

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

武涵聪¹, 陈思磊², 孟羽¹, 杨淇¹, 李兴文^{1*}

- (1. 西安交通大学电工材料电气绝缘全国重点实验室(西安交通大学), 陕西省 西安市 710049;
2. 西安理工大学电气工程学院, 陕西省 西安市 710048)

Weak Arc Fault Detection Method in Large Current Photovoltaic System Based on Chirplet Sparse Representation

WU Hancong¹, CHEN Silei², MENG Yu¹, YANG Qi¹, LI Xingwen^{1*}

- (1. State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment (Xi'an Jiaotong University), Xi'an 710049, Shaanxi Province, China; 2. School of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi Province, China)

ABSTRACT: Aiming at the problem that it is difficult to extract the features of early weak arc fault for large current level of photovoltaic (PV) system, this paper proposes a method based on Chirplet sparse representation to extract the time-frequency information of early weak arc fault. First, a DC arc fault experimental platform with resistance, electronic load and inverter load is built. The extraction effect of Chirplet sparse representation on the time-frequency information of early weak arc fault for different system topologies with large current level is studied. Through multi-strategy improved Harris Hawks algorithm optimize Chirplet time-frequency dictionary, the further interference of inverter noise on the time-frequency information of weak arc fault is eliminated. Then the optimal detection feature construction based on Chirplet sparse representation is realized. The universality of the feature s from the large current DC bus for the early weak arc fault detection when the arc fault occurs on small current branch and aluminum electrode material are verified by the experimental data. Finally, an arc fault detection algorithm is designed based on unsupervised classifier K-means. The detection results show that the detection accuracy of the proposed Chirplet sparse representation feature is 100%, and the detection time is 0.31 s on average. Compared with the existing methods, our proposed method achieves an average improvement in accuracy by 48.22%, reduces the average detection time by 1.9s, and has been successfully implemented

on the Raspberry Pi platform.

KEY WORDS: DC arc fault; large current; sparse representation; Chirplet function; improved Harris Hawks optimization

摘要: 针对光伏直流系统大电流等级下早期微弱故障电弧特征难以提取的问题, 提出基于 Chirplet 稀疏表示提取早期微弱故障电弧时频信息的方法。首先, 搭建含有电阻、电子负载以及逆变器负载的直流故障电弧实验平台, 研究 Chirplet 稀疏表示对大电流等级不同系统拓扑下早期微弱故障电弧时频信息的提取效果; 通过多策略改进的哈里斯鹰算法优化 Chirplet 时频原子字典的构成, 以消除逆变器噪声对微弱电弧时频信息的强干扰, 实现基于 Chirplet 稀疏表示的最佳检测特征构建, 并通过实验数据验证大电流母线上的特征对于支路小电流生弧和铝电极材料生弧条件下微弱故障电弧检测的普适性; 最后, 基于 K-means 无监督分类器构建故障电弧的检测算法, 检测结果表明, 所提 Chirplet 稀疏表示特征的波形检出准确率为 100%、平均检出时间为 0.31 s, 相较于现有方法的准确率平均提升 48.22%、检出时间平均缩短 1.9 s, 并基于树莓派平台完成算法的硬件实现。

关键词: 直流故障电弧; 大电流; 稀疏表示; Chirplet 函数; 改进哈里斯鹰优化

0 引言

持续推进“绿色、低碳”型光伏直流系统的建设是“碳达峰、碳中和”目标实现的重要举措, 国务院在 2021 年 10 月印发《2030 年碳达峰行动方案》中就明确要求要加快建设光伏发电基地, 创新“光伏+”模式, 推进光伏发电多元布局^[1]。2022 年 1 月国家发展改革委、国家能源局发布印发《“十四

基金项目: 国家自然科学基金项目(52107168); 陕西省科技计划(2022TD-59)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (52107168); Science and Technology Plan Project of Shaanxi Province (2022TD-59).

五”现代能源体系规划》提出建立现代能源体系的规划，并再次特别强调加快能源结构调整推进能源低碳转型^[2]。因此，近几年在国家大力推动下以光伏直流系统为代表的新型能源系统得到了飞速的发展。但是，随着光伏直流系统容量增加，系统内发生直流故障电弧的概率增加，其中串联故障电弧会使系统回路电流下降，传统保护电器无法实施有效保护，对系统危害更大，需要利用直流故障电弧检测算法及时检出系统内出现的故障电弧。为有效检测直流故障电弧，美国保险商实验室于 2021 年对 2011 年制定的 UL1699B 标准进行改进修订，用于评估光伏直流系统内故障电弧检测算法的有效性^[3]。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，明确指出光伏发电系统的直流侧最大系统电压大于或等于 80 V 时，需设置直流电弧保护装置^[4]。

目前，基于故障电弧声、光、热信号的检测方法具有一定局限性，仅适用于特定检测场景，所以国内外学者主要研究基于电流信号的检测方法，基于不同时频分析方法以构建能够表征电弧状态的时频特征^[5-6]。福州大学唐昭晖等人对交流故障电弧的等价模拟进行了实验和仿真研究^[7]。西安交通大学邸振国等通过快速傅里叶变换提取 2~20 A 电流等级下多个频段内的故障电弧特征，结合多特征差分设置合理的故障判定阈值^[8]。河北工业大学唐圣学等通过小波分解提取 1 A 电流等级光伏发电系统下的微弱故障电弧信息，结合极限学习机实现对微弱故障电弧的辨识^[9]。Gao 基于改进经验小波变换具有的自适应频带分割能力，有效解决了因不同系统噪声分布对电弧噪声时频信息的干扰，最终结合孪生支持向量机实现 10 A 电流等级下 98.1% 的故障电弧检出准确率^[10]。Miao 等利用经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 抑制电力电子器件噪声对电弧噪声提取的干扰，结合支持向量机分类器实现 5~10 A 电流等级下故障电弧的精准检测^[11]。Liu 等基于变分模态分解克服传统模态分解频带分析质量不佳问题，提取逆变器负载下的故障电弧时频特征，结合 3σ 原则实现 8 A 电流等级范围内故障电弧检测算法的构建^[12]。文献[13]在此基础上，研究了基于直流故障电弧信号分布模式解决定位难题的新方法。

综上所述，目前有关直流故障电弧检测的研究主要集中在 UL1699B 标准规定的最大电流等级

16 A 范围内，但是随着光伏直流系统容量的不断增大、负载类型的多元化发展，电弧噪声信息淹没在大电流以及负载噪声中，导致大电流直流系统故障电弧发生早期的时频信息极其微弱。然而已有方法并未提供大电流等级下的早期微弱故障电弧特征构建方法。因此，亟需研究大电流等级下微弱故障电弧有效的特征构建方法。

本文首先通过搭建直流故障电弧实验平台获取多种负载、不同系统拓扑、不同电极材料大电流等级下的故障电弧电流信号，构建基于 Chirplet 稀疏表示的早期微弱故障电弧检测特征，并提出多策略改进哈里斯鹰算法优化 Chirplet 时频原子字典的构成，有效抑制逆变器噪声的干扰以获得最显著的故障电弧检测特征，最终基于 K-means 无监督分类器实现检测算法的构建，并就故障电弧检出准确率、检出时间与现有特征进行实验结果的对比。

1 直流故障电弧实验及时频特性分析

1.1 实验平台搭建

为研究较大电流等级下故障电弧的时频特性，分析不同负载条件对故障电弧时频信息提取的影响，参照 UL1699B 标准规定的故障电弧模拟平台搭建要求，本文搭建如图 1 所示实验平台，光伏模拟器通过设置最大功率点输出曲线以模拟实际光伏板的直流输出，参照标准设置电阻与逆变器两种测试负载，并增加标准规定外的电子负载以模拟实际中非电阻等效形式的负载。模拟实验平台的主要元件参数见表 1。

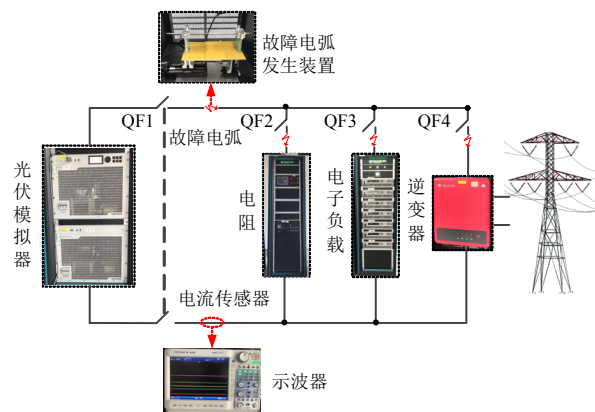


图 1 光伏直流故障电弧实验平台

Fig. 1 DC arc fault experimental platform in PV system

实验平台通过电流等级可调的光伏模拟器供电，实验中光伏模拟器的输出电流等级设置为 16、24、32、40 A。通过开关 QF2、QF3、QF4 的开闭分别控制电阻、电子负载、逆变器的接出、接入，

表1 实验平台主要元件参数

实验仪器	型号	参数	数值
光伏模拟器	TC.P.20.500.400.S	最大输出功率/kW	40
		最大输出电压/V	1000
		最大输出电流/A	50
逆变器	GW8000-DT	最大输出功率/kW	8
		最大输入电压/V	1000
电子负载	IT8018-500-90	最大输入功率/kW	108
		最大输入电压/V	800
		最大输入电流/A	360
电流传感器	YOKOGAWA 701930	带宽/MHz	10
		最大电流/A	500

通过故障电弧发生装置(arc fault generator, AFG)以产生故障电弧,参照 UL1699B 标准,采用拉弧方式,通过移动电极产生串联故障电弧,故障电弧电极移动速度设置为 5 mm/s,最终拉弧距离设置为 2.5 mm,具体内容详见附录 A。使用的生弧电极包含铜电极、铝电极 2 种,设置电流传感器 YOKOGAWA 701930 的采样频率为 1 MHz 用以采集直流母线上的电流信号,并将其存储到示波器中,最终基于 MATLAB 分析上述采集到的电流信号。

1.2 故障电弧时频特性分析

首先将图1所示光伏模拟器输出电流调至 16 A,闭合 QF2 接入电阻并通过 AFG 产生串联故障电弧,得到如图 2 母线电流曲线所示故障电弧电流波形。I 阶段为系统正常运行时段,母线电流稳定在 16 A;II 阶段产生故障电弧,母线电流下降直至人为开断 QF1 以熄灭电弧,系统进入停机 III 阶段。

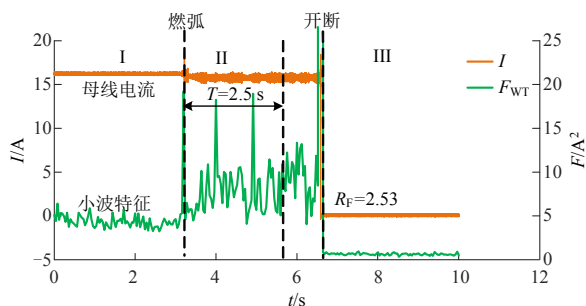


图2 故障电弧电流和小波特征

Fig. 2 Arc fault current and its wavelet feature

Rbio3.1 小波基相较于其他小波基更能表征故障电弧的信息^[14],因此,本文通过 Rbio3.1 小波基对图 2 中的母线电流进行时频分解,分解层数为 6 层,对 8 ms 时间窗内的小波分析结果进行平方和计算,得到小波特征量 F_{WT} , 计算过程如下:

$$R_F = \frac{\text{mean}(F_{II})}{\text{mean}(F_I)} \quad (1)$$

$$F_{WT} = \left[\sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} \phi_{j,k}(t) \right]^2 \quad (2)$$

式中: $\phi_{j,k}(t)$ 为 Rbio 3.1 的母小波基; j 和 k 为小波的尺度和平移参数。为评价特征的有效程度,构建如式(3)的特征提升比 R_F 评价指标:

$$R_F = \frac{\text{mean}(F_{II})}{\text{mean}(F_I)} \quad (3)$$

式中:因 UL1699B 要求故障电弧需在 2.5 s 内检出,所以 F_{II} 表示故障电弧发生后 2.5 s 时间段内的特征; F_I 表示正常运行 I 阶段内的小波特征; mean 为求平均值函数, R_F 值大于 1 的程度可表示特征的有效程度。

由图 2 小波特征曲线可知,在故障电弧发生后 2.5 s 内,特征值提升比 $R_F=2.53$,可以区分正常运行状态和早期故障电弧两种状态。现有研究表明电流等级会影响故障电弧的时频特性,25 A 电流等级下基于时频特征构建算法准确率下降至 40%^[15]。调节光伏模拟器的输出电流至 40 A,仍为电阻负载接入系统,构建同样的小波特征,结果如图 3 所示,在故障电弧发生后的 2.5 s 内小波特征值并未出现与正常状态明显区分现象, R_F 仅为 1.01。由上述小波特征构建的检测算法很难满足规定要求在 2.5 s 内检出故障电弧。

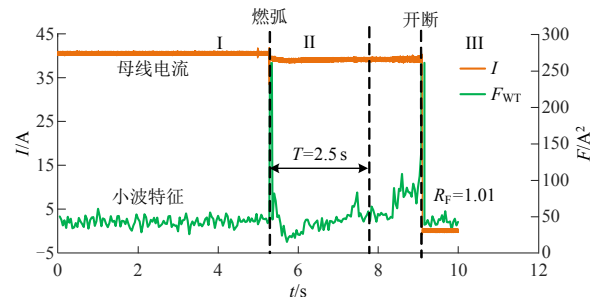


图3 故障电弧电流和小波特征

Fig. 3 Arc fault current and its wavelet feature

在本节小波特征构建过程中,时间尺度上使用的小波滤波器相同,而早期故障电弧时频信息较为微弱,导致固定小波滤波器对早期微弱故障电弧的局部时频分析能力不足,因此需要构建具有局部自适应能力的时频分析方法以增强对早期微弱故障电弧时频信息的提取能力。

2 稀疏表示原理与检测特征效果

本文基于稀疏表示(sparse representation, SR)的核心思想^[16],通过构建 Chirplet 时频原子字典结合正交匹配追踪算法求解时窗内原始电流信号的

最优 Chirplet 时频原子的线性组合，构成原始故障电弧信号的 Chirplet 稀疏表示，实现早期微弱故障电弧信号的局部自适应时频分析。

2.1 Chirplet 时频原子字典与正交匹配追踪

Chirplet 函数具有 6 个可调参数，使其在形态特征上更加灵活，由其构成的时频原子字典的局部时频分辨率更佳，易于对早期微弱故障电弧噪声进行提取^[17]。Chirplet 函数定义如下：

$$\begin{cases} C(t) = E(t)F(t) \\ E(t) = \exp\{-\alpha[1 - \delta\text{sign}(t - \tau)](t - \tau)^2\} \\ F(t) = \cos[f(t - \tau) + \gamma(t - \tau)^2 + \theta] \end{cases} \quad (4)$$

式中： $C(t)$ 为 Chirplet 函数， $E(t)$ 为其包络函数， $F(t)$ 为其频率函数。符号函数 $\text{sign}(\cdot)$ 表示：当 $t > \tau$ 时其值等于 1，当 $t < \tau$ 时其值等于-1。其余 6 个参数可组成参数向量 $q = (\alpha, \delta, \tau, f, \gamma, \theta)$ ，具体参数含义及约束为：带宽因子 $\alpha > 0$ ，不对称因子 $\delta \in (-1, 1)$ ，时移因子为 τ ，中心频率为 f ，Chirplet 函数的频率为 γ ，相位为 $\theta \in (0, 2\pi)$ 。图 4 给出了 Chirplet 以及由 Chirplet 函数生成的时频原子波形图，具体 Chirplet 函数参数设置见表 2。图 4(a)–(c)为 Chirplet 时频原子波形，图 4(d)为 Morlet 时频原子波形，图 4(e)为 Gabor 时频原子波形，图 4(f)为 Fourier 时频原子波形。

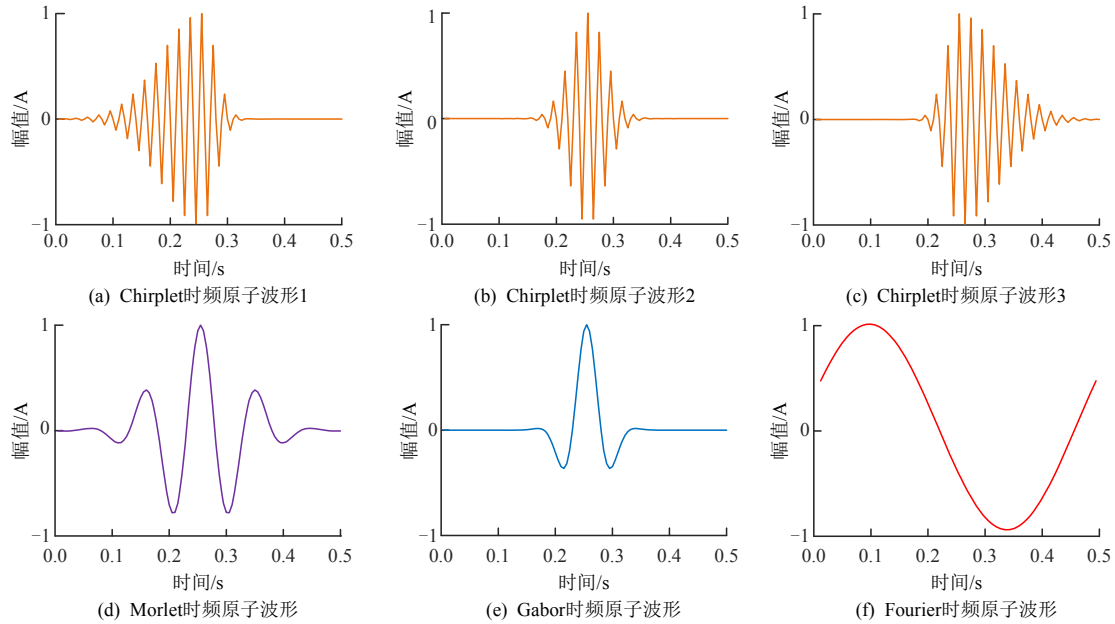


图 4 Chirplet 以及由 Chirplet 函数生成的时频原子波形

Fig. 4 Time-frequency atom waveforms of Chirplet and generated by Chirplet function

表 2 图 4 中 Chirplet 函数的参数

Table 2 Parameters of Chirplet function in Fig. 4

图号	参数						时频原子
	α	δ	τ	f	γ	θ	
图 4(a)	500	0	0.25	$2\pi \times 50$	0	0	Chirplet
图 4(b)	500	0.8	0.25	$2\pi \times 50$	0	0	
图 4(c)	500	-0.8	0.25	$2\pi \times 50$	0	0	
图 4(d)	100	0	0.25	$2\pi \times 10$	0	0	Morlet
图 4(e)	500	0	0.25	$2\pi \times 10$	0	0	Gabor
图 4(f)	0	0	0.25	$2\pi \times 2$	0	$\pi/2$	Fourier

通过对上述基本 Chirplet 函数的 6 个参数进行离散赋值便可得到 Chirplet 时频原子字典，即：

$$D_\alpha = \{C_q\}_{q \in \Gamma_\alpha} \quad (5)$$

式中： D_α 为 Chirplet 时频原子组成的字典； C_q 为单一 Chirplet 时频原子； q 为 Chirplet 函数的参数矩阵； Γ_α 为 Chirplet 函数参数所张成的向量空间。

正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)是在匹配追踪的基础上引入正交化处理过程，增加匹配追踪算法在 Chirplet 时频原子字典上搜索最优匹配原子的精度，并且可以减小匹配搜索过程中的冗余分量^[18]。基于 OMP 算法可以求解出故障电弧信号的 Chirplet 时频原子稀疏表示 $I_{\text{Chirplet-SR}}$ ， $I_{\text{Chirplet-SR}}$ 是由 OMP 算法求解得到 Chirplet 时频原子字典内 k 项最匹配的原子线性组合而成，即：

$$I_{\text{Chirplet-SR}} = \sum_{i=1}^k \langle R^k, C_q^k \rangle C_q^k \quad (6)$$

式中： k 为 OMP 算法的迭代次数； C_q^k 为第 k 次迭代时的最优 Chirplet 时频原子； R^k 为 C_q^k 逼近原始信号后的残差。

2.2 检测特征效果

与小波特征构建方式相同，图 5 给出通过 OMP

算法得到多种时频原子稀疏表示所构建的平方和特征与小波特征的对比结果图。因为不同原子的时频分辨率不同,所构建的检测特征大小存在一定差异,为体现不同时频原子对于早期微弱故障电弧特征提取的效果,将所有特征根据正常运行 I 阶段内特征 F_I 的均值做归一化处理即特征在 I 阶段内的均值设置为 1,得到归一化后的检测特征 N_F :

$$N_F = \frac{F}{\text{mean}(F)} \quad (7)$$

式中: mean 为求平均值的函数; F 为未归一化处理的特征。

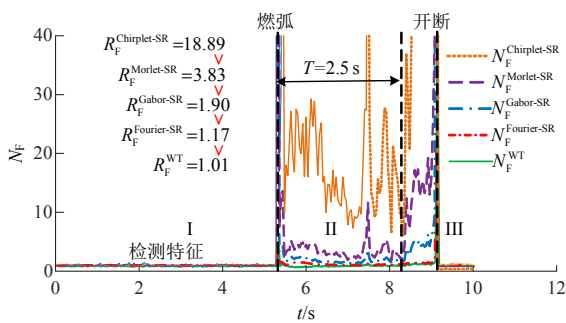


图5 稀疏表示特征与小波特征对比

Fig. 5 Comparison of SR features and wavelet feature

由图5橙色曲线可知,本文所提 Chirplet-SR 特征在燃弧后显著增大,提升比为 18.89,远大于小波特征 1.01 的提升比,表明可以有效提取到早期微弱故障电弧的时频信息。由 2.1 节可知,通过合适地设置 Chirplet 函数的参数即可生成 Gabor、Morlet、Fourier 等 3 种不同的时频原子,因此 Chirplet 时频原子字典结合 OMP 算法在对局部信号进行最佳匹配时,灵活性更强,所得 Chirplet-SR 特征的提升比最高,对原始信号的时频表征能力最强。

图6给出图2中小波特征较为显著情况下4种时频原子稀疏表示特征提取结果的对比图,由图可知,Chirplet-SR 特征对故障电弧状态的表示仍更为显著,其特征值的提升比为 63.35,远高于提升比为 2.53 的小波特征。对比其他时频原子对故障电弧稀疏表示的结果,Chirplet-SR 归一化特征在故障电弧发生全时窗内均高于其他时频原子稀疏表示特征,一方面说明 Chirplet-SR 特征对微弱电弧噪声的时频信息较为敏感;另一方面表明 Chirplet-SR 特征具有一定局部自适应性,可根据当前时窗内的信号来自适应构成最佳原子的稀疏表示。

图7为4种电流等级下,不同负载配置检测特征提升比的范围结果图。其中,Chirplet-SR 特征针

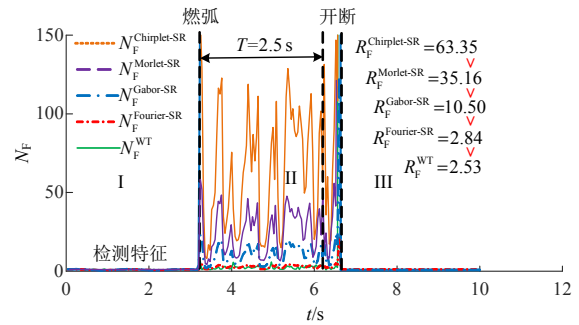


图6 稀疏表示特征与小波特征对比

Fig. 6 Comparison of SR features and wavelet feature

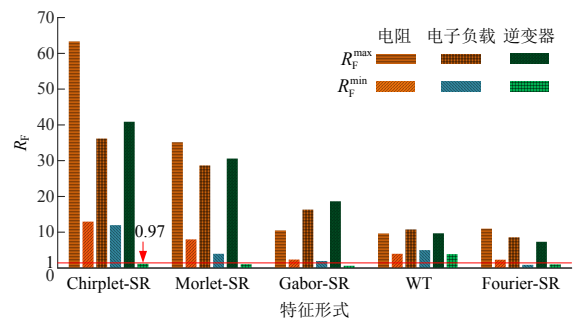


图7 3种负载、4种电流等级条件下特征提升比的范围

Fig. 7 The range of features' R_F under four current levels and three load conditions

对3种不同负载提升比的最大值均比其他时频原子检测特征高,表明 Chirplet-SR 检测特征具有一定多负载工况普适性;对比采用固定滤波器的小波特征,由于4种时频原子均具有一定时频分析的灵活性,所以检测特征在不同实验波形数据上提升比范围变化更大。

图7中 Chirplet-SR 特征针对某些逆变器波形提升比仅为 0.97,未能提取到早期微弱故障电弧时频信息:一方面由于逆变器负载开关噪声较强,另一方面由于构成 Chirplet 时频原子字典多个参数匹配不合适导致其对早期逆变器故障电弧时频信息的表征能力不足。因此,为进一步提升 Chirplet-SR 特征对大电流等级下被逆变器负载开关噪声淹没的早期故障电弧的提取能力,需对 Chirplet 函数的参数以及时频原子字典构造过程进行合理优化。

3 多策略改进哈里斯鹰优化

针对图7中 Chirplet 函数参数以及时频原子字典构成不合适导致的 Chirplet-SR 特征出现某些波形下特征弱化的现象,需对 Chirplet 函数的6个参数 $q=(\alpha, \delta, \tau, f, \gamma, \theta)$ 以及字典的构成进行优化,用以提高 Chirplet-SR 特征的提升比,因此设置优化目标函数为

$$\begin{cases} \max(R_F^{\text{Chirplet-SR}}) \\ \text{s.t. } 0 < \alpha \leq 10^3, -1 < \delta < 1, 0 \leq \tau \leq t, 0 \leq f \leq f_s/2 \\ 0 \leq \gamma \leq 10^3, 0 < \theta < 2\pi, 10^1 \leq n \leq 10^3, \\ 500 \leq k \leq 2\,000 \end{cases} \quad (8)$$

式中： k 为 OMP 算法迭代的次数； t 取 0.5s； f_s 为采样率； n 为字典内时频原子的个数。

目前优化算法原理可分为物理原理、进化机制原理、群体智能原理 3 种，其中群体智能原理初始种群的设置不再依赖于单一的生成模式，且搜索过程中是不同个体间的协同决策，避免算法陷于局部最优解的同时兼顾算法的收敛精度，解决了基于物理和进化机制原理优化算法收敛精度和速度较差的问题。群体智能中的 Harris 鹰优化为群体智能优化算法，其初始化参数设置数量更少，全局搜索的空间更广，局部搜索中个体更新函数加入加速因子，使得算法收敛精度以及速度较其他群体智能算法更优^[19-20]。基本 Harris 鹰优化算法(Harris Hawks optimization, HHO)对本文较多参数优化问题的全局搜索能力仍不足^[21]，导致式(8)的全局最优解十分困难，为此，本文基于多策略改进的 Harris 鹰优化(multi-strategy improved Harris Hawks optimization, MHHO)以求解式(8)的值。MHHO 在基本 HHO 寻优过程中增加混沌映射初始化、自适应权重、可变螺旋位置更新以及最优邻域扰动 4 种策略。其中混沌映射初始化可以增加种群的多样性；自适应权重与可变螺旋位置更新可以兼顾算法早期全局搜索以及后期最优解的收敛速度；最优邻域扰动增加算法收敛速度且避免算法早熟^[21]。因此，MHHO 在多参数求解问题上收敛精度与速度较高，适合式(8)的求解。基于不同优化算法求解式(8)的结果如图 8 所示，本文所提算法在收敛精度和速度上均优于基于物理机制的模拟退火算法、基于进化机制的遗传优化以及基础 Harris 鹰优化算法。

图 9 给出包含 4 种电流等级、3 种负载条件下，MHHO 对多个波形的 Chirplet-SR 特征参数优化效果的比较。经过 MHHO 优化使得图 7 中特征值 R_F 为 0.97 波形特征值的 R_F 显著提高至 4.23，可以有效区分故障电弧与正常 2 种状态。通过多波形优化效果对比可知，MHHO 与 HHO 算法对不同系统拓扑下多个波形的 Chirplet-SR 特征参数优化均有效果，表现为优化后 R_F 值均大于 1，且 MHHO 算法全局收敛性更强。

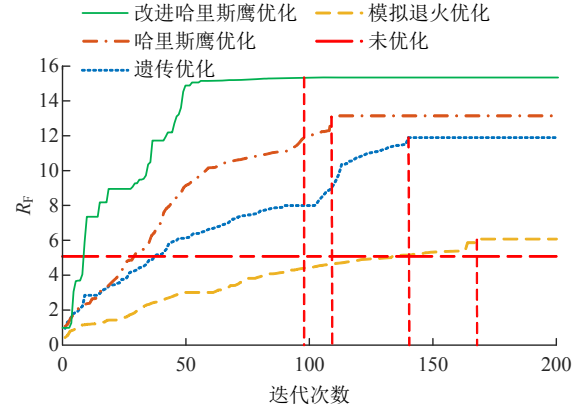


图 8 4 种优化算法优化结果对比

Fig. 8 Comparison of optimization results of four optimization algorithms

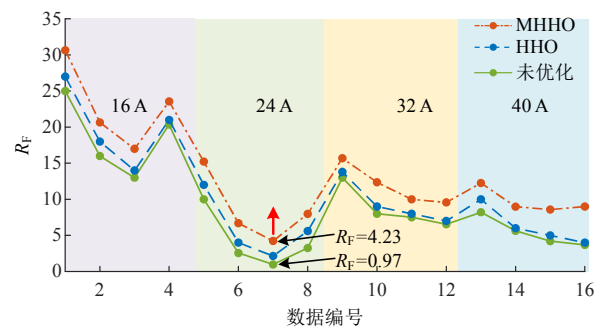


图 9 MHHO 算法对 4 种电流等级、3 种负载条件下多个波形的 Chirplet-SR 特征优化结果

Fig. 9 optimization results of Chirplet-SR features of multiple waveforms based on MHHO algorithm under four current levels and three load conditions

实验共测得 3 种负载大电流等级下早期微弱故障电弧 48 组波形，通过 MHHO、HHO 优化得到如图 10 所示 3 种负载波形优化效果的比较结果图。MHHO 针对多种电流等级、多种负载的最终优化效果均较 HHO 好，较 HHO 优化特征值提升比提高 2.11，且较未优化特征值提升比平均提高 3.98。说明 MHHO 算法通过多策略的协同配合增加了 HHO 算法对多参数优化问题式(8)的收敛精度，进一步提

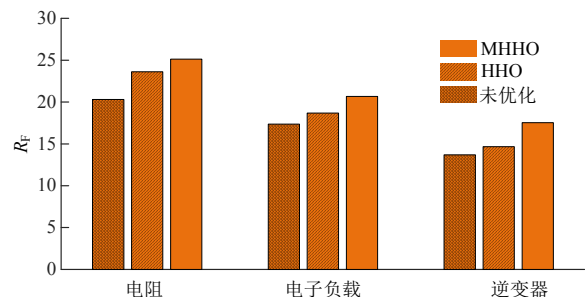


图 10 基于 MHHO 优化所得 3 种负载 Chirplet-SR 特征提升比均值的比较

Fig. 10 The comparison of average value of R_F obtained by MHHO under three load waveforms

高 Chirplet-SR 特征针对不同系统拓扑下早期故障电弧信息的提取能力, 并且解决了由逆变器开关噪声干扰导致的 Chirplet-SR 特征提升比小于 1 的问题, 提高了特征稳定性、增加了特征普适性。

4 早期微弱故障电弧检测效果研究

现实场景中更多是多条支路同时接入系统的工况, 存在支路上发生故障电弧的可能^[22]。电缆材料中的纯铝或铝合金材料具备良好的机械性能和电性能, 广泛应用于国民经济的各个领域, 如普通民宅、核电站、航空航天、公共交通等领域^[23], 需对上述场景下存在的微弱故障电弧现象做进一步研究。

4.1 支路生弧

在母线电流等级较高, 支路较小电流生弧时电弧噪声会被直流母线的大电流淹没^[24], 从而导致电弧噪声信息弱化, 使得通过母线电流提取故障电弧的信息极为困难。为研究该电弧噪声信息弱化的现象, 基于图 1 所示的实验拓扑, 闭合 QF2、QF3 接入电阻与电子负载, 并设置电子负载支路电流为 10 A, 母线电流为 40 A, 将生弧装置放置于电子负载侧, 测得母线含故障电弧的电流波形和其小波特征曲线如图 11 所示。由小波特征曲线可见, 在 5.2 s 电子负载支路生弧时, 总线电流呈下降趋势, 但早期电流信号的小波特征值提升比仅为 1.07, 并没有提取到电弧噪声的信息。

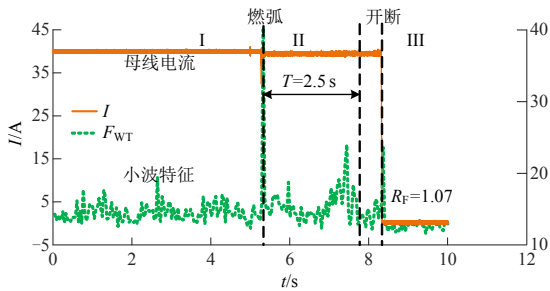


图 11 电子负载支路生弧条件下母线电流和小波特征
Fig. 11 Bus current and its wavelet feature waveforms under the condition that arc generates on electronic load branch

针对图 11 所示小波特征失效的情况, 经过 MHHO 优化后的 Chirplet-SR 特征如图 12 所示, 同样的电子负载支路生弧条件下, 在故障电弧发生的 2.5 s 内 Chirplet-SR 检测特征显著增加, 提升比为 14.07, 远大于小波特征 1.07 的提升比, 说明 Chirplet-SR 特征对大电流淹没的支路小电流的电弧噪声同样具有很强的时频信息分析、提取能力。

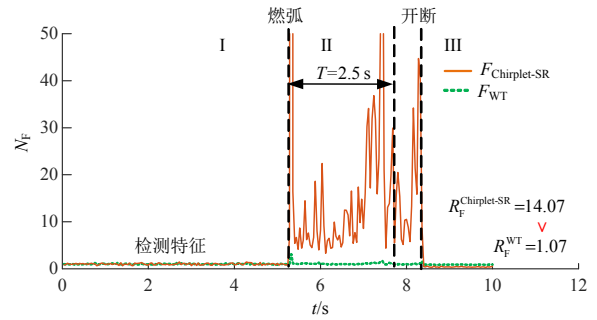


图 12 母线电流提取的 Chirplet-SR 特征与小波特征对比
Fig. 12 Comparison of Chirplet-SR feature and wavelet feature obtained by bus current

针对上述支路小电流生弧情况, 统计 8 组含 3 种负载 10 A 支路生弧、母线电流 40 A 条件下的 Chirplet-SR 特征与小波特征的对比如图 13 所示。8 组波形提取的小波特征均接近于 1, 表明上述小电流生弧导致总线电弧时频信息弱化的问题存在普遍性, 且小波特征并不能有效地从母线电流数据中提取到能够区分正常与电弧故障 2 种状态的特征量; Chirplet-SR 特征显著增加均大于 10, 针对上述电弧时频信息弱化的现象, 能够提取出有效的电弧信息, 并表现出对多种系统拓扑下均有效果的良好特性。

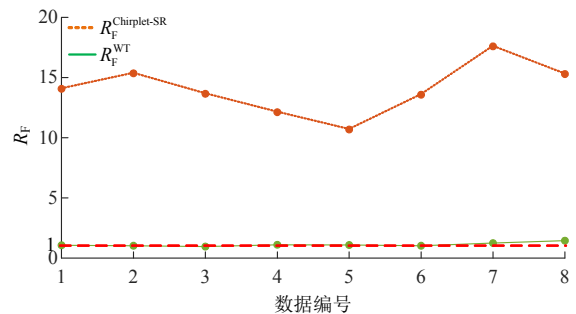


图 13 3 种负载支路生弧条件下多个母线电流波形得到的 Chirplet-SR 特征
Fig. 13 Chirplet-SR features obtained by bus current when the arc fault generated on the branch of three kind of loads

4.2 铝电极生弧

电极材料会对直流故障电弧的时频特征产生影响, 其中铝电极燃弧比较温和, 电弧噪声较微弱^[22]。将生弧装置内的铜电极换作铝电极, 闭合 QF2 将电阻负载接入回路中, 设置光伏模拟源的输出电流为 24 A, 得到图 14 所示含有故障电弧的母线电流波形。在 23.44~31.25 kHz 频段范围内, 铝电极的小波时频特征较为显著^[25], 因此, 所提取母线电流上该频段范围内的小波特征结果如图 14 所示。在燃弧后的 2.5 s 内小波特征未出现与正常运行时

的显著差异，特征值的提升比仅为 1.08，说明铝电极生弧下的电弧噪声在更大电流等级下会被进一步弱化，导致故障电弧发生早期所提小波特征提升比保持在 1 附近，电弧时频信息提取失效。

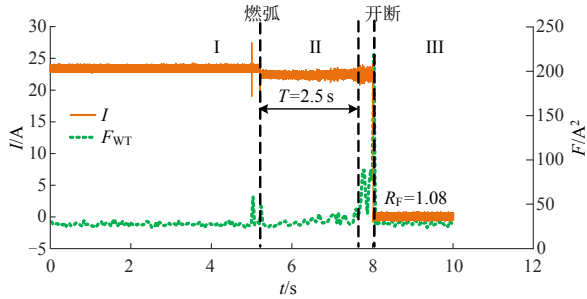


图 14 铝电极生弧时故障电弧电流和小波特征
Fig. 14 Arc fault current and wavelet feature under aluminum electrode condition

针对大电流铝电极生弧的情况，输出电流为 24 A、电阻负载同等条件下，本文构建了通过 MHHO 优化后的 Chirplet-SR 特征，得到如图 15 所示 2 种特征归一化后的对比图，Chirplet-SR 特征在燃弧后显著增加，在 2.5 s 内的提升比为 10.41 远大于 1.08，表明 Chirplet-SR 特征有效提取到了铝电极生弧下的微弱电弧噪声信息，在 2.5 s 后小波特征有增大趋势时 Chirplet-SR 特征也出现显著增加，说明 Chirplet-SR 特征对微弱、显著的铝电极电弧噪声信息均有较强的时频表征能力。

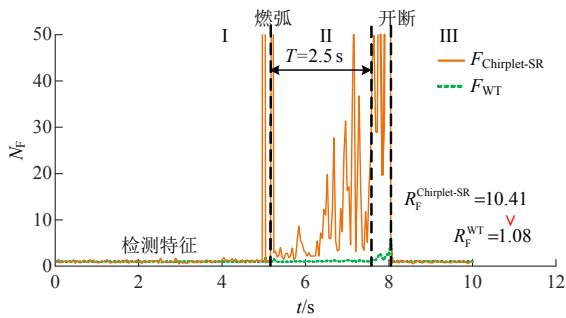


图 15 铝电极生弧时 Chirplet-SR 特征和小波特征对比
Fig. 15 Comparison of Chirplet-SR feature and wavelet feature under aluminum electrode condition

图 16 给出 8 组包含 24、32、40 A 等 3 种大电流等级铝电极生弧下的 Chirplet-SR 特征提升比结果图。铝电极材料早期电弧噪声均较为微弱，小波特征提升比均接近于 1。Chirplet-SR 特征在燃弧后显著增加，提升比均大于 8。表明 Chirplet-SR 特征对大电流等级下铝电极生弧产生的早期微弱电弧噪声提取效果仍较为显著，同时具有多波形的普适性。

综上所述，对于支路小电流生弧以及铝电极材料生弧下大电流直流母线上的早期故障电弧时频

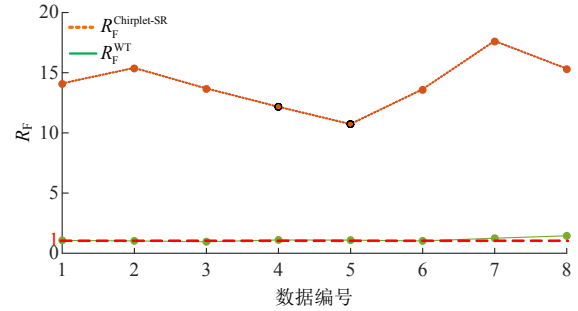


图 16 3 种负载、多个大电流铝电极生弧条件下得到的 Chirplet-SR 特征

Fig. 16 Obtained Chirplet-SR features under three loads and multiple large current levels under aluminum electrode condition

信息弱化的问题，Chirplet-SR 特征均可以有效、显著地提取到微弱的电弧噪声信息。通过多组波形的验证说明 Chirplet-SR 特征具有较高的普适性，有利于简化故障电弧检测算法设计，增加检测算法的通用性。

5 故障电弧检测算法构建与硬件实现

K-means 算法是基于机器学习理论的一种无监督聚类算法，采用欧式距离度量样本数据的相似性，把差异性最小的样本数据归为一类，简单高效且无需对大量样本进行训练^[26]，适合对算法实时输出快速性要求较高的场景。因此，本文基于 K-means 算法构建了图 17 所示的针对大电流等级下早期微

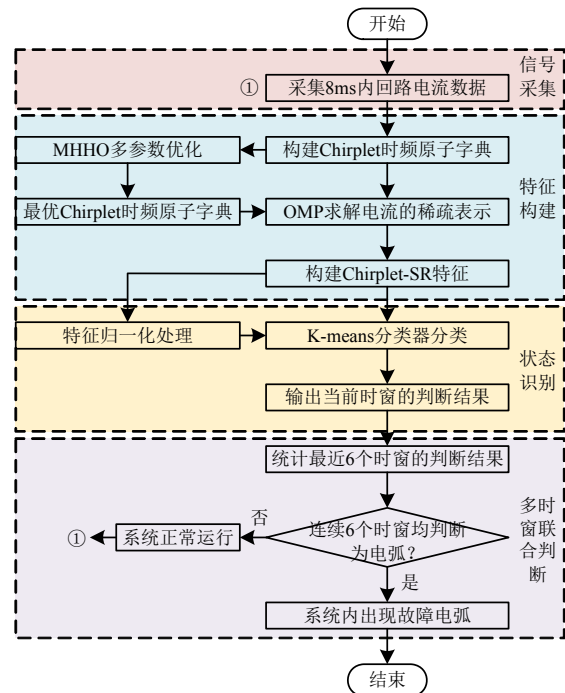


图 17 基于 K-means 的早期微弱故障电弧检测算法流程
Fig. 17 Flow chart of early weak arc fault detection algorithm based on K-means

弱故障电弧的检测算法流程。涉及的每种实验条件均进行多次实验,得到共计104组波形,每组波形含有1251个检测周期,总样本个数为130104个。本文属于2分类问题, K 取2,且在算法迭代过程中保持不变。具体计算过程如下:

1) 针对130104个样本集 M 按照特定规则选取 $K=2$ 个初始聚类中心。

2) 依据欧式距离将任意样本分配到最近的簇中心,欧式距离公式为

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (9)$$

式中: x_i 、 y_i 分别为样本 x 和 y 的第 i 个变量的变量值, x_i 、 $y_i \in M$; n 为130104。

3) 重新计算每个簇中样本的平均值,用此平均值作为新的聚类中心。

4) 重复以上步骤,直到聚类中心不再发生变化。

为充分说明不同特征构建角度对早期微弱故障电弧提取的效果,本文将Chirplet-SR特征与现有故障电弧特征包括时域的方差、Tsallis熵;频域的傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT);时频域的EMD进行对比,现有特征构建公式如下:

1) 方差特征。

$$F_{\text{var}}(t) = \frac{\sum_{i=1}^{8000} [I_i(t) - \bar{I}_i(t)]^2}{8000} \quad (10)$$

式中: $I_i(t)$ 为第 t 个时窗下的第 i 个电流值; $\bar{I}_i(t)$ 为第 t 个时窗下电流的均值。

2) Tsallis熵特征。

$$F_{\text{tes}}(t) = \left\{ 1 - \frac{\sum_{i=1}^{8000} [I_i(t)]^q}{\sum_{i=1}^{8000} I_i(t)^2} \right\} / (q-1) \quad (11)$$

式中: $I_i(t)$ 为第 t 个时窗下的第 i 个电流值; q 参考文献[27]取4。

3) FFT特征。

$$F_{\text{FFT}}(t) = \frac{T}{N/2} \sum_{k=0}^{N/2-1} |X_i(k)|^2 \quad (12)$$

式中: $X_i(k)$ 为 $I(t)$ 所对应的快速傅里叶分解的频谱;参考文献[9], $T=1$, $N=8000$ 。

4) EMD特征。

$$I(t) = \sum_{k=1}^n c_k(t) + r_n(t) \quad (13)$$

$$F_{\text{EMD}}(t) = \sum_{i=1}^{8000} (c_i^i(t)^2) \quad (14)$$

式中: $c_k(t)$ 为EMD分解后的模态值; $r_n(t)$ 为残差;参考文献[11],取第一个模态值得能量作为特征。

将9种特征分别输入K-means以实现早期微弱故障电弧的状态分类,正常状态检测算法实时输出为0,故障状态算法实时输出为1,统计最终分类效果得到如图18所示的平均实时检测准确率与检出时间的结果。本文所提Chirplet-SR特征对多种大电流下的微弱故障电弧表征效果最优,使得最终检测的效果最优:4种电流等级下的平均实时检测准确率最高,为99.12%;平均检出时间最短,为0.31s远低于UL1699B规定的2.5s。

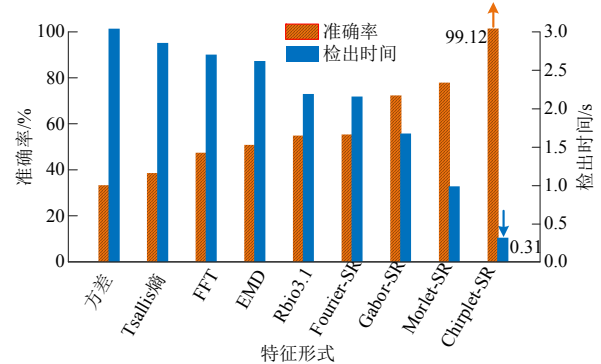


图18 基于不同特征的早期微弱故障电弧实时检测结果
Fig. 18 Early weak arc fault detection results based on different features in real time

实测结果表明:时域电弧特征极易被大母线电流淹没,致使时域特征检测效果最差;频域、时频域中的EMD和Rbio3.1小波分析对早期微弱电弧噪声有效特征的提取效果欠佳,检测时间较长;Chirplet时频原子在分析时窗内的时频原子对原始信号的表征能力更强,特征区分效果最为显著,最终检测效果最佳。

算法的实测准确率不能达到100%,由于系统正常运行存在偶然电流波动,致使某些正常状态特征值陡增,实时误输出为1;燃弧初期存在少量故障状态误判为正常状态,由燃弧初期特征与正常特征差异度尚且不明显导致。通过多时窗联合判断可以实现100%的波形检测准确率,结果如图19所示。连续5个时窗算法存在误动,连续6个时窗算法精准识别,继续增减时窗仅是增加计算时间,因此,设定连续6个时窗算法均输出1则认定系统内出现故障电弧,现有特征算法的波形准确率见表3,详细时窗设置以及基于检测效果的弱化电弧界定见附录B。

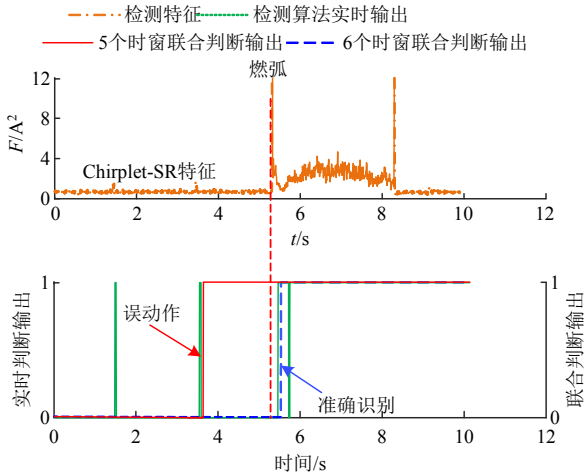


图 19 实时输出与多时窗联合判断结果
Fig. 19 Real-time output and multi-time window joint judgment results

表 3 检测效果对比

Table 3 Comparison of detection results

特征	分类器	采样率/ kHz	波形检测 准确率/%	检出 时间/s	单时窗 耗时/ms
方差	K-means	100	40.35	2.98	30.25
Tsallis 熵			45.57	2.74	80.45
FFT			50.64	2.70	123.61
EMD			54.77	2.68	145.52
Rbio 3.1			67.58	2.22	112.35
Chirplet-SR			100	0.31	42.00

树莓派 4B 硬件系统基于 Python 编程语言，本文检测算法均基于 Python 编程语言实现，因此，使用树莓派 4B 硬件便于实现智能检测算法的设计，且价格低廉、体积较小可集成于断路器或者其他保护设备中。主要将设计好的故障电弧检测算法和采集到的故障电弧波形数据以 CSV 的格式存入树莓派 4B 的内存文件中用以验证检测算法硬件应用的可行性。为充分说明检测算法的效果，将检测硬件放置于系统回路中，燃弧后采集实时检测结果。图 20 给出树莓派 4B 最终检测电平输出结果，在

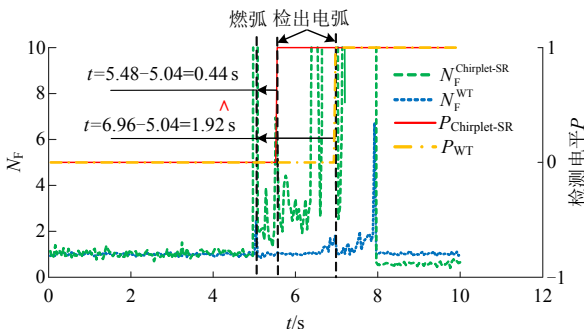


图 20 故障电弧检测算法检出时间的对比
Fig. 20 Detection time comparison of arc fault detection algorithm

32 A、电阻负载、铝电极生弧的在线测试条件下，检测算法的检出时间为 0.44 s 远低于小波特征 1.92 s 的检出时间。硬件详细内容见附录 C。

6 结论

本文针对光伏直流系统大电流等级下早期微弱故障电弧特征难以提取的问题，提出了基于 Chirplet 稀疏表示的电弧检测特征，结合 K-means 无监督分类器构建了故障电弧检测算法，并通过实验分析了 Chirplet-SR 检测特征相较于现有检测特征在检测准确率以及检出时间上的优势，总结为以下结论：

1) 由于 Chirplet 时频原子较现有时频原子具有更广泛的时频表示能力，可以解决系统大电流下电弧时频信息弱化的问题，Chirplet-SR 特征提升比相较于现有时频原子特征平均提高 14.79%；

2) MHHO 使用多种策略改进基础的 HHO 优化算法，提升 HHO 算法对多参数优化问题最优解的求解能力，MHHO 优化后的 Chirplet-SR 特征较 HHO 优化所得提升比平均提高 2.11%；

3) 基于 Chirplet-SR 特征结合 K-means 构建了早期微弱故障电弧的检测算法，由于 Chirplet-SR 特征显著的提升比以及 K-means 分类器的高效性，使得最终检测准确率较高、检出时间较短。综合测试结果为：所提检测算法实时准确率为 99.12%，检出时间为 0.31 s，多时窗联合判断波形的准确率为 100%，相较于现有特征所构建算法的检出准确率平均提高 48.22%、检出时间平均缩短 1.9 s。本文检测算法对小电流系统适用性见附录 D。

参考文献

[1] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2806-2818.
ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2806-2818(in Chinese).

[2] 张力菠, 吴一锴, 王群伟. 考虑碳中和目标与成本优化的可再生能源大规模发展规划[J]. 广东电力, 2023, 36(7): 31-39.
ZHANG Libo, WU Yikai, WANG Qunwei, et al. Large-scale development of renewable energy in consideration of carbon neutrality and cost optimization [J]. Guangdong Electric Power, 2023, 36(7): 31-39(in

- Chinese).
- [3] Underwriters Laboratories Inc. Standard for safety for photovoltaic(PV) DC arc-fault circuit protection : UL1699B-2018[S]. Northbrook: UL, 2021.
- [4] International Electrotechnical Commission. General requirements for arc fault detection devices: IEC 62606-2013[S]. Geneva: IEC, 2013.
- [5] 杨庆, 齐玥, 韦思宇, 等. 架空配电线路故障电弧的电磁辐射特性及故障定位应用[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(1): 353-362.
YANG Qing, QI Yue, WEI Siyu, et al. Electromagnetic radiation characteristics of overhead distribution line fault arc and their fault location application[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(1): 353-362(in Chinese).
- [6] 吴春华, 郑宇旋, 汪飞, 等. 直流微电网故障电弧信号特性[J]. 高电压技术, 2022, 48(9): 3689-3699.
WU Chunhua, ZHENG Yuxuan, WANG Fei, et al. Characteristics of arc fault signal in DC microgrid[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3689-3699(in Chinese).
- [7] 唐昭晖, 许志红, 叶骁勇. 交流故障电弧作用下电缆碳化的实验与仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(23): 9496-9507.
TANG Zhaohui, XU Zhihong, YE Xiaoyong. Experimental and numerical investigation of cable carbonization under ac fault arc[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(23): 9496-9507(in Chinese).
- [8] 邸振国, 熊庆, 张琛, 等. 基于加权差分电流的直流故障电弧检测方法[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(5): 141-148.
DI Zhenguo, XIONG Qing, ZHANG Chen, et al. DC arc fault detection method based on weighted differential current[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(5): 141-148(in Chinese).
- [9] 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 Shengxue, DIAO Xudong, CHEN Li, 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(in Chinese).
- [10] GAO Wei, WAI R J. Series arc fault detection of grid-connected PV system via SVD denoising and IEWT-TWSVM[J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2021, 11(6): 1493-1510.
- [11] MIAO Wenchao, XU Qi, LAM K H, et al. DC arc-fault detection based on empirical mode decomposition of arc signatures and support vector machine[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(5): 7024-7033.
- [12] LIU Shengyang, DONG Lei, LIAO Xiaozhong, et al. Application of the variational mode decomposition-based time and time - frequency domain analysis on series DC arc fault detection of photovoltaic arrays[J]. IEEE Access, 2019, 7: 126177-126190.
- [13] 杨淇, 孟羽, 陈思磊, 等. 基于注意力机制的光伏系统故障电弧检测与定位研究[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(19): 7840-7852.
YANG Qi, MENG Yu, CHEN Silei, et al. Research on arc fault detection and location in photovoltaic systems based on attention mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(19): 7840-7852 (in Chinese).
- [14] CHEN Silei, MENG Yu, XIE Zhimin, et al. Feature selection and detection method of weak arc faults in photovoltaic systems with strong noises based on stochastic resonance[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-13.
- [15] YAO Xiu, HERRERA L, JI Shengchang, et al. Characteristic study and time-domain discrete-wavelet-transform based hybrid detection of series DC arc faults[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2014, 29(6): 3103-3115.
- [16] YANG Yang, CHENG Yongqiang, WU Hao, et al. Time - frequency feature enhancement of moving target based on adaptive short-time sparse representation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 4026205.
- [17] ZHOU Qiuyang, ZHANG Yuhui, YI Cai, et al. Convolutional sparse coding using pathfinder algorithm-optimized orthogonal matching pursuit with asymmetric Gaussian chirplet model in bearing fault detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(16): 18132-18145.
- [18] 谢军, 刘云鹏, 刘磊, 等. 局放信号自适应加权分帧快速稀疏表示去噪方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(21): 6428-6438.
XIE Jun, LIU Yunpeng, LIU Lei, et al. A partial discharge signal denoising method based on adaptive weighted framing fast sparse representation[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(21): 6428-6438(in Chinese).
- [19] SUN Yunshan, HUANG Qian, LIU Ting, et al. Multi-strategy enhanced Harris hawks optimization for global optimization and deep learning-based channel estimation problems[J]. Mathematics, 2023, 11(2): 390.
- [20] 李振坤, 何苗, 苏向敬, 等. 基于生物体免疫机制的智能配电网故障恢复方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23): 7924-7936.
LI Zhenkun, HE Miao, SU Xiangjing, et al. Smart distribution network fault recovery method based on biology immune mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 7924-7936(in Chinese).

- [21] ABUALIGAH L, DIABATA, SVETINOVIC D, et al. Boosted Harris Hawks gravitational force algorithm for global optimization and industrial engineering problems [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2023, 34(6): 2693-2728.
- [22] WANG Haining, WANG Xiaozhou, FAN Tao, et al. DC series arc fault detection method in photovoltaic system based on multiple frequency selections for common-mode conductive voltage[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(12): 15538-15553.
- [23] 李炯利, 张海平, 王旭东, 等. 航空用石墨烯改性铝电缆导体研制进展[J]. *民用飞机设计与研究*, 2021(3): 75-80.
LI Jiongli, ZHANG Haiping, WANG Xudong, et al. Development of graphene modified aluminum cable conductor for aviation[J]. *Civil Aircraft Design and Research*, 2021(3): 75-80(in Chinese).
- [24] 李松浓, 晏尧, 向菲, 等. 光伏直流系统故障电弧检测方法研究综述[J]. *电测与仪表*, 2024, 61(2): 10-16.
LI Songnong, YAN Yao, XIANG Fei, et al. A comprehensive review on detection method for DC fault arc in photovoltaic system[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2024, 61(2): 10-16(in Chinese).
- [25] 孟羽, 陈思磊, 吴子豪, 等. 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[J]. *西安交通大学学报*, 2022, 56(3): 124-134.
MENG Yu, CHEN Silei, WU Zihao, et al. A DC arc fault detection method based on catboost algorithm for different electrode materials[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(3): 124-134(in Chinese).
- [26] 徐博, 钱成功, 牛军伟, 等. 基于深度自编码器的分钟级负荷数据聚类分析[J]. *广东电力*, 2023, 36(3): 57-67.
XU Bo, QIAN Chenggong, NIU Junwei, et al. Cluster analysis of minute load data based on deep autoencoder [J]. *Guangdong Electric Power*, 2023, 36(3): 57-67(in Chinese).
- [27] GEORGIJEVIC N L, JANKOVIC M V, SRDIC S, et al. The detection of series arc fault in photovoltaic systems based on the arc current entropy[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2016, 31(8): 5917-5930.

附录

<http://ntps.epri.sgcc.com.cn/djgxcb/CN/10.13334/j.0258-8013.pcsee.231242>



武涵聪

在线出版日期: 2024-10-10。

收稿日期: 2023-06-16。

作者简介:

武涵聪(1999), 男, 硕士研究生, 主要从事低压直流系统内故障电弧智能检测技术研究, 1411862046@qq.com;

*通信作者: 李兴文(1978), 男, 博士, 教授, 主要从事高电压与大电流、脉冲功率与等离子体放电技术研究, xwli@mail.xjtu.edu.cn。

(编辑 陈娟)