波分解层数不同,分析频段的频率范围也存在差异。比较含 23.44~31.25 kHz 频段的特征发现,随着小波分解层数的增加,特征提升比在逐渐

增加,当采用 6 层小波分解时便可以较好地提升纯铝电极在阻性负载条件下的故障电弧特征提升比,2.831 1 的特征提升比足够实现对故障电弧发生时刻的定位,因此无需再增加小波分解层数。

表 3 不同小波分解层数对故障电弧的提升效果

Table 3 Effect of the number of wavelet decomposition layers on the improvement ratio of arc fault		
小波分解层数	小波分析频段/kHz	T_1
2	0~125	1.021
3	0~62.5	1.145
4	0~31.25	1.406
5	15.63~31.25	1.496
6	23.44~31.25	2.831

在电阻负载条件下,6 类不同电极材料的故障电弧电流波形及其小波特征如图 8 所示,小波特征频段为 23.44~31.25 kHz。可以看到对于每一种电极材料,故障电弧发生前后特征量幅值均有较为明显的提升,说明利用小波变换构建得到的特征量具有较好的适用性。

表 4 为不同电极材料与负载类型的特征提升比,可以看出小波变换构建得到的特征提升效果明显好于短时傅里叶特征。除石墨电极外,逆变器负载条件下的特征提升比大部分依然高于电阻负载条件;对于不同电极材料而言,石墨电极材料的特征提

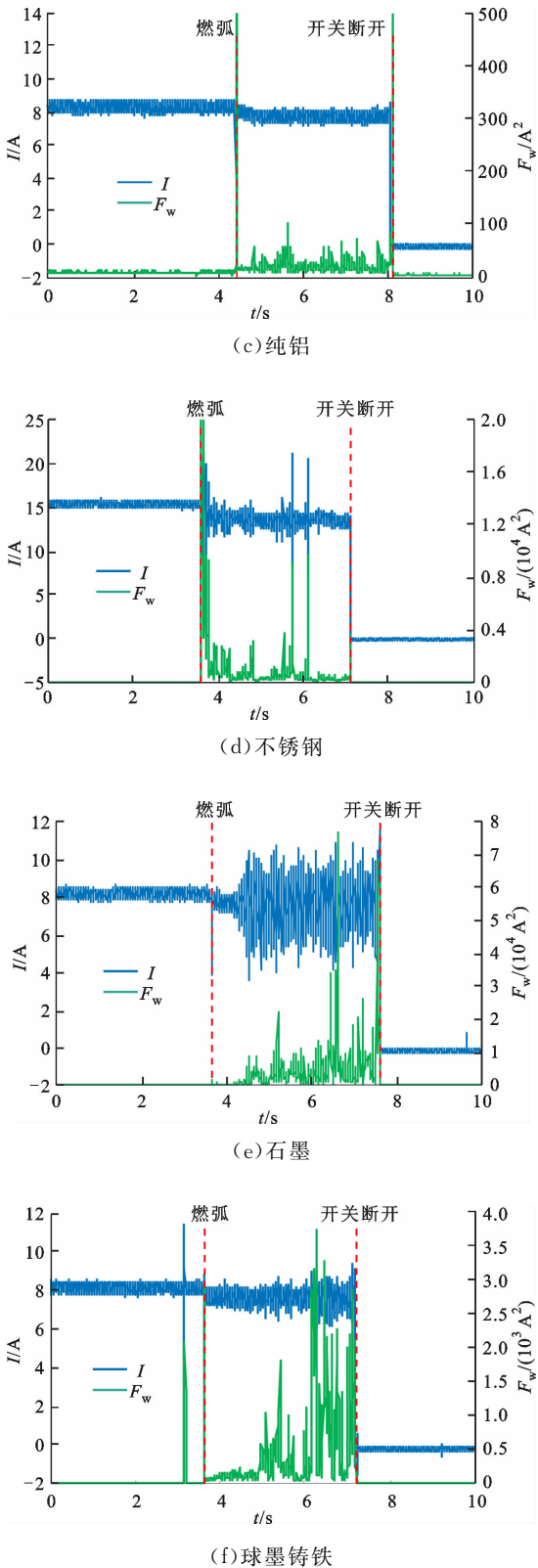
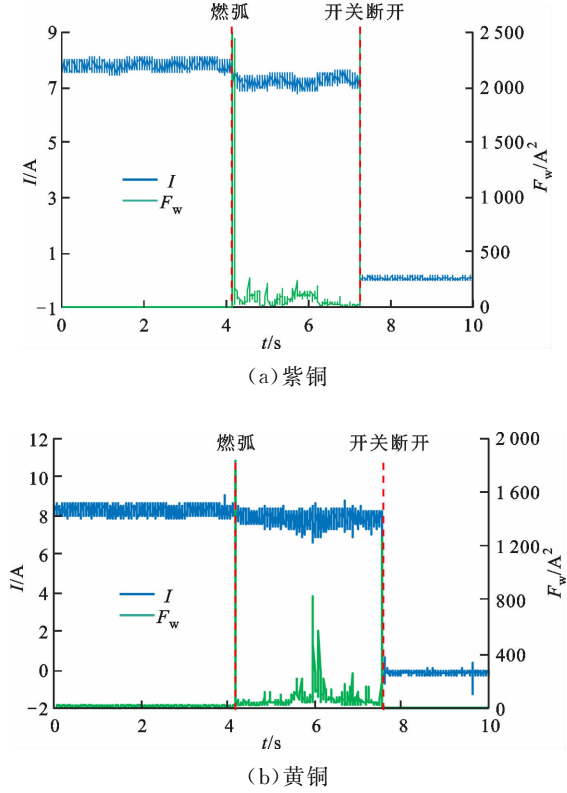


图 8 不同电极材料的故障电弧电流波形及其小波特征
Fig.8 Current waveforms and WT characteristics of arc faults with different electrode materials

升比依然最大,纯铝电极材料的特征提升比依然最小,说明电极材料确实会对故障电弧特征的构建产

生影响,从而最终对故障电弧的检测造成干扰。

表 4 不同电极材料与负载类型的特征提升比
Table 4 Improvement ratio of arc fault characteristics for different electrode materials and different loads based on WT

电极材料	T_1	T_2
紫铜	9.32	96.63
黄铜	8.30	23.41
纯铝	2.30	10.12
不锈钢	81.05	281.61
石墨	737.27	302.59
球墨铸铁	68.59	111.92

3 不同电极材料对故障电弧检测特征的影响分析

不同电极材料下的故障电弧特征提升比具有较大差异,石墨、不锈钢等电极材料形成的故障电弧检测特征量在故障电弧发生前后具有较大的提升效果,因而有利于较快、较准地利用检测算法对电弧有效检测;纯铝、黄铜等电极材料形成的故障检测特征量在故障电弧发生后幅值提升较小,因此检测算法存在拒动的可能与风险。不同电极材料的特性会影响故障电弧的检测特征,进而影响到最终故障电弧检测算法的检测准确率。

表 5 给出了不同电极材料的电阻率、熔点与沸点。通过比较表 2、表 4 中不同时频特征的特征提升比以及表 5 的电极材料特性可知,特征提升比与电极材料的熔点呈现出较好的正相关关系;另外,除紫铜材料外,其他材料的特征提升比也与电极材料的电阻率呈一定的正相关关系。

表 5 不同电极材料的电阻率、熔点与沸点
Table 5 Resistivities, melting points and boiling points of different electrode materials

电极材料	电阻率/ $(10^{-8} \Omega \cdot \text{m})$	熔点/ $^{\circ}\text{C}$	沸点/ $^{\circ}\text{C}$
紫铜	1.8	1 083	2 595
黄铜	7.1	906	1 150
纯铝	2.8	660	2 327
不锈钢	73	1 440	2 750
石墨	800~1 300	3 652	4 830
球墨铸铁	58	1 148	

图 9 给出了不同电极材料特征提升比与熔点。对于熔点较低,导电能力较好的电极材料,其产生的

故障电弧中含有较多的金属颗粒,因此在同等电流等级条件下形成的电弧电阻较低。图 10 所示为纯铝电极材料的故障电弧现象,燃弧较为温和,电弧电流变化幅度较小,电弧噪声较弱,从而导致最终计算得到的时频特征并不明显。对于熔点较高、导电能力相对较差的电极材料,其产生的故障电弧主要以空气介质为主,电弧烧蚀造成的材料颗粒也会因为熔点较高迅速喷溅至它处,并不能在电弧中长久存在,因此电弧电阻较大。图 11 所示为球墨铸铁电极材料的故障电弧现象,燃弧较为剧烈,电弧电流变化幅度较大,电弧噪声较强,从而使得电弧检测特征量幅值在故障电弧发生前后提升较为明显。

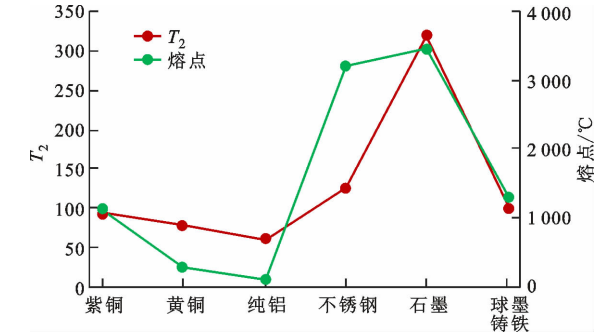


图 9 不同电极材料的特征提升比与熔点
Fig. 9 Improvement ratios of characteristic and melting points of different electrode materials

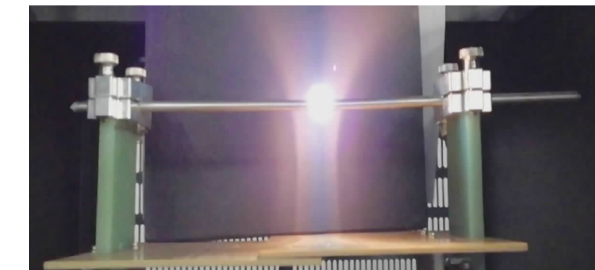


图 10 纯铝电极材料故障电弧现象
Fig. 10 Arc fault phenomenon of aluminum electrode



图 11 球墨铸铁电极材料故障电弧现象
Fig. 11 Arc fault phenomenon of ductile iron electrode

利用上述关系可以较好地判断新的电极材料条

件产生的故障电弧检测特征提升效果,同时可以通过电镀的方法、使用特征提升比较大的电极材料作为线缆表面,从而保障故障电弧发生后可以较快、较准地被检测到。

4 改进 Catboost 算法的故障电弧检测算法研究

利用小波变换构建得到具有较高适用性的故障电弧检测特征后,需要基于检测特征量构建具有普适性的故障电弧检测算法,要求其可以迅速、准确地检测故障电弧,满足 UL1699B 标准中 2.5 s 检测时间的要求,同时不得在系统暂态过程出现不必要的误动。

常见的故障电弧检测算法大多基于阈值比较的算法进行构建,但通过图 8 不同电极条件的故障电弧检测特征量波形可知,不同电极材料下得到的故障电弧检测特征数量级相差较大。对于熔点高、电阻率高的电极材料,其故障电弧检测特征数量级较大;对于熔点低、电阻率低的电极材料,其故障电弧检测特征数量级较小,这种差异不仅仅体现在故障电弧发生的阶段 2,在系统正常运行的阶段 1 也依然存在,因此很难通过合理的阈值设定,来实现不同电极材料条件的故障电弧检测。即使采用动态阈值比较的算法,也很难较好地覆盖不同电极材料、不同用电负载下的多场景故障电弧检测。

在此条件下,基于机器学习方式的故障电弧检测算法逐渐成为研究主流。文献[21]将构建得到的特征量输入至支持向量机(SVM)模型中,实现了 5 kW 并网光伏逆变器条件下对串联直流故障电弧的快速检测^[21]。陈思磊等采用随机森林的机器学习算法,实现了光伏直流系统逆变器条件下的直流故障电弧快速检测^[20]。美国纽约州立大学的 Yao 等通过比较不同类型机器学习算法的检测准确率,选用 Stacking 的方式较好地构建直流故障电弧检测算法,达到了 99.8% 的检测准确率^[22]。因此选用适合的机器学习算法对多场景、不同电极条件的故障电弧检测准确率具有较大的影响。

Adaboost 算法通过集成若干个弱分类器,通过不断地迭代训练,逐渐分配不同分类器输出对于最终检测结果的权重,从而逐步提升模型的分类能力,最终构建形成一个强分类器^[23]。Adaboost 算法因其具有较高的检测速率且不易出现过拟合现象,常常被用于数据分类、故障检测等领域。将不同电极材料检测特征量作为输入样本特征、电弧状态作为

输入样本标签,构建得到改进 Adaboost 算法的故障电弧检测算法。其中,选取特征频段为 15.63~39.06 kHz,以数字 1 表示当前样本处于故障电弧状态,数字 0 表示当前样本处于正常无故障状态,从而完成了对样本标签的设置^[25-26]。由于要求最终设计的算法,需针对不同的负载类型以及不同的电极材料,因此考虑将全部数据分为训练集与测试集,每种集合均包含不同电极材料、不同负载类型的数据,训练集用于训练构建机器学习模型,测试集用于测验所构建模型的检测准确率。实验波形共 182 个,每种电极材料、每种负载各 14 个波形,其中 7 个组成测试集,其他 7 个组成训练集;对于系统暂态波形,其与电极材料关系较弱,因此也各提供 7 个波形分别用于训练集及测试集的组成。

为了防止系统受到环境影响产生脉冲波动而对故障电弧检测特征形成干扰,进而影响 Adaboost 算法的检测输出,算法设定当检测输出连续输出 7 个故障状态即标签值为 1 时方认定系统出现了故障电弧,再引起检测电平的变化。连续时间窗电弧状态的判断,可有效规避电力电子装置或直流系统中瞬态尖峰对电弧检测的干扰。最终测试集得到的检测准确率为 95.6%,意味着仍有少部分波形出现了误动或拒动现象。图 12 所示为纯铝电极材料故障电弧检测电平的错误输出,该结果主要通过 Adaboost 算法计算得到。故障电弧发生后,算法并未出现检测电平的变化,说明纯铝电极材料构建的故障电弧检测特征提升比较低,导致算法出现拒动现象。由于系统暂态波形计算得到的故障电弧检测特征提升比较小,因此可能会对算法模型的训练造成干扰,Adaboost 倾向于较好地解决系统暂态下的误动问题,但是却引发了纯铝电极时故障电弧拒动的现象,因此具有一定局限性。

同样作为 Boosting 算法的一种,Catboost 算法是一种基于梯度提升决策树的机器学习算法,其主要由 Categorical 和 Boosting 组成,可以较好地减少过拟合的发生,进而提高算法的准确性和泛化能力,抗干扰能力较强^[24]。图 13 为改进 Catboost 算法的直流故障电弧检测算法流程图。同样的,为了预防系统波动产生的脉冲干扰,要求算法检测结果连续输出 7 个故障电弧结果才认为系统出现了故障电弧。

将训练好的模型对测试集的 91 个波形进行测试,Catboost 算法检测准确率达到 100%,且对于系统暂态波形也没有出现误动。对于图 11 纯铝电极材料出现的错误检测结果,Catboost 算法可以在

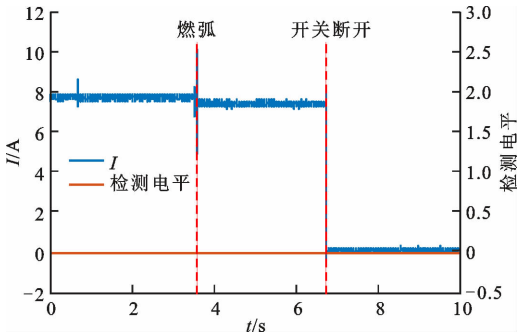


图 12 纯铝电极材料故障电弧检测电平的错误输出
Fig. 12 Detection level error output of arc fault with aluminum electrode

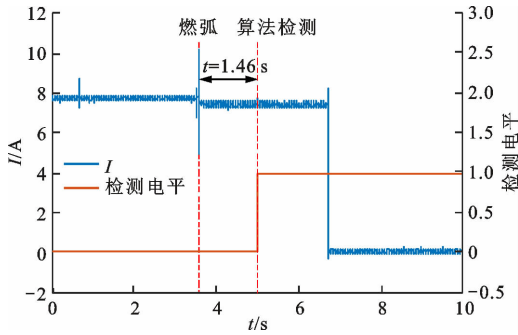


图 14 纯铝电极材料故障电弧检测电平输出
Fig. 14 Detection level output of arc fault with aluminum electrode

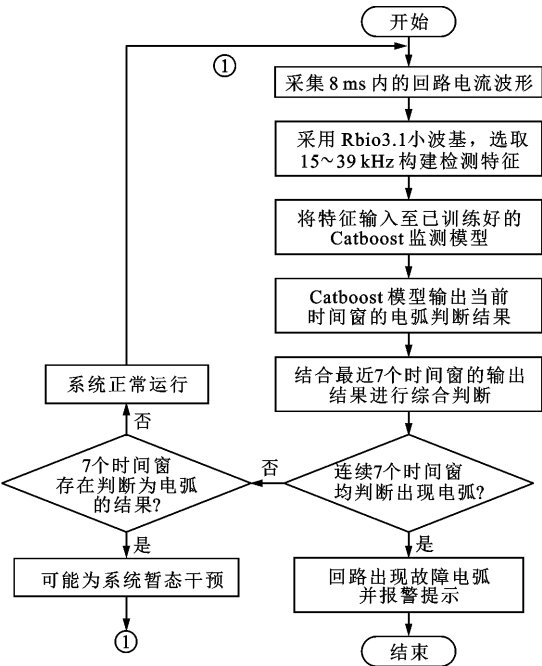


图 13 改进 Catboost 算法的直流故障电弧检测算法流程
Fig. 13 Flow chart of DC arc fault detection method based on the Catboost algorithm

1.46 s 对故障电弧进行准确检测。如图 14 所示为纯铝电极材料故障电弧检测电平,该波形也是 84 个故障电弧波形中检测时间最长的一个波形。

不同电极材料下不同算法对故障电弧检测准确率的比较如图 15 所示,可以看到 Catboost 算法可以较好地适应不同电极材料与不同负载类型条件的直流故障电弧检测,具有较好的普适性,因此可以在复杂的直流场景下准确及时地检测不同类型的直流故障电弧。对于系统暂态干扰情况,Catboost 算法的检测准确率可达到 100%,高于阈值比较算法的 62.5%以及 Adaboost 算法的 87.5%,从而避免算法误动现象的出现。

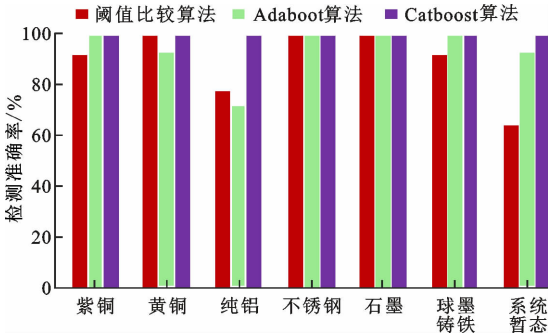


图 15 不同电极材料下不同算法对故障电弧检测准确率的比较
Fig. 15 An accuracy comparison of different arc fault detection algorithms for different electrode materials

表 6 所示为不同电极材料、逆变器条件下 Catboost 算法的电弧检测平均时间与特征提升比。可以看出特征提升比越高,相应电极材料的电弧检测平均时间也就越短。石墨电极条件下的电弧检测时间最短,为 0.140 9 s,纯铝电极条件下的电弧检测时间最长,为 0.510 5 s,但这些时间均远低于 UL1699B 标准要求的 2.5 s 检测时间,说明不同电极材料会影响故障电弧检测算法的检测时间,也同时验证了所提出的 Catboost 检测算法对于不同电极材料的有效性和适用性。

对熔点较低、电阻率较小的纯铝电极,不明显的特征提升比影响了最终算法的检测准确率,而对于熔点较高、电阻率较大的石墨电极,显著的特征提升比使得不同算法的检测准确率均能达到 100%,这进一步说明不同电极材料对故障电弧的特征构建以及算法检测产生了影响。为了更好地实现对直流故障电弧的检测,同时考虑不增加系统额外损耗,对于故障电弧检测特征提升比较低的纯铝材料及黄铜材料,可以在其表面适当镀一层紫铜材料,紫铜材料相

较这两个材料具有更低的电阻率,不会过多增加系统损耗,同时还可以较好地提高故障电弧检测特征比,降低故障电弧检测算法设计难度,实现对故障电弧进行更快、更及时地检测。

表 6 不同电极材料、逆变器条件下 Catboost 算法的电弧检测平均时间与特征提升比

Table 6 Average arc detection time and feature improvement ratio of Catboost algorithm for different electrode materials and inverter condition

电极材料	逆变器条件检测时间/s	T_2
紫铜	0.240 0	96.63
黄铜	0.328 6	23.41
纯铝	0.510 5	10.12
不锈钢	0.145 6	281.61
石墨	0.140 9	302.59
球墨铸铁	0.152 0	111.92

5 结 论

本文通过搭建直流故障电弧实验平台,获得了不同电极材料的故障电弧电流波形,分析了不同电极材料特性对直流故障电弧检测特征构建、算法准确率、算法检测时间等的影响,得到以下结论。

(1)短时傅里叶变换构建得到的特征量并不适用于纯铝、黄铜等材料,容易造成故障电弧检测困难,采用 6 层小波变换提取 15.63~39.06 kHz 频段作为故障电弧检测特征量可以较好地反映不同电极材料下的故障电弧信息,通过适当延长检测判断时间可以准确区分故障电弧与瞬态尖峰等系统暂态过程的干扰。

(2)不同电极材料特性会对故障电弧检测特征量产生影响。检测特征提升比主要与电极材料的熔点及电阻率呈现正相关关系,对于熔点较低、电阻率较低的电极材料,其故障电弧检测特征提升比较小;对于熔点较高、电阻率较高的电极材料,其故障电弧检测特征提升比较大,因此可以通过材料的熔点及电阻率分析预测材料产生故障电弧检测特征的有效性。

(3)相较于阈值比较算法及 Adaboost 算法,Catboost 算法具有更好的鲁棒性,Catboost 算法对于不同电极材料下的故障电弧检测具有较好的普适性,对实验条件下的直流电弧检测准确率达到了 100%,同时也避免了因系统暂态过程而出现的误动现象。

(4)不同电极材料会对故障电弧检测算法的检测准确率及检测时间有影响。在所选实验电极的材料样本中,石墨电极故障电弧检测时间最短,纯铝电极故障电弧检测时间最长。

参考文献:

[1] 刘小军,熊庆,汲胜昌,等. 针对串联直流电弧的电容电流时频检测方法 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(12): 152-158.
LIU Xiaojun, XIONG Qing, JI Shengchang, et al. Detection method for series DC arc using time-frequency domain characteristics of capacitive current [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(12): 152-158.

[2] JOHNSON J, PAHL B, LUEBKE C, et al. Photovoltaic DC arc fault detector testing at Sandia National Laboratories [C]//Proceedings of the 2011 37th IEEE Photovoltaic Specialists Conference. Piscataway, NJ, USA, IEEE, 2012: 3614-3619.

[3] 王毅,陈进,李松浓,等. 基于时频域分析和随机森林的故障电弧检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(5): 62-68.
WANG Yi, CHEN Jin, LI Songnong, et al. Arc fault detection based on time and frequency analysis and random forest [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(5): 62-68.

[4] 陈思磊,李兴文,屈建宇. 直流故障电弧研究综述 [J]. 电器与能效管理技术, 2015(15): 1-6.
CHEN Silei, LI Xingwen, QU Jianyu. Overview of research about DC arc fault [J]. Electrical & Energy Management Technology, 2015(15): 1-6.

[5] LU S, PHUNG B, ZHANG D. A comprehensive review on DC arc faults and their diagnosis methods in photovoltaic systems [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 89: 88-98.

[6] International Electrotechnical Commission. General requirements for arc fault detection devices; IEC 62606-2013 [S]. Geneva: IEC, 2013.

[7] Underwriters Laboratories Inc.. Standard for safety for photovoltaic (PV) DC arc-fault circuit protection; UL 1699B-2018 [S]. Northbrook, IL, USA: UL, 2018.

[8] ABDULLAH Y, SHAFFER J, HU B, et al. Hurst-exponent-based detection of high-impedance DC arc events for 48-V systems in vehicles [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(4): 3803-3813.

[9] AHMADI M, SAMET H, GHANBARI T. A new method for detecting series arc fault in photovoltaic

- systems based on the blind-source separation [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(6): 5041-5049.
- [10] 熊庆, 肖戎, 汲胜昌, 等. 基于电磁辐射特性的直流电弧检测方法 [J]. 高电压技术, 2017, 43(9): 2967-2975.
- XIONG Qing, XIAO Rong, JI Shengchang, et al. Detection method for DC arc based on electromagnetic radiation characteristics [J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(9): 2967-2975.
- [11] XIONG Q, JI S, LIU X, et al. Electromagnetic radiation characteristics of series DC arc fault and its determining factors [J]. IEEE Transactions on Plasma Science, 2018, 46(11): 4028-4036.
- [12] CHEN S, LI X. PV series arc fault recognition under different working conditions with joint detection method [C] // Proceedings of the 2016 IEEE 62nd Holm Conference on Electrical Contacts. Piscataway, NJ, USA, IEEE, 2016: 25-32.
- [13] CHEN S, LV Q, MENG Y, et al. Hardware implementation of series arc fault detection algorithm for different DC resistive systems [C] // Proceedings of the 2019 IEEE 65th Holm Conference on Electrical Contacts. Piscataway, NJ, USA, IEEE, 2019: 245-249.
- [14] 蔡焕青, 周明, 邵瑰玮, 等. 不锈钢复合材料用于输电线路杆塔接地系统及其耐腐蚀性研究 [J]. 高电压技术, 2014, 40(9): 2938-2944.
- CAI Huanqing, ZHOU Ming, SHAO Guiwei, et al. Research of stainless steel composite material applied to grounding device for transmission line tower and its corrosion resistance [J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(9): 2938-2944.
- [15] YAO X, HERRERA L, JI S, et al. Characteristic study and time-domain discrete-wavelet-transform based hybrid detection of series DC arc faults [J]. IEEE Transaction on Power Electronics, 2014, 29(6): 3103-3115.
- [16] 张黎明, 张小栋, 陆竹风, 等. 用于稳态视觉诱发电位特征频率提取的同步压缩短时傅里叶变换方法 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(2): 20-26.
- ZHANG Liming, ZHANG Xiaodong, LU Zhufeng, et al. A synchrosqueezing short-time fourier transform method characteristic frequency extraction of steady state visual evoked potential [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(2): 20-26.
- [17] SHI J, ZHANG Q, XU D, et al. Speed detection based on STFT for no-coupling SACS motor testing [C] // Proceedings of the IEEE 2002 28th Annual Conference of the Industrial Electronics Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002: 1594-1599.
- [18] CHEN S, LI X, XIONG J. Series arc fault identification for photovoltaic system based on time-domain and time-frequency-domain analysis [J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2017, 7(4): 1105-1114.
- [19] XU N, YANG Y, JIN Y, et al. Identification of series fault arc of low-voltage power cables in substation based on wavelet transform [C] // 2020 IEEE 5th International Conference on Integrated Circuits and Microsystems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 188-192.
- [20] CHEN S, LI X, MENG Y, et al. Wavelet-based protection strategy for series arc faults interfered by multicomponent noise signals in grid-connected photovoltaic systems [J]. Solar Energy, 2019, 183: 327-336.
- [21] XIA K, HE S, TAN Y, et al. Wavelet packet and support vector machine analysis of series DC arc fault detection in photovoltaic system [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2019, 14(2): 192-200.
- [22] LE V, Yao X, HUNG T, et al. Series DC arc fault detection based on ensemble machine learning [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(8): 7826-7839.
- [23] 翟夕阳, 王晓丹, 李睿, 等. 采用多类代价指数损失函数的代价敏感 AdaBoost 算法 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(8): 33-39.
- ZHAI Xiyang, WANG Xiaodan, LI Rui, et al. A multi-class cost sensitivity Adaboost algorithm using multi-class cost exponential loss function [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(8): 33-39.
- [24] HANCOCK J, KHOSHGOFTAAR T. Medicare fraud detection using CatBoost [C] // Proceedings of the 2020 IEEE 21st International Conference on Information Reuse and Integration for Data Science. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 97-103.
- [25] YIN Z, WANG L, ZHANG B, et al. An integrated DC series arc fault detection method for different operating conditions [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(12): 12720-12729.
- [26] AHMADI M, SAMET H, GHANBARI T. Series arc fault detection in photovoltaic systems based on signal to noise ratio characteristics using cross-correlation function [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(5): 3198-3209.

(编辑 武红江 亢列梅)