

基于电流模式分解的非入户式故障电弧识别

卢静雅¹, 翟术然¹, 张兆杰¹, 李康², 孙雪²

(1. 国网天津市电力公司营销服务中心, 天津 300120; 2. 国网天津市电力公司城南供电分公司, 天津 300100)

摘要:近年来电气火灾频发,故障电弧是重要诱因之一。考虑实际低压用户场景特点,开展非入户式故障电弧检测与识别方法研究。首先,采集用户供电入口处的负荷总电流波形数据,通过谐波分析得到总电流基波和各次谐波的幅值和相位信息;然后,将总电流和预训练得到的电流特征参数矩阵一起构建目标函数,形成多负荷电流分解模型;最后,采用智能寻优算法进行最优化求解,得到各个电器设备的运行状态(包括故障状态),判别电弧故障并分析其成因。在实验室条件下,针对低压用户常见电器进行故障电弧模拟实验,结果证明所提出的基于电流模式分解的非入户式故障电弧检测方法的有效性。

关键词:故障电弧识别;非入户式监测;电流模式分解;谐波分析;智能寻优

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2022.06.024 中图分类号:TM501+.2 文章编号:1673-9140(2022)06-0206-06

Non-invasive arc fault recognition based on current mode decomposition

LU Jingya¹, ZHAI Shuran¹, ZHANG Zhaojie¹, LI Kang², SUN Xue²

(1. Marketing Service Center, State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300120, China;
2. Chengnan Power Supply Branch, State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300100, China)

Abstract: In recent years, electrical fires occur frequently. Arc fault is a important causes of electrical fires. In this paper, considering the characteristics of the low-voltage customer scenarios, the research of non-invasive arc fault detection is carried out. First, the aggregated load current waveform data is acquired at the entrance of the customer's power supply. Then, the amplitude and phase information of the fundamental and each harmonic wave of the total current is obtained by harmonic analysis. Next, the total current and the current characteristic parameter matrix obtained from training are used together to construct the objective function and form a multi-load current decomposition model. Finally, the intelligent optimization algorithm is adopted to optimize the solution to obtain the operating state of each appliance (including the fault states), and identify the arc fault and analyze its causes. In addition, this paper carries out the simulation experiment of arc fault for common appliances of actual low-voltage users in the laboratory, and the experimental results show that the proposed non-invasive arc fault recognition method is effective.

Key words: arc fault recognition; non-invasive monitoring; current mode decomposition; harmonic analysis; intelligent optimization

随着越来越多的家用电器走进人们的日常生活当中,由电气故障引起的火灾数目越来越多^[1]。研

究表明,故障电弧是电气火灾的最重要诱因之一,由其引起的火灾事故远多于带电导体间金属性短路引

起的火灾。故障电弧既可能发生在电路内的任何电线组合之间,也可能发生在电线与地之间。根据电弧发生位置与连接负载位置形成的并联或串联关系,可将故障电弧分为并联和串联故障电弧 2 类。当发生并联故障电弧时,线路大电流将触发断路器的过电流保护系统^[2-3];当线路发生串联电弧时,相当于在电路中串联电弧阻抗,线路电流可能难以触发过电流保护,电弧也将稳定持续存在,类似于漏电流检测^[4]。低压系统中故障电弧温度可达 5 500 ℃,高强度电弧发射出的热粒子经时间累积易引燃线路周围绝缘层材料。低压系统周边运行环境复杂,持续存在的电弧显著增大了引起电气火灾的几率,因此,低压故障电弧检测与识别研究对防范电气火灾有着重大意义。

既有电弧检测研究主要基于电弧的物理特性构建物理模型,进而通过监测和分析电压、电流波形来检测识别电弧。文献[5]应用小波变换对电流信号进行分解重构,采用近似熵算法在分解重构各频段信号后,量化评估其不规则程度,从而得到电流信号的特征向量;文献[6]进行五层小波变换分解,将三阶 Daubechies 小波基函数提取出的电流各频段细节信号模极大值作为输入向量来构建特征空间,并利用神经网络进行电弧分类训练和辨识;文献[7]利用小波包技术对发生稳定串联型故障电弧前后的电流信号进行分解、重构和归一化处理,计算各频带重构信号的信息熵;文献[8]利用电弧的随机性特征,在线路电流相邻周期相减的基础上进行小波阈值去噪和归一化,利用差量电流周期幅值作为电弧的特征量;文献[9]则将相邻周期电压量测值做差,对差值波形进行小波去噪处理后,利用电压波形差均值作为电弧检测特征量进行故障检测。尽管不同类型家用电器的谐波差异化特征可能与故障电弧的时、频域特征相似,受此影响可能出现误判,但电流的时、频域特征还是检测瞬时电弧最常用的指标。

非入户式电力负荷监测(non-invasive load monitoring, NILM)是由 MIT 的 Hart 在 1980 年代提出的^[10]。其仅需在用户入口处安装一个传感器,通过采集和分析用户入户电流和端电压来识别和监测户内每个或每类电器的用电功率和工作状态,从而知晓居民家中每个或每类电器的耗电状态和用电规律。伴随着智能电网的发展,智能电表的普及应用

显著地提高了 NILM 技术的技术可行性,国内外科研工作者近年来围绕该领域进行了大量研究取得了卓有成效的突破和进展^[11-17]。文献[18]提出了基于非入户式负荷监测的电流模式匹配方法,利用设备电流的谐波特征进行电流模式匹配,实现负荷分解。故障电弧检测可处理为模式识别问题,首先利用故障电弧数据完成训练识别,然后识别不同电器在不同工作状态下电流的模式特征,而电器发生故障时含电弧的电流模式可看成是一种异常的电器状态。因此,可借鉴 NILM 的思路训练学习分解模型,实现对故障电弧的检测与识别。

本文首先采用 NILM 技术,构建电器故障的分解电流模型,然后设计基于负荷电流分解匹配的非入户式故障电弧识别流程,实现对电器设备外部(如供电线路上)的故障电弧检测。在此基础上,结合实验产生的典型家用电器不同模式下正常用电数据以及含串联电弧数据,进行波形重构,并进行不同串联电弧接入方式下的测试分析。测试结果表明,所提方法能有效识别串联故障,并在特定接入方式下定位电弧位置。

1 本文方法

调研表明,根据设备类型的差异,家用电器设备发生串、并联故障的电弧电流在时间、频率以及时、频域上具有明显差异化特征^[6]。因此,首先分析正常运行和含串联电弧的典型家电的电流数据,建立电流分解模型,然后构建基于电流模式分解的故障电弧识别流程。

1.1 电器故障电弧电流模式

1) 电器故障电弧电流特性。

为验证并发掘故障电弧电流运行特性,首先对不同电器设备产生的电弧电流进行模拟实验,并记录相应的电流波形数据,如图 1 所示,在同一实验室、相同时段进行实验,记录空调、电热水壶正常运行和含电弧条件下的电流采样数据,采样频率为 25 000 Hz;不同电器设备正常工作时的电流波形各不相同,对于同一设备的不同状态,电流波形也存在明显差异。提取各种设备不同运行状态下的电流波形信息,建立典型设备电流特征库,可实现电弧故障快速判别,并识别电弧故障的来源与类型。

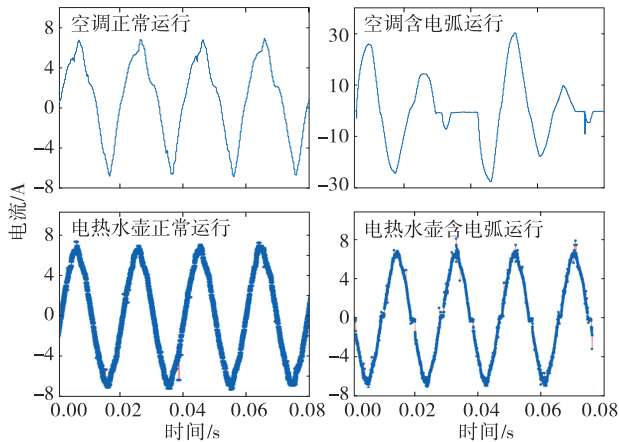


图1 多种电器正常、电弧状态下电流波形

Figure 1 Current waveform diagrams of normal and arc fault state of multiple appliances

2) 故障电弧电流波形完备模型。

电器设备的单元电流可采用傅里叶级数进行分解：

$$i_a(t) = \sum_{\forall k \in N^*} \alpha_{k,a} \cdot \cos(k\omega t + \theta_{k,a}) \quad (1)$$

式中 $i_a(t)$ 为该用电设备的单元电流； $k \in \{1, 2, \dots\}$ ，为正整数； $k\omega$ 为单元电流中第 k 次谐波分量的角频率； $\theta_{k,a}$ 为第 k 次谐波分量的初相角； $k=1$ 时 $\alpha_{k,a} = 1$ ； $k > 1$ 时 $\alpha_{k,a}$ 是一个小于 1 的非负实数； $\theta_{k,a}$ 、 $\alpha_{k,a}$ 可通过离线统计得到。幅值 $\alpha_{k,a}$ 、频率 $k\omega$ 、相位角 $\theta_{k,a}$ 构成了周期量的 3 要素。

对任意电器设备的某一状态（正常运行或含故障电弧状态）的电流进行多次测量，基波和各次谐波的幅值在短时间内可视为恒定值，频率由谐波次数反映，也是恒定的，测量的相位角因开始记录的波形位置有差异而不恒定。对包含多次谐波的稳态电流而言，其能有固定的波形，不仅因为基波和各次谐波有恒定的幅值，还因为基波和各次谐波间有固定的相对位置。这种基波与各次谐波相对位置的信息隐藏在每次测量的相位角中，找到基波与各次谐波间的“相位差”，便可依据幅值重构原始波形。

3) 多模式电流分解模型。

利用模型式(1)可以描述任意电器设备某一运行状态下的电流波形。实际工况中总电力负荷往往含有 m 个不同的用电设备。此时，总电流可以用 m 个设备电流的线性叠加来近似估计：

$$I(t) = \sum_{a=1}^m (\delta_a \cdot i_a(t) + \beta_a \cdot i'_a(t)) \quad (2)$$

式中 $i_a(t)$ 、 $i'_a(t)$ 分别为电器正常/故障状态下

运行产生的电流波形； $\delta_a \in \{0, 1\}$ 、 $\beta_a \in \{0, 1\}$ 为各电器设备的运行状态参数，且对于任意电器都有 $\delta_a + \beta_a \leq 1$ 。

令 $\boldsymbol{\delta} = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m]$ 且 $\boldsymbol{\beta} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m]$ ，根据式(1)，将式(2)表示为矩阵形式：

$$\begin{bmatrix} \alpha_{1,1} \angle \theta_{1,1} \\ \alpha_{2,1} \angle \theta_{2,1} \\ \vdots \\ \alpha_{k,1} \angle \theta_{k,1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{1,1} \angle \theta_{1,1} & \cdots & \alpha_{1,m} \angle \theta_{1,m} & \alpha'_{1,1} \angle \theta'_{1,1} & \cdots & \alpha'_{1,m} \angle \theta'_{1,m} \\ \alpha_{2,1} \angle \theta_{2,1} & \cdots & \alpha_{2,m} \angle \theta_{2,m} & \alpha'_{2,1} \angle \theta'_{2,1} & \cdots & \alpha'_{2,m} \angle \theta'_{2,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{k,1} \angle \theta_{k,1} & \cdots & \alpha_{k,m} \angle \theta_{k,m} & \alpha'_{k,1} \angle \theta'_{k,1} & \cdots & \alpha'_{k,m} \angle \theta'_{k,m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\delta}^T \\ \boldsymbol{\beta}^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

由于 $I(t)$ 为量测值， α_l 、 $\angle \theta_l$ 均为已知量； α_a 、 α'_a 为电器运行的固定模式，对于任意 $k > 1$ ， $\angle \theta_{k,a}$ 或 $\angle \theta'_{k,a}$ 均与基波相角 $\angle \theta_{1,a}$ 或 $\angle \theta'_{1,a}$ 相关，关联关系可由历史数据训练得到。因此，仅 $\angle \theta_{1,a}$ 、 $\angle \theta'_{1,a}$ 、 $\boldsymbol{\delta}$ 和 $\boldsymbol{\beta}$ 为待求量。

不妨简化表示为 $\mathbf{I} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{H}$ ， \mathbf{A} 为特征参数矩阵，其包含了单个电器某一状态下的电流波形信息和不同负荷电流波形的位置信息， $\mathbf{H} = (\boldsymbol{\delta}, \boldsymbol{\beta})^T$ 为状态系数矩阵，表示各个电器的不同运行状态。进而可以建立最优化目标函数：

$$f(\mathbf{H}) = \|\mathbf{I} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{H}\|^2 \quad (4)$$

式中 \mathbf{H} 为需要求解的未知数向量； $\|\cdot\|$ 为 L_2 范数。

至此，设备正常或电弧状态识别即转化为最小化问题：

$$\hat{\mathbf{H}} = \operatorname{argmin} f(\mathbf{H}) \quad (5)$$

1.2 基于电流模式分解的非入户式故障电弧识别

本文所提出的基于电流模式分解的非入户式故障电弧识别方法包括训练和识别两部分，具体实现流程如图 2 所示。

1) 训练算法。以全样本数据库为依据，在采样频率 25 000 Hz 下，对各个电器设备实测电流数据进行傅里叶分解，提取其各次谐波幅值 $\alpha_{k,a}$ 、相位角 $\theta_{k,a}$ 等关键波形参数。针对每一电器设备正常状态及电弧故障状态的电流波形信息进行参数提取，形成特征参数矩阵 \mathbf{A} ，从而形成目标用户全运行状

态下的电流波形完备模型库(式(1))。需要注意的是,此处模型库中的电器对于不同品牌型号的兼容性较强,无需在实际工程应用中获取新的训练样本,具有较强的适应性和推广能力。

2)识别算法。测量某一时刻系统的负荷总电流波形,按流程识别电弧,即①对量测数据进行谐波分析,得到总电流基波和各次谐波的幅值 α_i 和相位 $\angle\theta_i$;②形成负荷总电流的矩阵形式 \mathbf{I} ,将 \mathbf{I} 、 \mathbf{A} 同时代入式(4),形成多负荷电流分解模型;③用智能寻优算法针对式(5)进行最优化求解;④得到各电器设备的运行状态系数矩阵 \mathbf{H} ,并依据 \mathbf{H} 中元素判别电弧故障,分析其成因。

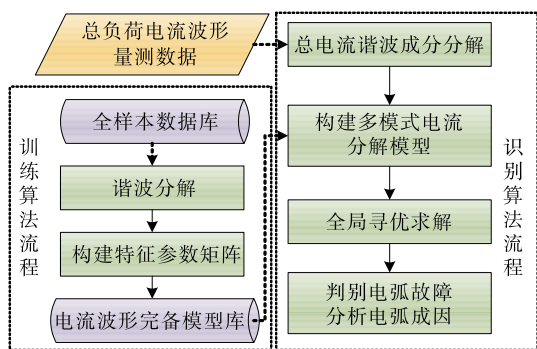


图 2 基于电流模式分解的非入户式故障电弧识别方法

Figure 2 Non-invasive arc fault recognition method based on current mode decomposition

值得注意的是,在分析的谐波次数足够高情况下,上述多模式电流分解模型本质上是求解一个超定方程组。本文采用遗传算法求解^[16],对适应度分配采用线性排序,采用二进制编码方式,选择轮盘赌法,交叉和变异方式分别采用单点交叉、均匀变异。本文设定终止条件为种群进化的代数达到某个阈值时结束,此阈值可采用经验值。

2 测试与讨论

2.1 测试方案

为了分析研究故障电弧特性,需构建常见电器设备串联故障电弧样本库。本文参照 UL1699 标准,自行搭建故障电弧发生装置,如图 3 所示。该电弧发生装置由 1 根可移动电极(铜棒)和 1 根固定电极(碳棒)组成,碳棒直径为 6.4 mm,铜棒触点削尖且 a 在(17.8±7.6)mm 范围内,通过接入不同性质负载并控制一定气隙来产生电弧波形。

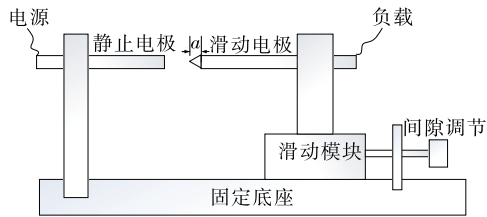


图 3 故障电弧发生装置

Figure 3 Fault arc generator

在实验室条件下,利用电热水壶、空调、电吹风(包括冷风和热风 2 种运行状态)、白炽灯这几个电器搭建简易低压用户场景,将电弧发生装置串联接入,开展故障电弧模拟实验,记录典型电器设备实际运行产生的电流波形。每种电器包括正常运行和带有故障电弧运行时的各 100 个样本,构成全样本特征空间数据库,数据采样频率为 25 000 Hz。对于全样本数据库中每一电器的正常运行和故障运行电流进行傅里叶分解,得到关键波形参数,构成特征参数矩阵,从而形成目标用户全运行状态下的电流波形完备模型库。

在上述低压用户场景中,设置多个实验场景验证所提方法的有效性,以 3 个代表性场景进行分析说明,如图 4 所示。场景 1 为电弧故障发生在电热水壶的支路①上,此时只有电热水壶在运行;场景 2 为电弧故障发生在电热水壶、空调的上游干路②上,此时电热水壶和空调均处于运行状态;场景 3 为电弧故障发生在总干路③上,且此时空调、电热水壶和电吹风均处于运行状态。

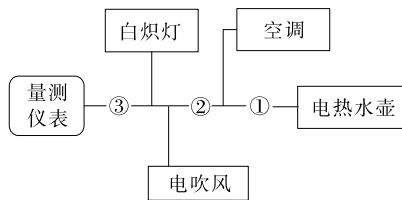


图 4 故障实验场景

Figure 4 Schematic diagram of the fault experiment scenario

2.2 结果分析

选取 3 种常见电器设备作为实验对象,采用快速傅里叶算法分析截至 15、25 次谐波,构成特征参数矩阵,将结果代入式(2)进行重构。重构与实测原始电流波形对比如图 5 所示,重构与原始电流波形相似度极高,这表明基于电流波形分解实现电器设备状态识别的结果是可信的。

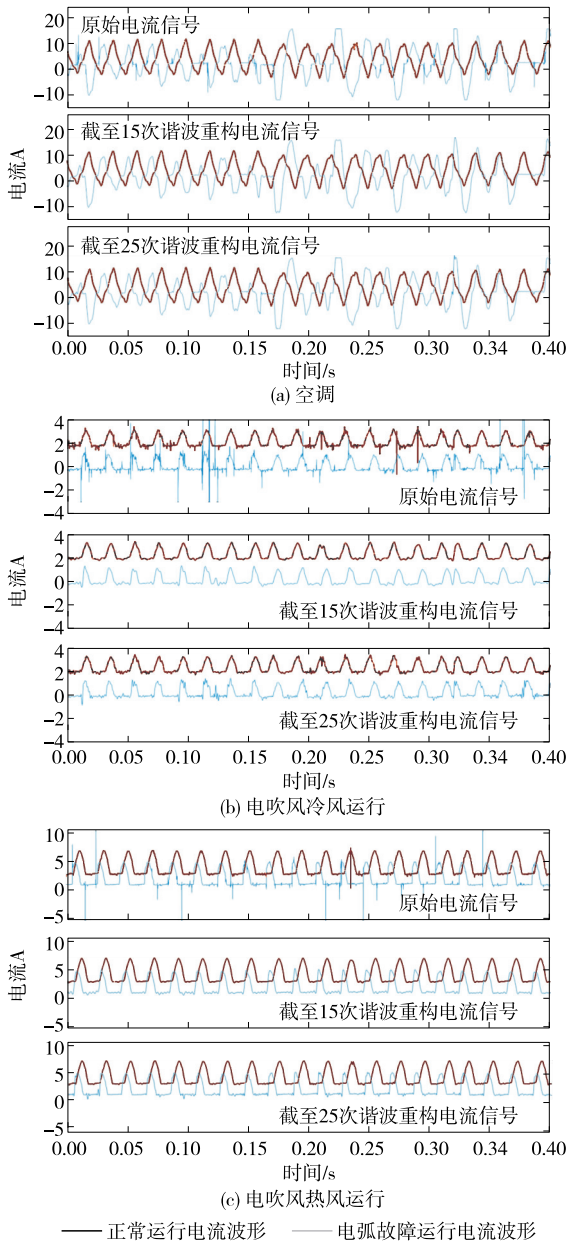


图5 重构与实测原始电流波形对比

Figure 5 Comparison between reconstructed current waveform and original current waveform measured

1) 对于空调,截至 15 次谐波重构得到的电流波形已能较完整地再现原波形,且能较好区分正常与电弧故障波形。

2) 对于电吹风,截至 15 次谐波重构高频信号保留较少,故障电弧电流的高频信号特征明显,导致正常与电弧故障运行电流波形区分度不高。

综上,本文实验采用 25 次谐波进行信号重构,服务于非入户式电流模式分解。在此基础上,进行上述 3 个场景的实验验证,对量测数据进行谐波分析,每个场景均试验 50 次,所得实验结果如表 1 所

示。在仅有一个电器运行时,检测准确率较高,当故障发生在干路上时,随着运行电器的增多,综合负载情况较为复杂,检测准确率略有下降,不过总体效果可以满足工程需要。

表 1 故障电弧分解检测实验结果

Table 1 Experimental results of fault arc decomposition detection

场景	运行电器	电弧故障支路	识别准确率/%
1	电热水壶	①	85
2	电热水壶、空调	②	83
3	电热水壶、空调、电吹风	③	80

3 结语

故障电弧的准确检测可为及时排查及清除用电隐患提供重要依据。非入户式故障电弧识别只需提供负荷用电总量数据,为故障电弧检测的规模化推广应用提供了可能性。为此,本文提出了一种基于电流模式分解的非入户式故障电弧识别方法,给出了通用的训练与检测算法流程,在实际实验测试典型负荷电流数据与负荷数据的基础上,通过仿真分析验证了所提方法的可行性。

需要指出的是,本文测试所用家用电器组合数量有限,是一种简化分析。实际场景中用户可能出现更复杂的多电器同时运行,用户电表感知的负荷总电流对应的模式特征更加复杂多元,电器间的相互耦合还会明显加剧背景噪声的影响,未来需要在扩充实验测试典型设备运行模式电流数据库的基础上,从数据特征和算法设计 2 个层面展开研究,进一步优化提高本文方法在实际场景下的适用性。

参考文献:

- [1] 高锴.电气火灾监控系统和电气火灾预防[J].建筑电气,2013,32(11):54-56.
GAO Kai, Alarm and monitoring system for electric fire protection and electric fire prevention[J]. Building Electricity, 2013, 32(11): 54-56.
- [2] 李全蕾,詹红霞,张勇,等.考虑多 DG 接入的配电网自适应电流主保护方案[J].智慧电力,2021,49(8):63-69.
QUAN Lei, ZHAN Hongxia, ZHANG Yong, et al. Adaptive current main protection scheme of distribution network accessed with multiple distributed generations [J]. Smart Power, 2021, 49(8): 63-69.

- [3] 赵思腾,桂林,张琦雪,等.大型发电机及其机端外接元件单相接地故障定位[J].中国电力,2020,53(3):119-125.
ZHAO Siteng, GUI Lin, ZHANG Qixue, et al. Ground fault location of large generator and external components[J]. Electric Power, 2020, 53(3): 119-125.
- [4] 刘宗杰,赵锐,刘玉玲,等.配电网有功泄漏电流实时测量方法[J].电力科学与技术学报,2019,34(2):28-32.
LIU Zongjie, ZHAO Rui, LIU Yuling, et al. A method of real time measurement for active leakage current in distribution network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(2): 28-32.
- [5] 郭凤仪,李坤,陈昌垦,等.基于小波近似熵的串联电弧故障识别方法[J].电工技术学报,2016,31(24):164-172.
GUO Fengyi, LI Kun, CHEN Changken, et al. Series arc fault identification method based on wavelet approximate entropy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(24): 164-172.
- [6] 刘晓明,赵洋,曹云东,等.基于小波变换的交流系统串联电弧故障诊断[J].电工技术学报,2014,29(1):10-17.
LIU Xiaoming, ZHAO Yang, CAO Yundong, et al. Series arc fault diagnosis based on wavelet transform in AC system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(1): 10-17.
- [7] 刘艳丽,郭凤仪,王智勇,等.基于信息熵的串联型故障电弧频谱特征研究[J].电工技术学报,2015,30(12):488-495.
LIU Yanli, GUO Fengyi, WANG Zhiyong, et al. Research on the spectral characteristics of series arc fault based on information entropy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(12): 488-495.
- [8] 张冠英,张晓亮,刘华,等.低压系统串联故障电弧在线检测方法[J].电工技术学报,2016,31(8):109-115.
ZHANG Guanying, ZHANG Xiaoliang, LIU Hua, et al. Online detection method for series arcing fault in low voltage system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(8): 109-115.
- [9] 赵远,张冠英,王尧,等.基于负载端电压分析的串联故障电弧检测方法[J].电器与能效管理技术,2016(15):74-78.
ZHAO Yuan, ZHANG Guanying, WANG Yao, et al. Series arc fault detection method based on the analysis of load voltage[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2016(15): 74-78.
- [10] HART G W. Nonintrusive appliance load monitoring [J]. Proceedings of the IEEE, 1992, 80(12): 1870-1891.
- [11] 余贻鑫,刘博,栾文鹏.非侵入式居民电力负荷监测与分解技术[J].南方电网技术,2013,7(4):1-5.
YU Yixin, LIU Bo, LUAN Wenpeng. Nonintrusive residential load monitoring and decomposition technology[J]. Southern Power System Technology, 2013, 7(4): 1-5.
- [12] 程雅梦,李明,李悦,等.基于计量在线监测及智能诊断的日电量拟合研究[J].供用电,2020,38(1):74-79.
CHENG Yameng, LI Ming, LI Yue, et al. Research on the fitting of daily electricity based on online monitoring and intelligent diagnosis of power measurement [J]. Distribution & Utilization, 2020, 38(1): 74-79.
- [13] 张乐平,胡珊珊,梅能,等.智能电能表可靠性研究综述[J].电测与仪表,2020,57(16):134-140.
ZHANG Leping, HU Shanshan, MEI Neng, et al. Overview of research on reliability of smart meter[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(16): 134-140.
- [14] 赵春柳.基于稳态谐波分析的非侵入式电力负荷分解法的应用研究[D].天津:天津大学,2009.
- [15] 仲立军,周晓琴,顾曦华,等.基于负荷分解技术的小区电能替代需求分析[J].电力系统保护与控制,2021,49(17):147-153.
ZHONG Lijun, ZHOU Xiaoqin, GU Xihua, et al. Non-intrusive load monitoring using low sampling-rate data for electric energy substitution demand analysis[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(17): 147-153.
- [16] 雷明阳,陈静杰,欧晓勇,等.基于张量分解的智能电表电压数据缺失填补算法[J].电网与清洁能源,2021,37(12):8-15.
LEI Mingyang, CHEN Jingjie, OU Xiaoyong, et al. A missing voltage data imputation algorithm for smart meters based on tensor decomposition[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(12): 8-15.
- [17] 孙毅,崔灿,张璐,等.智能用电非侵入式负荷监测系统研究[J].电力科学与技术学报,2019,34(2):155-160.
SUN Yi, CUI Can, ZHANG Lu, et al. Research on non-intrusive load monitoring system for global energy internet[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(2): 155-160.
- [18] YU Y X, LIU B, WANG B. Current pattern matching method for non-intrusive power load monitoring and disaggregation[P]. United States Patent; US2015309092, 2015-10-29.