

# 基于 EMD 和 PNN 的故障电弧多变量判据诊断方法

苏晶晶, 许志红

(福州大学 电气工程与自动化学院 福建省新能源发电与电能变换重点实验室, 福建 福州 350116)

**摘要:**故障电弧单变量判据诊断法受不确定因素影响大、特征量提取困难, 针对此提出一种基于经验模态分解(EMD)和概率神经网络(PNN)的故障电弧多变量判据的诊断方法。利用经验模态分解分析法对电弧电流进行时频分解, 并借助信号相关性理论自动提取故障特征信号; 同时, 通过分析故障特征信号的无量纲指标, 形成多变量特征向量集。在此基础上, 构建基于概率神经网络的故障电弧诊断模型。通过分析燃弧前后烧水壶、吸尘器、卤素灯、电钻、荧光灯、计算机的电流波形, 验证故障诊断模型的准确性。结果表明, 所提方法解决了单变量判据故障诊断中出现的特征量提取困难、交叉重复等问题, 准确率超过90%。

**关键词:**电弧; 特征信号提取; 经验模态分解; 概率神经网络; 无量纲指标; 多变量判据; 模型

**中图分类号:** TM 501.2

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16081/j.issn.1006-6047.2019.04.016

## 0 引言

在住宅居住类场所, 插座脱落以及插线板或线路老化、过载、接口断裂等原因可能引发故障电弧<sup>[1]</sup>。国内外学者通过仿真、实验等手段对故障电弧进行了研究, 指出故障电弧的电气特性与负载性质、发生位置、故障类型有关, 且具有间歇性、随机性和不确定性<sup>[2]</sup>。因此, 如何有效检测故障电弧一直是电弧领域研究的热点。

目前, 常用的故障电弧检测方法大多是基于电弧的物理现象和电气特性。利用弧声、弧光、电磁辐射等电弧物理特性检测方法在一些特定的场合得到了较多应用, 如开关柜故障电弧, 然而受故障电弧发生位置、传感器检测精度、环境干扰等限制, 该方法难以推广到居民用电保护。因此, 基于电弧电压、电流的时域、频域、时频域特性获取故障电弧特征参数是目前故障电弧检测最常用的方法。文献[3-7]分别从故障电弧时域、频域、时频域特性着手, 研究基于电弧电流时域参数、傅里叶变换、小波分析等故障电弧检测方法。此外, 结合智能计算、自适应控制算法和逻辑策略对故障电弧进行识别是目前故障电弧检测的一个新方向。文献[8]提出了一种将小波分析与神经网络算法相结合的方法, 构建故障电弧诊断模型。文献[9]以盒维数和关联维数构造串联电弧故障的特征向量, 实现正常工作状态和电弧故障的正确区分。

由于供配电系统中存在与故障电弧相似的波

形, 如何在复杂环境下准确地识别故障电弧、开关电器正常的操作电弧和其他干扰信号是故障电弧检测的难点。同时, 故障电弧产生的环境复杂且具有不可预见性, 受传感器选型、硬件检测电路、负载性质和容量、工作环境等影响, 采集到的电压、电流波形往往存在不完整、不精确、模糊、随机性等问题, 单纯依赖单变量特征阈值诊断故障电弧容易出现特征阈值波动、正常状态与故障状态信息交叉重复等问题, 从而导致误判或漏判。

为了获得更好的故障电弧检测效果和实现故障点定位, 解决故障电弧单变量判据方法中阈值难以确定的问题, 本文提出一种基于故障电弧多变量判据的诊断方法, 在实现对燃弧前后电流信号时频分析的基础上, 构建燃弧前后的特征信号和概率神经网络(PNN)故障电弧诊断模型, 同时引入特征信号的无量纲指标特征向量集作为故障电弧多变量判据, 最终实现对不同负载下故障电弧的有效识别, 并定位故障支路。

## 1 故障电弧特性分析

根据标准 GB/T 31143—2014《电弧故障保护电器的一般要求》对电弧发生装置的设计要求, 研制一套故障电弧检测与分析系统, 该系统含碳化导线装置、电弧发生器和切割电缆装置 3 种电弧发生装置(下文简称发生装置), 分别用于模拟因绝缘碳化、空气电离和短路导致的故障电弧, 如附录中图 A1 所示。通过大量试验, 获取不同负载容量、不同负载类型下的故障电弧波形数据库, 用于对故障电弧检测分析算法的研究。

### 1.1 不同原因产生的故障电弧

附录中的图 A2 为 2.2 kW 阻性负载下 3 种发生装置试验获取的电弧电压波形和电流波形图。

由图 A2(a) 可见, 未发生故障电弧时, 线路电流为正弦波, 电源电压均为正弦平稳信号。由图 A2

收稿日期: 2018-02-09; 修回日期: 2019-03-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51707039); 福建省科技厅产学研合作项目(2016H6008)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51707039) and the Production-Study-Research Cooperation Project of Science and Technology Department of Fujian Province(2016H6008)

(b)~(d)可见,3种发生装置产生的电弧电流均存在零休期,过零前后电弧电流上升率明显高于正常电流且幅值和有效值均小于正常电流;电弧电压呈现马鞍形且存在燃弧尖峰和熄弧尖峰。但受故障原因、装置运行工况的影响,3种发生装置产生的故障电弧电气特性又有所区别。

a. 当线路导线形成碳化通道后,一旦流过电流,故障电弧迅速产生,且整个燃弧过程稳定,电弧电压、电流波形周期特性明显,且电弧能量大。

b. 电弧发生器的燃弧原理是利用2个电极进行拉弧,受电极拉弧速度和分离距离影响较大,整个燃弧过程具有明显的阶段性,初始阶段,电弧现象并不明显,电弧电压波形近似方波,在电流过零瞬间,电弧快速熄灭并重燃,此时电弧能量小;随着电弧的反复重燃,电极表面被逐渐烧蚀,电弧电阻逐渐增大,电弧电流出现明显的零休现象,且幅值明显低于正常电流值,电弧电压有明显燃弧尖峰和熄弧尖峰。

c. 切割电缆装置的燃弧原理是利用刀片先后切割2根带电导线,模拟相间短路引发的故障电弧,电弧产生后,刀片受电弧高温侵蚀,因此整个燃弧过程更加复杂,电弧电压、电流波形出现过电压和过电流。

## 1.2 不同负载下的故障电弧

借助电弧发生器对住宅用电系统常用的电器负载产生的故障电弧展开研究,如附录中的图A3所示。

烧水壶为阻性负载,其燃弧前后的电气特性与电阻负载相同。对于类阻性负载,如卤素灯,正常电流特性与常规阻性负载在故障电弧阶段的电气特性相似,具有零休期。而当故障电弧产生时,电弧电压与常规阻性负载一样呈马鞍形,且存在燃弧尖峰和熄弧尖峰;电弧电流同样呈现平肩特性,在初始小电弧区域,与其自身正常电流相似,随着燃弧愈加炽烈,电流波形将发生畸变且含随机噪声。

对于吸尘器、荧光灯、手电钻,由于运行工况和工作原理的不同,正常工作时线路电路呈现不同的特性。其中,正常状态下,吸尘器电流为平肩波,同时在电流零休期间谐波含量高;手电钻负载的正常电流近似三角波,而荧光灯负载在镇流器的作用下,其电流波形虽然近似正弦波,但是谐波含量高。故障电弧发生时,在燃弧初始阶段,线路电流波形在时域特性上并没有明显变化,在电弧稳定燃弧过程中,线路电流和电极两端电压波形发生畸变,尤其是手电钻和荧光灯负载,出现了高频噪声含量增加、峰值浮动大等现象。

对于计算机负载,受半导体开关器件高频通断过程的影响,正常工作时其波形为尖峰脉冲波,当线路出现故障电弧时,故障电流将失去周期性,存在丢

失的现象。

综上所述,受故障电弧燃弧原因、负载容量、负载性质等影响,仅依赖燃弧前后时域或频域中某一参数作为故障电弧检测的依据,虽然可以实现故障检测,但是容易出现误判,尤其是在初始小电弧阶段,燃弧前后时域信号、频域信号区分度较小,难以找到公共阈值。

## 2 故障电弧多变量判据诊断方法

多变量诊断方法是利用2个及以上能够体现故障电弧发生前后奇异性的特征参数进行综合考虑,以解决单变量判据中因不确定因素干扰导致的特征参数失效的问题。本文以住宅用电系统突发故障电弧为研究对象,针对烧水壶、吸尘器、卤素灯、电钻、荧光灯、计算机6类常用的家用电器的故障电弧进行研究。

### 2.1 基于经验模态分解的故障特征信号重构

为了获取表征故障电弧的判据,采用经验模态分解(EMD)法对原始信号进行时频分析,以重构特征信号。EMD可以用于处理非线性、非平稳的时间序列信号<sup>[10]</sup>,其本质是根据经验确定待分解数据中有效信号的模态函数,从而将信号分解成一系列按照频率高低分布的有限的具有不同特征尺度的本征模态函数(IMF),即:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n h_i + R_n \quad (1)$$

其中, $x(t)$ 为待分解的原始时域信号; $h_i$ 为第*i*个IMF分量; $R_n$ 为剩余分量; $n$ 为分解层数。

虽然从IMF分量中可以提取故障电弧特征信息,但是由于EMD方法的局限性,对于不同信号其分解得到的IMF分量数目和每个IMF分量的频段并非是固定的,因此仅仅分析某1个或几个IMF分量作为故障识别的依据,可能导致诊断阈值区分度小,诊断准确率降低。

文献[11-12]指出故障电弧的奇异特性存在于电流信号的高频分量中,因此,本文忽略基频以下的IMF分量。通过分析基频以上IMF分量与正常信号、实际采集的信号相似程度,提取与正常电流信号相关性小、与实际采集信号相关性大的IMF分量进行特征信号重构。采用相关系数度量IMF分量、标准正常信号、实际采集的信号之间的相似程度。假设时域信号为 $X$ ,则IMF分量与 $X$ 之间的相关系数可定义为:

$$\rho_{x,imf} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_k - \bar{X})(h_{ik} - \bar{h}_i)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - \bar{X})^2 \sum_{k=1}^n (h_{ik} - \bar{h}_i)^2}} \quad (2)$$

## 2.2 多变量判据的筛选

考虑到故障电弧受故障原因、负载性质、燃弧工况等不确定因素的影响以及在数据采集过程中因硬件原因可能出现的波形数据不完整、不精确等问题,利用故障电弧特征信号的无量纲指标集作为故障诊断判据的来源。

无量纲指标是指将相同量纲的 2 个物理量的比值<sup>[15]</sup>,与传统有量纲指标(均方根值  $x_{\text{rms}}$ 、绝对平均值  $|\bar{x}|$ 、最大值  $x_{\text{max}}$ 、峭度  $\beta$ 、方根幅值  $x_r$  等)不同的是,无量纲指标不受幅值和频率变化的影响,只对概率密度函数的形状变化敏感,可以表征信号的畸变情况,实现对故障的诊断。常用的无量纲指标包括波形指标  $f_s$ 、脉冲指标  $f_1$ 、峰值指标  $f_c$ 、裕度指标  $f_{\text{CL}}$ 、峭度指标  $v_k$ <sup>[13]</sup>,如式(3)所示。

$$f_s = \frac{x_{\text{rms}}}{|\bar{x}|}, f_1 = \frac{x_{\text{max}}}{|\bar{x}|}, f_c = \frac{x_{\text{max}}}{x_{\text{rms}}}, f_{\text{CL}} = \frac{x_{\text{max}}}{x_r}, v_k = \frac{\beta}{x_{\text{rms}}} \quad (3)$$

## 3 故障电弧诊断模型

### 3.1 PNN

PNN 能够将样本数据通过非线性映射到状态空间中,构建具有自适应能力的网络,实现模式识别和信号分类<sup>[14]</sup>。与其他神经网络不同的是,PNN 是一种基于贝叶斯最小风险准则的径向基神经网络,其无需设置权值和学习过程,训练速度快、效率高,同时具有强大的非线性分类能力<sup>[15]</sup>。

对于某一样本向量  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n]$ ,假设状态类型为  $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_m]$ ,则各类状态的先验概率、后验概率和类条件概率密度函数可以分别用为  $P(y_i)$ 、 $P(y_i | \mathbf{X})$ 、 $P(\mathbf{X} | y_i)$  表示。对于未知的分类决策,先验概率为已知参数,类条件概率密度函数可借助 Parzen 函数进行估算,进而推导出后验概率。

$$P(\mathbf{X} | y_i) = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - x_{ij}\|^2}{2\sigma^2}\right)}{N_i (2\pi)^{\frac{d}{2}} \sigma^d} \quad (4)$$

$$P(y_i | \mathbf{X}) = P(\mathbf{X} | y_i) P(y_i) / P(\mathbf{X}) \quad (5)$$

因此,在不考虑样本错误判决的条件下,Bayes 判决准则可定义为:

$$\forall j \neq i = 1, 2, 3, \dots, m, \text{ if } P(y_i | \mathbf{X}) > P(y_j | \mathbf{X}), \mathbf{X} \in y_i \quad (6)$$

其中,  $N_i$  为第  $i$  类样本的总数;  $d$  为特征向量维数;  $x_{ij}$  为第  $i$  类的第  $j$  个样本数据;  $\sigma$  为 Parzen 函数窗宽度,即平滑参数。

为避免在样本决策过程出现误判的风险,考虑样本的错误判决,引入错误将  $y_i$  分类到  $y_j$  的风险系数  $\lambda_{ij}$ ,则决策条件的风险函数  $R$  为:

$$R(y_i | \mathbf{X}) = \sum_{j=1}^m \lambda_{ij} P(y_j | \mathbf{X}) \quad (7)$$

此时,修正 Bayes 最小风险决策准则为:

$$\text{if } R(y_i | \mathbf{X}) > R(y_j | \mathbf{X}), \mathbf{X} \in y_i \quad (8)$$

因此,本文以 Bayes 最小风险决策准则作为故障诊断模型的前馈网络,通过设置合理的平滑参数,对样本特征向量集进行训练,估算各类故障的概率密度,从而实现对未知故障类型的诊断。

基于 PNN 的故障诊断模型由输入层、模式层、求和层、输出层构成,如附录中的图 A3 所示。其中,输入层将故障特征向量乘以加权系数  $W_j$  得到的标量积  $I_{\text{net}}$  输入至模式层进行训练,该层神经元个数为特征向量的维数;模式层采用指数函数  $g_j$  作为激活函数训练样本,利用 Parzen 函数求解每个神经元的概率密度;求和层对模式层中同类输入向量的神经元的概率密度进行加权平均,得到各类输入向量的估计概率密度;输出层为基于 Bayes 决策准则的判决层,通过选择后验概率最大的类别作为样本的实际分类结果<sup>[15-16]</sup>。

### 3.2 故障电弧多变量判据诊断模型的建立

多变量判据故障诊断模型实现步骤如下。

a. 采集线路电流、电压波形,并进行降噪。

b. 利用 EMD 分析法对电流进行时频分析。

c. 根据信号之间相关性原理,分析每个 IMF、标准正常电流信号、原始电流信号之间的相关性,提取主频以上、与正常电流相关性最小且与原始电流信号相关性最大的 IMF 分量进行重构,从而得到能够表征故障电弧的特征信号。

d. 求解特征信号的无量纲指标,形成基于无量纲指标的故障电弧特征向量矩阵  $\mathbf{T} = [f_s, f_1, f_c, f_{\text{CL}}, v_k]$ 。

e. 将各种负载下的特征向量矩阵作为测试样本集,输入 PNN 中进行训练,通过配置合适的平滑参数,构建故障诊断模型。电弧故障训练样本的特征矩阵为:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} f_{s1k} & f_{11k} & f_{c1k} & f_{\text{CL}1k} & v_{k1k} \\ f_{s2k} & f_{12k} & f_{c2k} & f_{\text{CL}2k} & v_{k2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{sik} & f_{1ik} & f_{cik} & f_{\text{CL}ik} & v_{kik} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{s12k} & f_{112k} & f_{c12k} & f_{\text{CL}12k} & v_{k12k} \end{bmatrix}_{12m \times 5} \quad (9)$$

其中,  $f_{sik}$ 、 $f_{1ik}$ 、 $f_{cik}$ 、 $f_{\text{CL}ik}$ 、 $v_{kik}$  分别为第  $i$  类线路工作状态下第  $k$  个时间点的无量纲特征向量;  $i$  取 1—6 分别表示烧水壶、吸尘器、卤素灯、电钻、荧光灯、计算机这 6 类试验负载正常工作状态,  $i$  取 7—12 依次表示对应负载线路发生故障电弧的情况;  $m$  为不同故障类型选取的总样本数。将训练样本输入故障诊断

模型中,根据故障诊断效果修正平滑参数,改进故障诊断模型。

f. 利用修正后的故障诊断模型,对测试样本进行故障诊断,确定测试样本的故障类型。

#### 4 波形分析

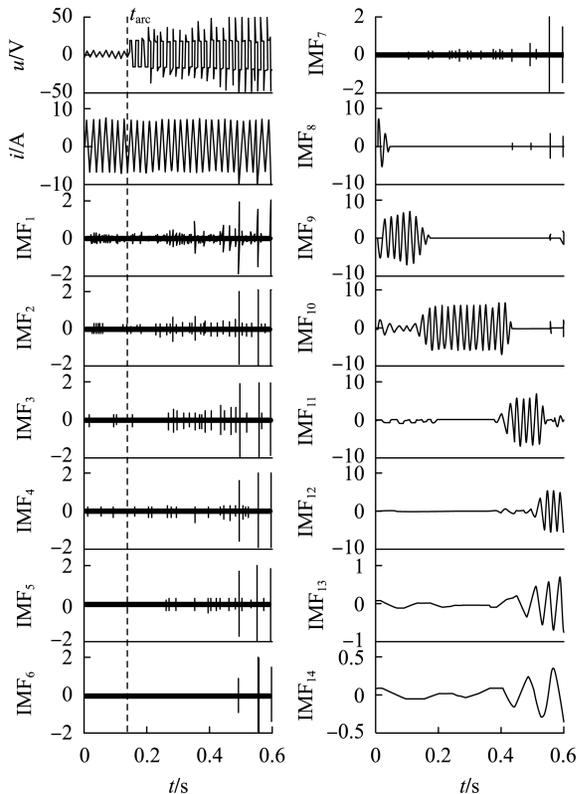
利用课题组研制的故障电弧检测与分析系统(如附录中的图A1所示)进行试验。在采样频率为100 kHz的故障电弧波形数据库中,随机选取各类试验负载在正常工作 and 发生电弧故障时的电压、电流波形数据各200组,对本文提出的方法进行验证。

##### 4.1 样本处理与特征信号提取

图1为燃弧前后故障点两端电压、线路电流及IMF分量。图中, $u$ 为电极两端电压波形; $i$ 为燃弧前后线路电流波形; $t_{\text{arc}}$ 为故障电弧发生时刻。可见不同负载下,线路电流经EMD后,故障电弧特征信息呈现在部分IMF分量上,因此可以从这部分IMF分量提取故障电弧的奇异信息。

对于阻性负载,以电热水壶为例,其EMD结果如图1(a)所示。由图可见,IMF<sub>1</sub>—IMF<sub>4</sub>分量蕴含故障电弧发生时的特征信息,0.2~0.4 s时段为燃弧的初始阶段,此时电弧现象不明显,随着燃弧炽烈程度加深,奇异性越来越明显。

图1(b)为卤素灯的波形,故障电弧发生时( $t > t_{\text{arc}}$ ),IMF<sub>1</sub>—IMF<sub>6</sub>中含有区分故障电弧发生前后的信息,燃弧时,IMF<sub>1</sub>—IMF<sub>6</sub>波动较大,尤其是在大电弧区域,其幅值明显较大且带有高频噪声。



(a) 烧水壶负载

图1(c)、(d)、(e)分别为吸尘器、手电钻、荧光灯这3类感性负载的波形,受运行工况和工作原理的影响,故障电弧产生前后电流波形特性各不相同,但是在前几个IMF分量,即吸尘器负载的IMF<sub>1</sub>—IMF<sub>3</sub>、手电钻负载的IMF<sub>1</sub>—IMF<sub>6</sub>、荧光灯负载IMF<sub>1</sub>—IMF<sub>3</sub>中都含有燃弧前后的奇异信息。

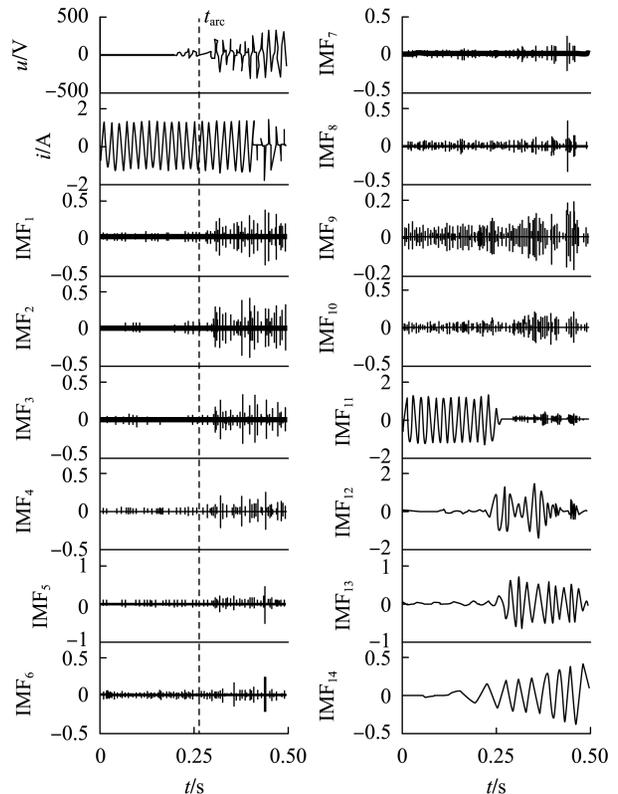
图1(f)为计算机负载波形,燃弧前后的奇异信息明显反映在IMF<sub>1</sub>—IMF<sub>3</sub>中。

综上所述,EMD法能够提取各类负载支路在燃弧前后的奇异信息,但是却难以统一选择其中1个或几个IMF分量作为故障判别的依据。因此,为了更好地获取相对完整的特征信号,根据信号相关性原理,通过提取不同IMF分量与正常电流时域信号相关性小,但是与原始电流时域信号相关性大的IMF分量重构特征信号 $i_{\text{cs}}$ ,如图2所示。

由图2可见,故障电弧发生前后奇异信息在特征信号上得到了较好的体现,故障电弧发生后,特征信号时域阈值参数大于正常值。但是在初始小电弧阶段,存在特征信号在时域阈值上的区分度并不明显的问题,将通过后续特征信号的基于多变量的无量纲指标集解决。

##### 4.2 故障特征向量集的确定

随机选取各类负载各100组试验数据,利用前述方法提取各类指标的最大值和最小值作为不同工作状态下取值范围,从而提取故障电弧发生前后特征信号的无量纲指标集,结果如附录C中的表C1所示。



(b) 卤素灯负载

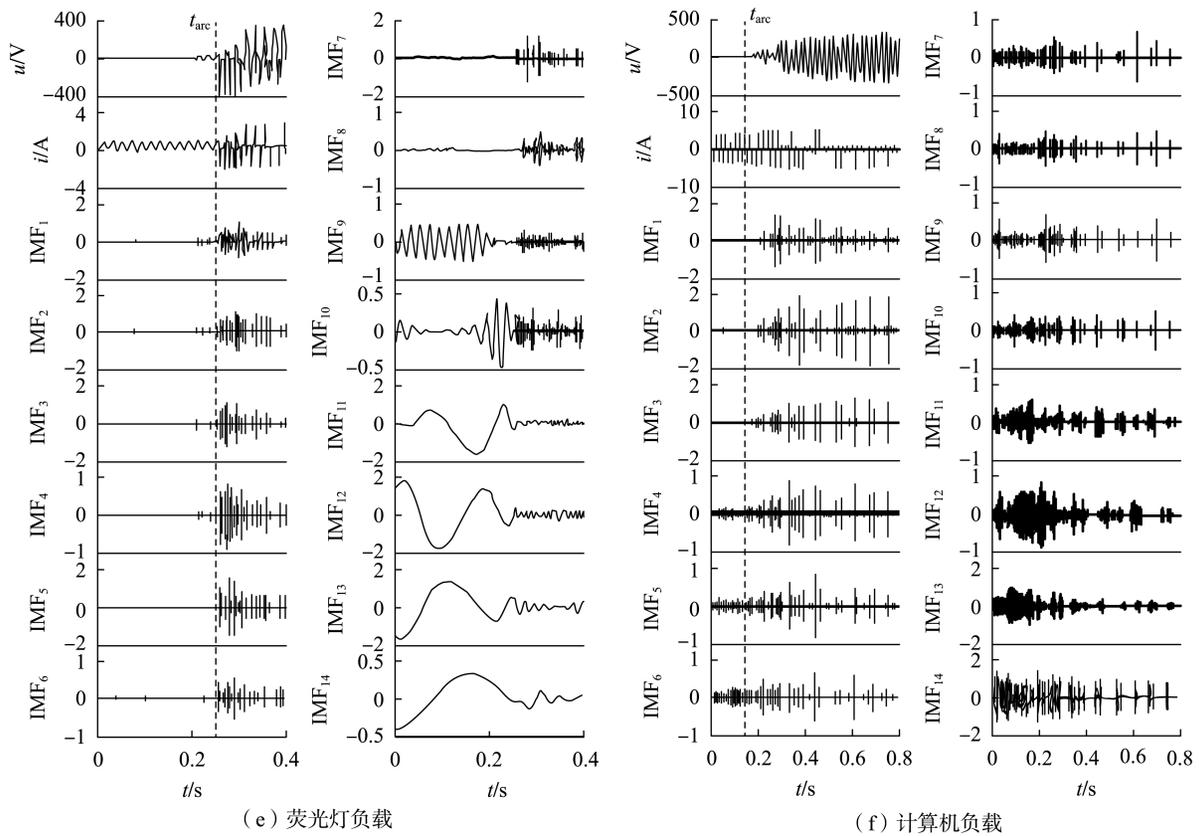
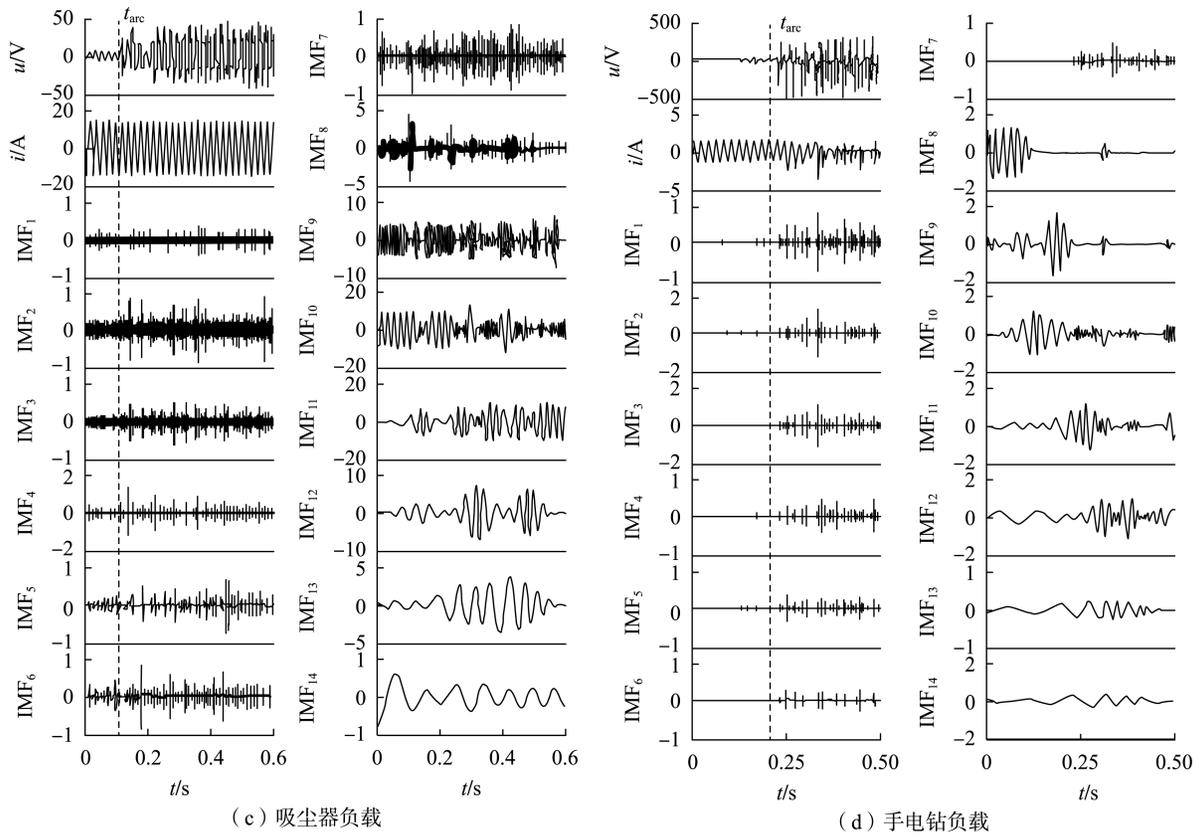


图1 不同负载下的电压、电流波形及 EMD 结果

Fig.1 Waveforms of voltages and currents and results of EMD under different loads

由表 C1 可见,在正常工作状态下,不同负载各项指标的取值范围波动幅度均远小于 1;而产生故障电弧时,各项指标的取值范围波动较大。这是由

于正常工作时,各类负载的电流时域信号具有周期性和稳定性,使得获取的特征信号也有同样的特性,因此获得的无量纲指标相对稳定。而故障电弧发生

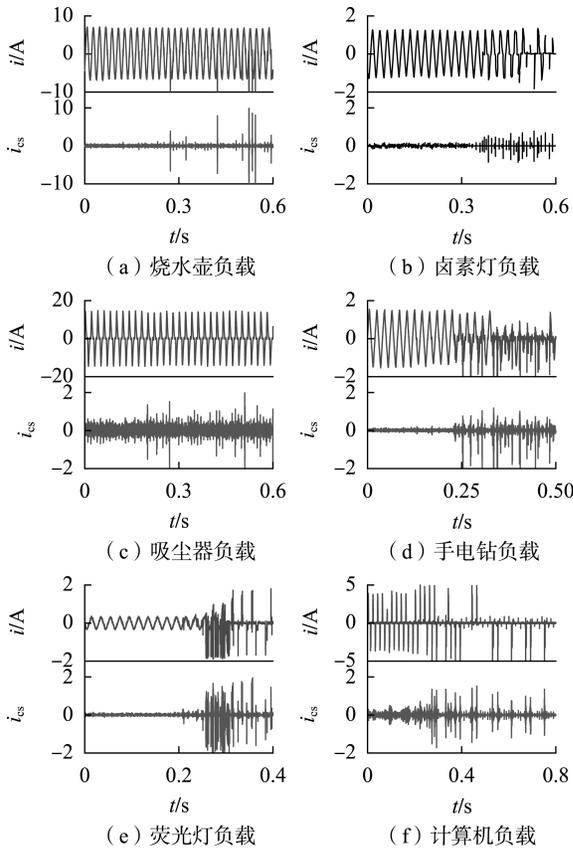


图 2 特征信号波形图

Fig.2 Waveforms of characteristic signal

时,交流电弧反复重燃,从初始燃弧到稳定燃弧直至熄灭,电弧电流畸变且周期性并不明显,同时含有高频谐波,严重时还可能出现电流半波丢失,使得提取的特征信号呈现非周期性且出现瞬间高幅值脉冲,导致各项指标浮动较大。

同时,同一负载在正常状态与故障状态下,某一指标取值范围存在交叉或重复现象。这与前述分析结果一致,即在初始小电弧区域,故障电弧特性并不明显,与正常状态下的电流信号区分度低,导致某一瞬间以某个指标为特征向量时正常状态与故障状态的取值范围交叠。此时,若仅依赖其中某一个指标作为故障诊断依据则容易出现误判。因此,为了解决单一变量诊断过程中信息交叠的问题,需要综合考虑多个特征向量。

此外,不同负载的同类指标取值范围存在交叉或重复现象。这是因为基于信号相关性获取的特征信号实质上是提取电流时域信号中能够突出表征故障的频段分量进行重构,尤其是非线性负载受采样频率的限制,在 EMD 过程中可能造成部分冲击成分丢失,因此导致不同负载的特征信号出现相同的特征,最终导致不同负载同类指标之间的交叠。同时,间断性的燃弧过程也可能导致不同的无量纲指标的交叠。因此,为了实现对多类故障状态的诊断,同样需要综合考虑多个特征向量。

综上所述,本文将特征信号的波形指标、脉冲指标、峰值指标、裕度指标、峭度指标这 5 种无量纲指标作为多变量诊断方法的判据。

### 4.3 故障电弧诊断结果分析

以 6 种负载在不同工作状态下的特征向量集作为训练样本,构建故障电弧诊断模型,此时训练样本总数为 1 200 组,每种负载的训练样本集中前 100 组为正常工作状态,后 100 组为故障电弧状态。同时,另取 1 200 组试验的特征向量集作为诊断样本。

由于平滑参数  $\sigma$  影响着训练效果的准确性,因此为了得到较好的训练效果,分别取不同的平滑参数对诊断模型进行训练,训练样本回带后的分类效果见附录 D 中的图 D1,平滑系数与故障诊断准确率关系如图 3 所示。

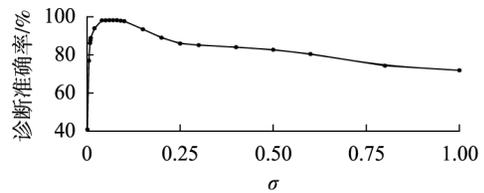


图 3 平滑系数与故障诊断准确率关系

Fig.3 Relationship between smoothing coefficient and fault diagnosis accuracy

由图 3 可见,当  $\sigma$  取值不当时,诊断模型对训练样本的诊断出现误判,且这种误判没有规律性;同时随着  $\sigma$  值减小,诊断准确率逐渐提高,当  $0.06 \leq \sigma \leq 0.08$  时,诊断准确率均到达了 100%。但是故障诊断准确率并非单调变化,当  $\sigma > 0.08$  时,随着  $\sigma$  值的不断升高,诊断准确率反而降低。因此,当  $\sigma \in [0.06, 0.08]$  时,故障诊断模型的训练效果和诊断效果都达到最高。本文取  $\sigma = 0.07$  为最终故障电弧诊断模型的平滑参数。

将诊断样本向量集输入诊断模型对当前线路工作状态进行诊断,各类负载不同工作状态诊断结果见附录 D 中的图 D2,诊断准确率见表 1。可见,本文所建立的故障诊断模型能够准确区分正常状态和故障电弧状态,各类负载正常运行状态均能 100% 识别,误判基本出现在故障状态下,主要为负载类型辨识错误。

表 1 故障诊断准确率

Table 1 Accuracy of arc fault diagnosis

状态	准确率/%					
	烧水壶	吸尘器	卤素灯	手电钻	荧光灯	计算机
正常	100	100	100	100	100	100
故障	98	100	93	95	99	99

## 5 结论

a. 针对基于单变量的故障电弧诊断方法中阈值选择困难,易受故障原因、燃弧工况、负载性质等影响的问题,提出一种故障电弧多变量诊断方法。

**b.** 方法以线路电流为故障电弧识别和故障线路定位的目标,利用 EMD 时频分析获取各个频段下的 IMF 分量,其次根据信号相关原理提取能够表征电弧故障发生前后的 IMF 分量构建特征波形。

**c.** 为实现对故障线路的准确定位,构建了基于特征信号多变量特征向量集的故障诊断模型,提取特征波形的 5 种无量纲指标作为诊断网络的输入特征向量集,对模型进行训练,并确定了最佳的平滑参数。

**d.** 该方法克服了基于传统阈值方法检测电弧受负载大小、负载性质和燃弧状态影响的问题,能够对初始小电弧和间歇性电弧进行检测;同时对于住宅用电系统,本文方法可根据家用电器品类实现对故障支路准确定位。

**e.** 以住宅用电系统的故障电弧现象为研究对象,建立了故障电弧诊断模型,实现对烧水壶、卤素灯、吸尘器、电钻、荧光灯、计算机等负载的故障电弧的准确检测,诊断准确率高达 90%。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

#### 参考文献:

- [ 1 ] HOFFMANN D J, SWONDER E M, BURR M T. Arc faulting in household appliances subjected to a fire test [ J ]. Fire Technology, 2016, 52(6): 1659-1666.
- [ 2 ] MULLER P, TENBOHLEN S, MAIER R, et al. Characteristics of series and parallel low current arc faults in the time and frequency domain [ C ] // The 56th IEEE Holm Conference on Electrical Contact. Charleston, SC, USA: IEEE, 2010: 1-7.
- [ 3 ] 朱森, 孙鹏. 基于周波分析法的串联型故障电弧诊断技术 [ J ]. 电气技术, 2016(2): 46-48.  
ZHU Sen, SUN Peng. The series fault arc detection method based on cycle analysis [ J ]. Electrical Engineering, 2016(2): 46-48.
- [ 4 ] 刘晓明, 徐叶飞, 刘婷, 等. 基于电流信号短时过零率的电弧故障检测 [ J ]. 电工技术学报, 2015, 30(13): 125-133.  
LIU Xiaoming, XU Yefei, LIU Ting, et al. The arc fault detection based on the current signal short time zero crossing rate [ J ]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(13): 125-133.
- [ 5 ] GRASSETTI R, OTTOBONI R, ROSSI M. A novel algorithm for the parallel arc fault identification in DC aircraft power plants [ C ] // International Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings. Graz, Austria: IEEE, 2012: 852-855.
- [ 6 ] AHN J, OH Y T. Series arcing fault detection method using harmonics analysis of supply current [ J ]. Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers, 2014, 28(12): 30-37.
- [ 7 ] 郑昕, 许志红. 低压串联电弧故障通用诊断方法的研究 [ J ]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(9): 991-997.  
ZHENG Xin, XU Zhihong. Research on universal diagnostic method for low-voltage series arc fault [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(9): 991-997.
- [ 8 ] 张士文, 张峰, 王子骏, 等. 一种基于小波变换能量与神经网络结合的串联型故障电弧辨识方法 [ J ]. 电工技术学报, 2014, 29(6): 290-295, 302.  
ZHANG Shiwen, ZHANG Feng, WANG Zijun, et al. Series arc fault identification method based on energy produced by wavelet transformation and neural network [ J ]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(6): 290-295, 302.
- [ 9 ] 杨凯, 张认成, 杨建红, 等. 基于分形维数和支持向量机的串联电弧故障诊断方法 [ J ]. 电工技术学报, 2016, 31(2): 70-77.  
YANG Kai, ZHANG Rencheng, YANG Jianhong, et al. Series arc fault diagnostic method based on fractal dimension and support vector machine [ J ]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(2): 70-77.
- [ 10 ] 周越, 王永兴, 邹积岩, 等. 基于 EMD-AR 方法的航空串联故障电弧特性研究 [ J ]. 电器与能效管理技术, 2016(11): 1-6, 18.  
ZHOU Yue, WANG Yongxing, ZOU Jiyan, et al. Investigation on the characters of aviation series fault arc based on EMD-AR method [ J ]. Electrical & Energy Management Technology, 2016(11): 1-6, 18.
- [ 11 ] 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.
- [ 12 ] 王尧, 韦强强, 葛磊蛟, 等. 基于电弧电流高频分量的串联交流电弧故障检测方法 [ J ]. 电力自动化设备, 2017, 37(7): 191-197.  
WANG Yao, WEI Qiangqiang, GE Leijiao, et al. Series AC arc fault detection based on high-frequency components of arc current [ J ]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(7): 191-197.
- [ 13 ] 胥永刚, 马伟峰, 马朝永, 等. 基于遗传编程的无量纲指标在行星齿轮箱故障诊断中的应用 [ J ]. 噪声与振动控制, 2017, 37(4): 175-179.  
XU Yonggang, MA Weifeng, MA Chaoyong, et al. Application of dimensionless parameters based on genetic programming to fault diagnosis of planetary gearboxes [ J ]. Noise and Vibration Control, 2017, 37(4): 175-179.
- [ 14 ] PORWIK P, DOROZ R, ORCZYK T. Signatures verification based on PNN classifier optimised by PSO algorithm [ J ]. Pattern Recognition, 2016, 60: 998-1014.
- [ 15 ] 苑津莎, 尚海昆. 基于主成分分析和概率神经网络的变压器局部放电模式识别 [ J ]. 电力自动化设备, 2013, 33(6): 27-31.  
YUAN Jinsha, SHANG Haikun. Pattern recognition based on principal component analysis and probabilistic neural networks for partial discharge of power transformer [ J ]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(6): 27-31.
- [ 16 ] PERERA N, RAJAPAKSE A D. Recognition of fault transients using a probabilistic neural network classifier [ J ]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 26(1): 410-419.

#### 作者简介:



苏晶晶

苏晶晶 (1986—), 女, 福建龙岩人, 博士研究生, 研究方向为电器及其智能化技术 (E-mail: 365193676@qq.com);

许志红 (1963—), 女, 山西临汾人, 教授, 博士研究生导师, 博士, 通信作者, 研究方向为电器及其智能化技术 (E-mail: 641936593@qq.com)。

## Diagnosis method of multi-variable criterion based on EMD and PNN for arc fault diagnosis

SU Jingjing, XU Zhihong

(Fujian Key Laboratory of New Energy Generation and Power Conversion, School of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

**Abstract:** Single-variable criterion methods of arc fault diagnosis are greatly influenced by uncertain factors and difficult to extract the characteristic quantities, aiming at which, a multi-variable criterion based on EMD (Empirical Mode Decomposition) and PNN (Probabilistic Neural Network) is proposed. Time-frequency decomposition of arc current is carried out by EMD analysis method, and the fault characteristic signal is extracted by signal correlation theory automatically. The set of multi-variable characteristic vectors is formed by analyzing the dimensionless index of fault characteristic signals. On this basis, an arc fault diagnosis model based on PNN is established. The accuracy of the proposed model is verified by analyzing current waveforms of kettles, vacuum cleaners, halogen lamps, drills, fluorescent lamps and computers before and after arcing. Results show that the proposed method solves the problems of difficult feature extraction and cross-repetition in single-variable criterion fault diagnosis, and its accurate rate is over 90%.

**Key words:** electric arc; characteristic signal extraction; EMD; PNN; dimensionless indicator; multi-variable criterion; models

(上接第 91 页 continued from page 91)

作者简介:

金涛(1976—),男,湖北宜昌人,教授,博士研究生导师,博士,通信作者,研究方向为电力系统稳定性分析、在线测量与信号处理、新能源技术(E-mail: jintly@fzu.edu.cn);

沈学宇(1995—),男,福建漳州人,硕士研究生,研究方向为新能源发电逆变器技术;

苏泰新(1993—),男,山东济南人,硕士研究生,研究方



金涛

向为新能源发电逆变器技术;

郭敬东(1968—),男,福建晋江人,高级工程师,研究方向为智能电网信息处理与新能源监控技术(E-mail: guo\_jingdong@fj.sgcc.com.cn)。

## Improved model-free predictive current control for three-level inverter

JIN Tao<sup>1</sup>, SHEN Xueyu<sup>1</sup>, SU Taixin<sup>1</sup>, GUO Jingdong<sup>2</sup>

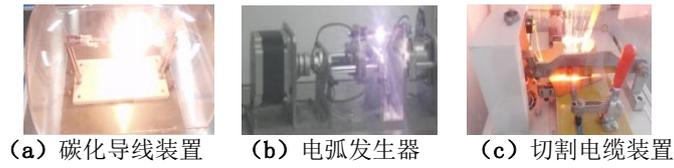
(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China;

2. State Grid Fujian Electric Power Research Institute, Fuzhou 350007, China)

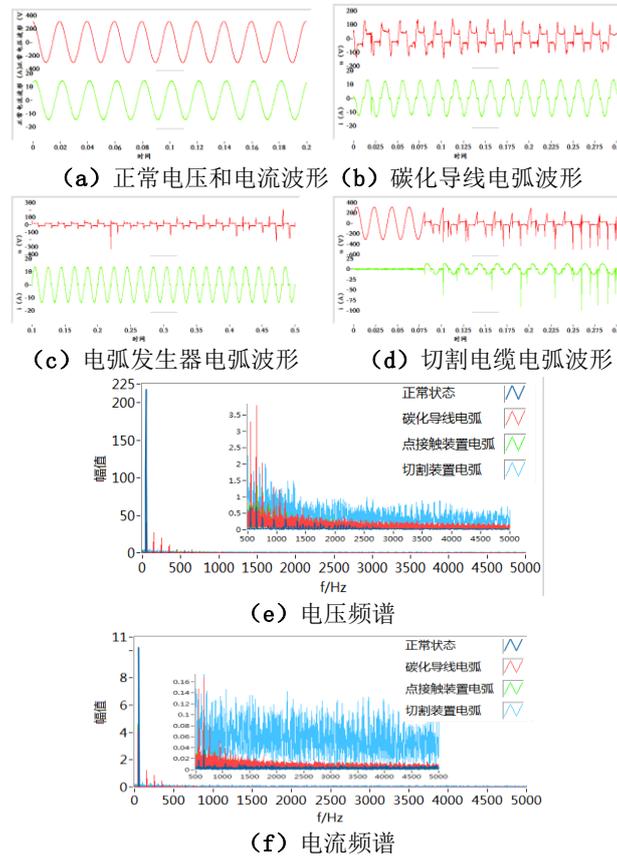
**Abstract:** Traditional predictive control models are highly dependent on the system model, and suffer from poor robustness. To address these issues, an improved model-free prediction current control method for three-phase three-level NPC (Neutral Point Clamped) inverters is proposed. This method predicts the output current value of the next time by using the load current detected at the present time and the current difference vector calculated in the previous time period, without any system model parameters. The load current is effectively controlled by introducing a counting factor that updates the current difference in time. At the same time, the selected inverter switching state that minimizes the given cost function is applied in the next control period. The proposed method only needs to sample the load current once in one sampling interval, while it has a large amount of calculation and relatively high requirement for the system processor. The simulative and experimental results show that the proposed control strategy exhibits satisfactory steady-state characteristics and dynamic response speed, and can eliminate the negative impact of load parameters on the stability of the control system.

**Key words:** model-free predictive current control; three-level NPC inverter; model parameters; cost function

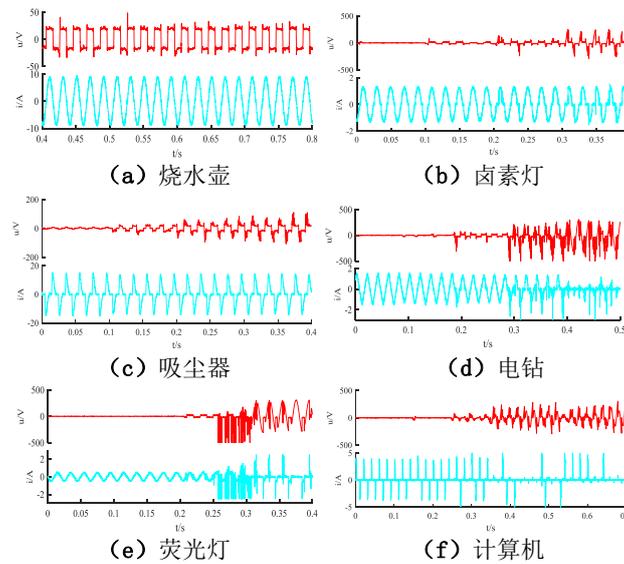
附录 A



图A1 故障电弧发生装置  
Fig.A1 Arc fault generators

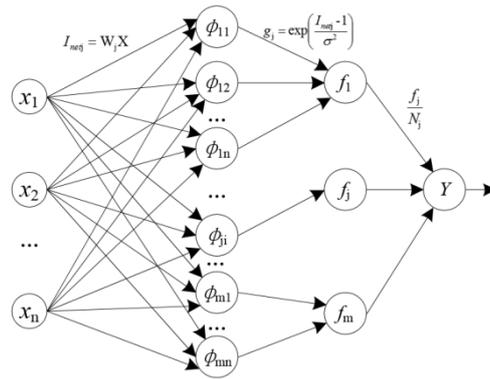


图A2 阻性负载故障电弧电压和电流波形  
Fig.A2 Arc fault voltages and currents with resistive load



图A3 不同负载燃弧前后的电压、电流  
Fig.A3 Voltages and currents before and after arcing of different loads

附录 B



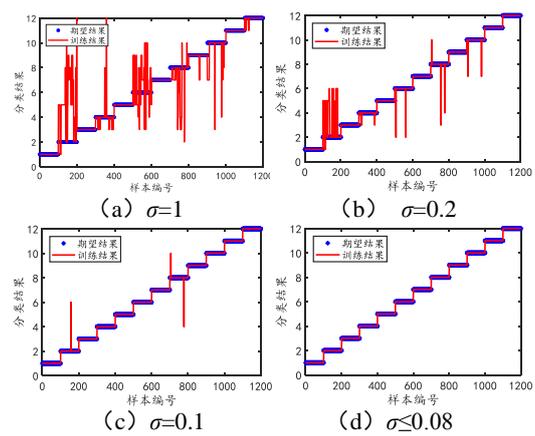
图B1 PNN结构  
Fig.B1 Structure of PNN

## 附录 C

表C1 不同工作状态的多变量特征向量集  
**TableC1 Multivariate feature vector dataset of different working states**

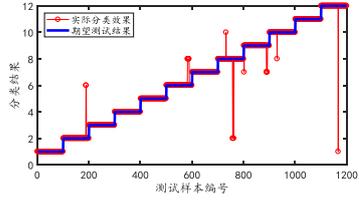
负载类型	波形指标		脉冲指标		峰值指标		裕度指标		峭度指标	
	正常	故障	正常	故障	正常	故障	正常	故障	正常	故障
烧水壶	0.89~0.92	0.92~8.77	3.82~4.02	4.04~25.10	2.98~3.12	3.06~16.33	4.58~4.83	4.92~29.40	3.43~3.53	3.54~29.67
吸尘器	2.92~2.98	3.07~9.07	8.89~9.02	8.98~24.91	5.93~6.05	5.83~16.95	12.2~12.89	12.58~31.49	8.65~8.75	8.80~30.90
卤素灯	1.07~1.15	1.19~5.53	4.03~4.30	4.36~15.45	2.96~3.20	3.15~10.44	5.15~5.54	5.65~20.88	3.56~3.75	3.78~15.67
电钻	1.19~1.23	1.30~8.51	5.24~5.62	5.50~22.09	4.02~4.40	4.17~14.44	6.23~6.67	6.76~29.08	4.70~4.90	4.94~22.34
荧光灯	1.12~1.30	1.30~9.03	4.96~5.79	5.45~26.21	3.79~4.52	4.10~17.18	5.94~6.91	6.6~30.83	4.29~4.70	4.58~31.20
计算机	6.29~6.90	6.52~12.15	16.66~17.47	16.38~28.16	10.17~10.63	8.40~16.01	22.49~23.89	23.24~37.71	16.57~16.92	12.27~29.78

附录 D



图D1 不同平滑系数下的训练结果

Fig.D1 Training results with different smooth coefficients



图D2 故障电弧诊断结果

Fig.D2 Results of arc fault diagnosis