



(21) 申请号 202111375469.X

(22) 申请日 2021.11.19

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 114217164 A

(43) 申请公布日 2022.03.22

(73) 专利权人 山东大学  
地址 250061 山东省济南市历下区经十路  
17923号  
专利权人 山东科汇电力自动化股份有限公  
司

(72) 发明人 邹贵彬 张金亮 徐丙垠 李峰  
单超 魏秀燕

(74) 专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限  
公司 37221  
专利代理师 李琳

(51) Int.Cl.

G01R 31/08 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 103076547 A, 2013.05.01

CN 107728028 A, 2018.02.23

审查员 刘琦

权利要求书2页 说明书9页 附图8页

(54) 发明名称

一种基于放电波形智能识别的电缆故障测  
距方法及系统

(57) 摘要

本发明提供了一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法及系统,获取电缆故障放电波形数据;对放电波形数据进行分解,提取时频域特征信息;基于时频域特征信息,利用预训练的网格搜索法优化的支持向量机识别模型,识别击穿放电波形;对识别后的击穿放电波形进行标定,确定故障点击穿放电脉冲,基于所述击穿放电脉冲,计算故障距离。本发明将人工智能算法与技术成熟的故障定位方法相结合,引入机器学习和智能算法有效提取故障特征,自动辨别故障波形并且准确计算故障距离,有效提高电缆故障定位的自动化和智能化水平。



1. 一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法,其特征是:包括以下步骤:

获取电缆故障放电波形数据;

对放电波形数据进行分解,提取时频域特征信息;

基于时频域特征信息,利用预训练的网格搜索法优化的支持向量机识别模型,识别击穿放电波形;

所述识别击穿放电波形,包括:首先构建以网格搜索法(GS)优化的支持向量机(SVM)识别模型,利用已知击穿和未击穿放电波形样本训练,训练好后保存GS-SVM模型,当有未知数据输入时,调用GS-SVM算法给出是否为击穿放电波形的判断;

对识别后的击穿放电波形进行标定,确定故障点击穿放电脉冲,基于所述击穿放电脉冲,计算故障距离;

所述对识别后的击穿放电波形进行标定,包括:对识别后的波形进行小波分解,得到低频近似分量和高频细节分量,滤除高频分量,保留低频分量重构;

对重构后的信号利用小波模极大值法标定信号突变时刻,量化故障点放电脉冲与其一次反射脉冲的时间差;

所述计算故障距离,包括:根据时间差计算故障距离并输出结果。

2. 如权利要求1所述的一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法,其特征是:所述电缆故障放电波形数据利用脉冲电流法或二次脉冲法得到。

3. 如权利要求1所述的一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法,其特征是:当放电波形数据为脉冲电流数据时,对放电波形数据的分解的过程包括:利用小波变换对脉冲电流波形进行三层分解,利用分解后的低频分量,分解后各细节分量的平均值、时域参数平均值、最大值、峰值因数和方差,组成特征向量。

4. 如权利要求1所述的一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法,其特征是:当放电波形数据为二次脉冲数据时,对放电波形数据进行分解的具体过程包括:对带电弧波形小波分解,选取分解后的低频分量、分解后各细节分量的平均值、时域参数平均值、最大值、峰值因数、方差,以及两次低压脉冲产生的波形数据的相关系数、均方根,组成特征向量。

5. 如权利要求1所述的一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法,其特征是:网格搜索法优化的支持向量机识别模型的建立和训练过程中,采用5倍交叉验证法以训练集最高验证准确率为适应度函数来进行参数寻优,当达到最高验证准确率时,所得到的参数为最佳参数。

6. 如权利要求1所述的一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法,其特征是:当放电波形数据为二次脉冲数据时,对识别后的击穿放电波形进行标定的具体过程包括:

按时间序列对击穿放电波形进行分段,依此计算各区段相关系数;

比较相邻区段相关系数,标定由强相关到弱相关的分界点,量化故障点击穿放电脉冲与发射脉冲的时间差;

根据时间差计算故障距离并输出结果。

7. 一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距系统,其特征是:包括:

数据获取模块,其用于获取电缆故障放电波形数据;

特征提取模块,其用于对放电波形数据进行分解,提取时频域特征信息;

识别模块,其用于基于时频域特征信息,利用预训练的网格式搜索法优化的支持向量机识别模型,识别击穿放电波形;

所述识别击穿放电波形,包括:首先构建以网格式搜索法(GS)优化的支持向量机(SVM)识别模型,利用已知击穿和未击穿放电波形样本训练,训练好后保存GS-SVM模型,当有未知数据输入时,调用GS-SVM算法给出是否为击穿放电波形的判断;

自动标定模块,其用于对识别后的击穿放电波形进行标定,确定故障点击穿放电脉冲;

所述对识别后的击穿放电波形进行标定,包括:对识别后的波形进行小波分解,得到低频近似分量和高频细节分量,滤除高频分量,保留低频分量重构;

对重构后的信号利用小波模极大值法标定信号突变时刻,量化故障点放电脉冲与其一次反射脉冲的时间差;

故障距离计算模块,其用于基于所述击穿放电脉冲,计算故障距离;

所述计算故障距离,包括:根据时间差计算故障距离并输出结果。

8.一种计算机可读存储介质,其特征是:其中存储有多条指令,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行权利要求1-6中任一项所述的方法的步骤。

9.一种终端设备,其特征是:包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令;计算机可读存储介质用于存储多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行权利要求1-6中任一项所述的方法的步骤。

## 一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明属于电力电缆故障探测技术领域,具体涉及一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法及系统。

### 背景技术

[0002] 本部分的陈述仅仅是提供了与本发明相关的背景技术信息,不必然构成在先技术。

[0003] 电力电缆作为配电网的重要组成部分,由于具有供电可靠性高、受外界环境影响小、不占用地面走廊等多种优势,被广泛应用于电力工程建设之中,使用数量日渐增多,位置分布日趋复杂。然而,一旦敷设于地下的电缆因机械损伤、绝缘受潮、绝缘老化等潜在问题发生故障,不仅会给电力公司造成巨大损失,还会给人们的生活带来严重混乱。不像架空线路具有直接观测性,电缆深埋地下且线路隐蔽,城市路面以硬地面为主,采用大面积挖出电缆来确定故障位置的方法往往会耗费大量的人力、物力及财力。因此,亟需研究高效可靠的电缆故障定位方法,及时检测并修复故障。

[0004] 定位电缆故障需要先后进行预定位测距和精确定位定点,测距是粗略查找故障所在区域,定点是确认故障点的具体位置。电缆故障测距方法主要包括阻抗法和行波法,阻抗法通过计算故障电流和电压与距离的函数方程得出故障位置,行波法通过检测行波信号从测量端到故障点往返一次的时间计算故障距离。阻抗法易受电缆参数与过渡电阻的影响,应用逐渐减少。而行波法原理简单,操作方便,在工程中得到越来越广泛的应用。

[0005] 作为现场广泛使用的行波测距法,脉冲电流法和二次脉冲法适用于向电缆施加高压,故障点能击穿放电的高阻故障和闪络故障。其中脉冲电流法的原理是利用高压信号发生器施加高压击穿故障,采集并记录故障点击穿放电脉冲与其一次反射脉冲的时间差来计算故障距离。然而高压信号发生器未必一定击穿故障点,未击穿放电波形无法用于测距。二次脉冲法的原理是首先发射一个低压脉冲获得反射波形,然后利用高压信号发生器施加高压击穿故障,维持电弧并再发射一个低压脉冲获得反射波形,无电弧波形与带电弧波形的分歧点对应故障位置。然而未击穿时两条波形基本重合,无法用于测距。

[0006] 由以上两种方法的原理可知,利用击穿放电波形能够计算故障距离,而首先要做的就是判断电缆是否发生击穿放电,识别故障点是否击穿放电是进行测距的前提条件。目前国内外主要由人工识别击穿放电波形并手动标定反射脉冲,这要求操作人员具有丰富测试经验,而积累经验所需要的培训成本高,训练时间长。人工识别故障信息并推导故障距离的经验和技能脱离现场环境难以传授继承,并且存在依赖主观判断,效率低下的局限性。

### 发明内容

[0007] 本发明为了解决上述问题,提出一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法及系统,本发明将人工智能算法与技术成熟的故障定位方法相结合,引入机器学习和智能算法有效提取故障特征,自动辨别故障波形并且准确计算故障距离,有效提高电缆故障定

位的自动化和智能化水平。

[0008] 根据一些实施例,本发明采用如下技术方案:

[0009] 一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法,包括以下步骤:

[0010] 获取电缆故障放电波形数据;

[0011] 对放电波形数据进行分解,提取时频域特征信息;

[0012] 基于时频域特征信息,利用预训练的网格搜索法优化的支持向量机识别模型,识别击穿放电波形;

[0013] 对识别后的击穿放电波形进行标定,确定故障点击穿放电脉冲,基于所述击穿放电脉冲,计算故障距离。

[0014] 作为可选择的实施方式,所述电缆故障放电波形数据利用脉冲电流法或二次脉冲法得到。

[0015] 作为可选择的实施方式,当放电波形数据为脉冲电流数据时,对放电波形数据的分解的过程包括:利用小波变换对脉冲电流波形进行三层分解,利用分解后的低频分量,分解后各细节分量的平均值、时域参数平均值、最大值、峰值因数和方差,组成特征向量。

[0016] 作为可选择的实施方式,当放电波形数据为二次脉冲数据时,对放电波形数据进行分解的具体过程包括:对带电弧波形小波分解,选取分解后的低频分量、分解后各细节分量的平均值、时域参数平均值、最大值、峰值因数、方差,以及两次低压脉冲产生的波形数据的相关系数、均方根,组成特征向量。

[0017] 作为可选择的实施方式,网格搜索法优化的支持向量机识别模型的建立和训练过程中,采用5倍交叉验证法以训练集最高验证准确率为适应度函数来进行参数寻优,当达到最高验证准确率时,所得到的参数为最佳参数。

[0018] 作为可选择的实施方式,当放电波形数据为脉冲电流数据时,对识别后的击穿放电波形进行标定的过程包括:

[0019] 对识别后的波形进行小波分解,得到低频近似分量和高频细节分量,滤除高频分量,保留低频分量重构;

[0020] 对重构后的信号利用小波模极大值法标定信号突变时刻,量化故障点放电脉冲与其一次反射脉冲的时间差;

[0021] 根据时间差计算故障距离并输出结果。

[0022] 作为可选择的实施方式,当放电波形数据为二次脉冲数据时,对识别后的击穿放电波形进行标定的具体过程包括:

[0023] 按时间序列对击穿放电波形进行分段,依此计算各区段相关系数;

[0024] 比较相邻区段相关系数,标定由强相关到弱相关的分界点,量化故障点击穿放电脉冲与发射脉冲的时间差;

[0025] 根据时间差计算故障距离并输出结果。

[0026] 一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距系统,包括:

[0027] 数据获取模块,其用于获取电缆故障放电波形数据;

[0028] 特征提取模块,其用于对放电波形数据进行分解,提取时频域特征信息;

[0029] 识别模块,其用于基于时频域特征信息,利用预训练的网格搜索法优化的支持向量机识别模型,识别击穿放电波形;

- [0030] 自动标定模块,其用于对识别后的击穿放电波形进行标定,确定故障点击穿放电脉冲;
- [0031] 故障距离计算模块,其用于基于所述击穿放电脉冲,计算故障距离。
- [0032] 一种计算机可读存储介质,其中存储有多条指令,所述指令适于由终端设备的处理器加载并执行上述方法的步骤。
- [0033] 一种终端设备,包括处理器和计算机可读存储介质,处理器用于实现各指令;计算机可读存储介质用于存储多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行上述方法的步骤。
- [0034] 与现有技术相比,本发明的有益效果为:
- [0035] (1) 本发明利用智能算法解决电缆故障测距中的击穿放电波形识别问题,无需人工判断,由算法有效提取故障特征,自动辨别故障波形并准确计算故障距离,摆脱测距第一步识别击穿放电波形依赖主观判断经验的制约,提高定位效率以及电缆故障探测技术的自动化和智能化水平。
- [0036] (2) 本发明利用现场实测数据验证测距效果,所提方法不仅能够正确识别脉冲电流法和二次脉冲法中的击穿放电波形,还能标定故障点击穿放电脉冲并准确计算故障距离,减小测距误差,提高定位精度,对快速准确定位电缆故障具有重要的工程实用价值。
- [0037] 为使本发明的上述目的、特征和优点能更明显易懂,下文特举较佳实施例,并配合所附附图,作详细说明如下。

## 附图说明

- [0038] 构成本发明的一部分的说明书附图用来提供对本发明的进一步理解,本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明,并不构成对本发明的不当限定。
- [0039] 图1为本发明实施例的脉冲电流法系统构成示意图;
- [0040] 图2为本发明实施例的脉冲电流法击穿与未击穿放电波形对比示意图;
- [0041] 图3为本发明实施例的二次脉冲法系统构成示意图;
- [0042] 图4为本发明实施例的二次脉冲法击穿与未击穿放电波形对比示意图;
- [0043] 图5为本发明实施例的支持向量机超平面示意图;
- [0044] 图6为本发明实施例的GS-SVM已知数据分类流程示意图;
- [0045] 图7为本发明实施例的GS-SVM未知数据识别流程示意图;
- [0046] 图8为本发明实施例的脉冲电流法训练集识别结果示意图;
- [0047] 图9为本发明实施例的脉冲电流法测试集识别结果示意图;
- [0048] 图10为本发明实施例的二次脉冲法训练集识别结果示意图;
- [0049] 图11为本发明实施例的二次脉冲法测试集识别结果示意图;
- [0050] 图12为本发明实施例的脉冲电流法标定结果示意图;
- [0051] 图13为本发明实施例的二次脉冲法标定结果示意图;
- [0052] 图14为本发明实施例的脉冲电流法计算故障距离与实际故障距离对比图;
- [0053] 图15为本发明实施例的二次脉冲法计算故障距离与实际故障距离对比图;
- [0054] 图16为本发明实施例的一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法整体流程示意图。

**具体实施方式：**

[0055] 下面结合附图与实施例对本发明作进一步说明。

[0056] 应该指出,以下详细说明都是例示性的,旨在对本发明提供进一步的说明。除非另有指明,本文使用的所有技术和科学术语具有与本发明所属技术领域的普通技术人员通常理解的含义。

[0057] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本发明的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0058] 实施例一：

[0059] 本实施例提供一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法,综合时频域故障信息,调用GS-SVM算法准确识别脉冲电流法与二次脉冲法的击穿放电波形,分别利用小波模极大值点和相关系数标定故障点击穿放电脉冲,自动计算故障距离,摆脱电缆故障探测依赖人工识别判断的制约,既提高定位的效率,又提升定位的精度。

[0060] 如图16所示,一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法,具体包括以下步骤:

[0061] 步骤1:获取电缆故障放电波形数据。

[0062] 本实施例在实验电缆A、B、C三相的不同距离(从500m到4000m)设置不同类型(低阻、高阻、闪络)故障。使用电缆故障测距仪利用脉冲电流法采集54个击穿放电波形样本和88个未击穿放电波形样本,利用二次脉冲法采集50个击穿放电波形样本和88个未击穿放电波形样本。电缆故障测距仪的采样频率为100M Hz,电缆中行波传输速度为172m/us。

[0063] 脉冲电流法系统构成如图1所示,220V交流电经开关 $K_1$ ,调压器 $T_1$ 和升压变压器 $T_2$ 后变为高压交流电,再经高压硅堆 $V_D$ 和限流电阻 $R_C$ 变为高压直流电,为电容器C充电。当电容C上电压足够高时,球间隙G击穿,电容C放电,将高压信号施加到故障电缆上使故障点被击穿。利用线性电流耦合器采集故障点击穿放电脉冲与其一次反射脉冲的时间差记为 $\Delta t_1$ ,根据 $L=v \cdot \Delta t_1/2$ 即可计算故障距离,其中 $v$ 为波速度, $L$ 为故障距离。典型击穿放电波形如图2中的(a)所示,A表示发射脉冲,B表示故障点放电脉冲,C为故障点放电脉冲的一次反射脉冲。然而球间隙放电未必一定会使故障击穿放电,如果故障点未击穿,电流行波信号如图2中的(b)所示,此时仅可计算电缆全长,不能得到故障距离。

[0064] 二次脉冲法系统构成如图3所示,首先发射一个低压脉冲,采集低压脉冲反射波形。然后施加高压脉冲击穿故障点,使之呈弧光放电状态,利用延弧器维持电弧并再向电缆发射一个低压脉冲,采集燃弧状态下的低压脉冲反射波形。比较无电弧波形和带电弧波形,如图4中的(a)所示,标定波形分歧点与发射脉冲的时间差记为 $\Delta t_2$ ,根据 $L=v \cdot \Delta t_2/2$ 即可计算故障距离。然而当故障点未被击穿时,如图4中的(b)所示,两条波形基本重合,无法判断故障位置。

[0065] 当然,在其他实施例中,也可以采用其他仪器、设备或系统进行故障放电波形的获取。或者,直接接收故障放电波形。

[0066] 步骤2:提取时频域特征。

[0067] 特征提取是开展信号识别的基础,为更好地刻画击穿与未击穿放电波形的区别,

利用小波变换提取信号时频域特征信息。

[0068] 给定一个函数,令  $\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$

[0069] 式中,a、b均为常数,且 $a>0$ 。

[0070] 对于一个信号 $x(t) \in L^2(R)$ ,其小波变换为:

[0071]  $WT = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = \left\langle x(t), \psi_{(a,b)}(t) \right\rangle$

[0072] 式中,a、b和t均为连续变量,进行的是连续小波变换。若将a、b离散化,令 $a=2^{-j}$ 、 $b=2^{-jk}$ , $j,k \in Z$ ,可得到x(t)的离散小波变换为:

[0073]  $(DW\psi f)(j,k) = \langle f(t), \psi_{(j,k)}(t) \rangle$

[0074] 针对每个脉冲电流样本,利用小波变换对脉冲电流波形进行三层分解,记 $F_1$ 为分解后的低频分量, $F_2$ 为分解后8个细节分量的平均值。另外选取4个时域参数作为特征量:平均值(Mean)、最大值(Max)、峰值因数(Crest)、方差(Std),分别记为 $Q_1$ 、 $Q_2$ 、 $Q_3$ 、 $Q_4$ 。最终脉冲电流法用于分类识别的特征向量为:

[0075]  $F = [F_1, F_2, Q_1, Q_2, Q_3, Q_4]$

[0076] 针对每组二次脉冲样本,对带电弧波形小波分解后选取类似时频域特征,记为 $F_1', F_2', Q_1', Q_2', Q_3', Q_4'$ 。由于击穿时两次低压脉冲产生的波形具有明显不同,而未击穿时两条波形基本重合,故可利用相关性和均方根误差刻画二者区别。

[0077] 相关系数公式如下,其中X,Y表示两次低压脉冲产生的波形数据,Cov(X,Y)表示协方差,Var[X],Var[Y]表示各自方差。将相关系数记为特征量 $R_1$ 。

[0078]  $r(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{Var[X]Var[Y]}}$

[0079] 均方根误差公式如下,将均方根误差记为特征量 $R_2$ 。

[0080]  $RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}$

[0081] 最终二次脉冲法用于分类识别的特征向量为:

[0082]  $F' = [F_1', F_2', Q_1', Q_2', Q_3', Q_4', R_1, R_2]$

[0083] 步骤3:调用GS-SVM算法识别击穿放电波形。

[0084] 首先构建以网格式搜索法(GS)优化的支持向量机(SVM)识别模型,利用已知击穿和未击穿放电波形样本训练,训练好后保存GS-SVM模型,当有未知数据输入时,调用GS-SVM算法给出是否为击穿放电波形的判断。

[0085] 支持向量机是一种监督式分类识别算法,其主要思想是建立一个最优分类超平面,如图5所示,将两类样本正确分开并使分类间隔最大。对于非线性的情况,SVM利用核函数将数据映射到高维空间,再去构造分类决策面。

[0086] 超平面表达式为 $(w \cdot x) + b = 0$ ,w为权重系数,b为阈值,对特征量 $(x_i, y_i)$ , $x_i \in R^n$ , $y_i \in \{1, -1\}$ ,满足下式:

$$[0087] \quad \begin{cases} \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ s.t. y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1 \end{cases}$$

[0088] 为将上述规划问题转化为等式,定义如下拉格朗日函数:

$$[0089] \quad L(w, b, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n a_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1]$$

[0090] 式中a为拉格朗日乘子,  $0 \leq a_i \leq c$ , c为惩罚因子。选择RBF作为核函数:

$$[0091] \quad K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2)$$

[0092] 式中g表示核函数参数,控制输入空间的范围。最终SVM分类表达式如下:

$$[0093] \quad f(x) = \text{sgn} \left\{ \left[ \sum_{i=1}^n y_i a_i K(x_i, x_j) \right] + b \right\}$$

[0094] 引入网格搜索法(GS)优化SVM模型建立过程中的两个重要参数c和g,同时为避免模型过拟合和欠拟合,本实施例中采用5倍交叉验证法以训练集最高验证准确率为适应度函数来进行参数寻优。当达到最高验证准确率时,所得到的c和g为最佳参数。GS中,以0.5为间隔进行全局搜索,c和g的范围均是  $(2^{-10}, 2^{10})$ 。

[0095] 最终GS-SVM对已知数据验证和未知数据预测的流程图如图6和7所示。

[0096] 针对脉冲电流法,选取80%的击穿和未击穿样本作为训练集,剩下20%作为测试集,输入GS-SVM模型进行验证。如图8所示,GS法选择的最佳参数c为0.75786,g为64,SVM训练集识别准确率为99.0826%。

[0097] 测试集识别结果如图9所示,29个样本仅有2个未击穿波形被误判断为击穿波形,识别准确率为93.1%。

[0098] 针对二次脉冲法,选取80%的击穿和未击穿样本作为训练集,剩下20%作为测试集,输入GS-SVM模型进行验证。如图10所示,GS法选择的最佳参数c为0.25,g为194.012,SVM训练集识别准确率为100%。

[0099] 测试集识别结果如图11所示,25个样本仅有2个未击穿波形被误判断为击穿波形,识别准确率为92%。

[0100] 另取45个脉冲电流放电波形样本和45个二次脉冲放电波形样本作为未知数据验证,表1对比了GS-SVM模型与传统SVM模型的识别效果。

[0101] 表1识别算法比较

| [0102] | 放电波形来源 | 识别算法   | 准确度    | 运行时间   |
|--------|--------|--------|--------|--------|
|        | 脉冲电流法  | GS-SVM | 95.56% | 1.46 s |
|        |        | SVM    | 93.33% | 2.78 s |
|        | 二次脉冲法  | GS-SVM | 97.78% | 1.38 s |
|        |        | SVM    | 93.33% | 2.55 s |

[0103] 步骤4:保存识别正确的击穿放电波形。

[0104] 利用训练后,且测试通过的GS-SVM模型对脉冲电流法和二次脉冲法的放电波形进行识别后,保存识别正确的击穿放电波形,用于计算故障距离。

[0105] 步骤5:标定故障点击穿放电脉冲。

[0106] 对于以脉冲电流法采集的击穿放电波形,需要标定故障点放电脉冲与其一次反射脉冲之间的时差。采用小波模极大值法检测信号奇异性,可以准确标定信号突变时刻,小波模极大值法定义如下:

[0107] 若点  $(a_0, b_0)$  满足  $\left. \frac{\partial WT(a_0, b_0)}{\partial t} \right|_{t=t_0} = 0$ , 则称该点为小波局部极值点。

[0108] 若  $\forall t \in (t_0, \delta)$  满足  $|WT(a_0, t)| \leq |WT(a_0, t_0)|$ , 则称该点  $(a_0, b_0)$  为小波模极大值点,  $WT(a_0, b_0)$  为小波模极大值。

[0109] 当信号在某处间断或某阶导数不连续时,称其具有奇异性。信号在突变点一定是奇异的,同时表现为出现小波模极大值点。因此,通过查找小波模极大值点,就能准确定位故障点放电脉冲与其反射脉冲发生时刻。

[0110] 脉冲电流法标定的具体步骤如下:

[0111] (1) 输入识别正确的脉冲电流击穿波形数据;

[0112] (2) 对波形进行小波分解,得到低频近似分量和高频细节分量,滤除高频分量,保留低频分量重构,以降低噪声干扰影响;

[0113] (3) 对重构后的信号利用小波模极大值法标定信号突变时刻,量化故障点放电脉冲与其一次反射脉冲的时间差。

[0114] (4) 基于该时间差,计算故障距离并输出结果。

[0115] 对于以二次脉冲法采集的击穿放电波形,需要标定波形分歧点与发射脉冲之间的时差。当出现分歧点时,两次低压脉冲反射波形从基本重合到出现差异,相关性发生明显变化,故可用相关性定位波形分歧点。相关系数的绝对值越大,相关性越强;相关系数越接近零,相关性越弱。因此,通过查找两条波形由强相关至弱相关的分界点,就能准确定位波形分歧点发生时刻。

[0116] 二次脉冲法标定的具体步骤如下:

[0117] (1) 输入识别正确的二次脉冲击穿波形数据;

[0118] (2) 按时间序列分段,依此计算各区段相关系数;

[0119] (3) 比较相邻区段相关系数,标定由强相关到弱相关的分界点,量化故障点击穿放电脉冲与发射脉冲的时间差;

[0120] (4) 基于所述时间差,计算故障距离并输出结果。

[0121] 脉冲电流法的标定结果如图12所示,可见利用小波模极大值法能够有效标定故障点放电脉冲与其反射脉冲,量化电流行波信号在测量端与故障点反射的时间差。输出计算故障距离为461.82m,对比实际故障距离为460m。

[0122] 二次脉冲法的标定结果如图13所示,可见利用相关系数能够有效标定两次低压脉冲反射波形的分歧点,量化电压行波信号在测量端与故障点往返的时间差。输出计算故障距离为68.8m,对比实际故障距离为70m。

[0123] 步骤6:输出计算故障距离。

[0124] 将全部以脉冲电流法采集的放电波形依次识别、标定后,输出故障距离,对比输出计算故障距离与实际故障距离的误差,如图14所示,可见误差基本都在3m之内,证明所提方法有效提高电缆故障测距的精度。

[0125] 将全部以二次脉冲法采集的放电波形依次识别、标定后,输出故障距离,对比输出计算故障距离与实际故障距离的误差,如图15所示,可见误差也在3m之内,证明本实施例所提方法有效提高电缆故障测距的准确性。

[0126] 当然,在其他实施例中,上述参数的取值均可以根据具体情况调整。

[0127] 在部分实施例中,GS-SVM的训练、测试和验证过程可以不包含在电缆故障测距方法过程中。

[0128] 本实施例所提方法不仅能够快速准确识别出击穿放电波形,摆脱对人工识别判断的制约,提高工作效率,而且还能够自动标定故障点放电脉冲,输出计算故障距离,减小测距误差。达到集检测、识别、标定、定位于一体的效果,一步到位给出测距结果。

[0129] 实施例二

[0130] 本实施例提供了一种基于放电波形智能识别的电缆故障测距系统,其具体包括如下模块:

[0131] 数据获取模块,其用于以脉冲电流法或二次脉冲法采集电缆故障放电波形;

[0132] 特征提取模块,其用于提取放电波形的时频域特征并构建识别特征量;

[0133] GS-SVM训练模块,其用于对已知样本进行训练,建立输入特征量与输出识别结果的映射关系,构建GS-SVM识别模型;

[0134] GS-SVM识别模块,其用于调用训练完成的GS-SVM模型对未知放电波形进行识别,给出是否为击穿放电波形的判断,保存识别正确的击穿放电波形;

[0135] 自动标定模块,其用于标定故障点击穿放电脉冲,量化脉冲电流法故障点放电脉冲与其一次反射脉冲的时间差,二次脉冲法波形分歧点与起点的时间差。

[0136] 故障距离计算模块,其用于将时间差代入公式,输出故障距离计算结果。

[0137] 此处需要说明的是,本实施例中的各个模块与实施例一中的各个步骤一一对应,其具体实施过程相同,此处不再累述。

[0138] 实施例三

[0139] 本实施例提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如实施例一所述的基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法中的步骤。

[0140] 实施例四

[0141] 本实施例提供了一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现如实施例一所述的基于放电波形智能识别的电缆故障测距方法中的步骤。

[0142] 本领域内的技术人员应明白,本发明的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本发明可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0143] 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0144] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0145] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0146] 以上所述仅为本发明的优选实施例而已,并不用于限制本发明,对于本领域的技术人员来说,本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

[0147] 上述虽然结合附图对本发明的具体实施方式进行了描述,但并非对本发明保护范围的限制,所属领域技术人员应该明白,在本发明的技术方案的基础上,本领域技术人员不需要付出创造性劳动即可做出的各种修改或变形仍在本发明的保护范围以内。

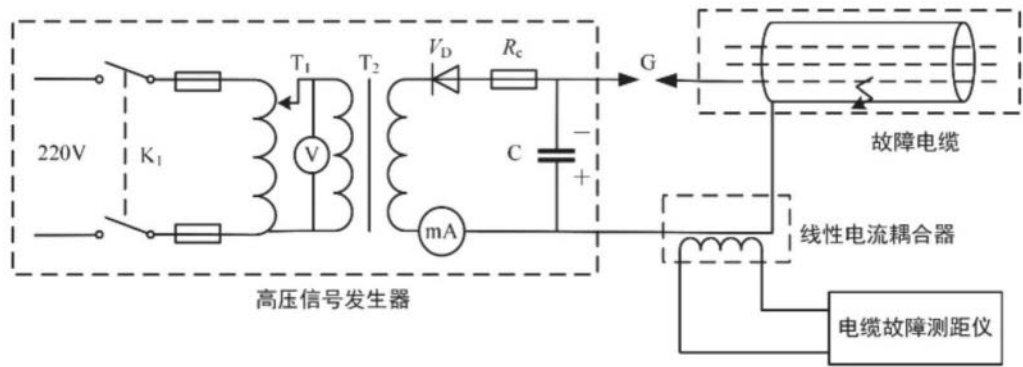


图1

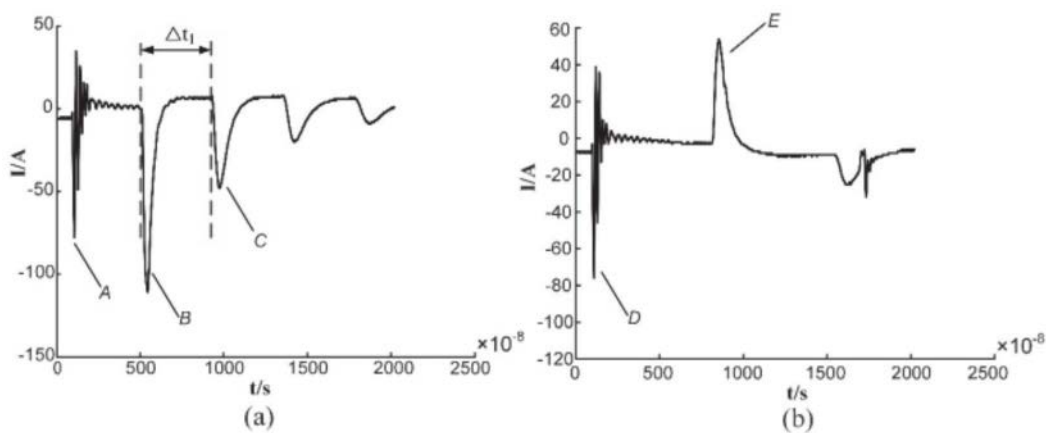


图2

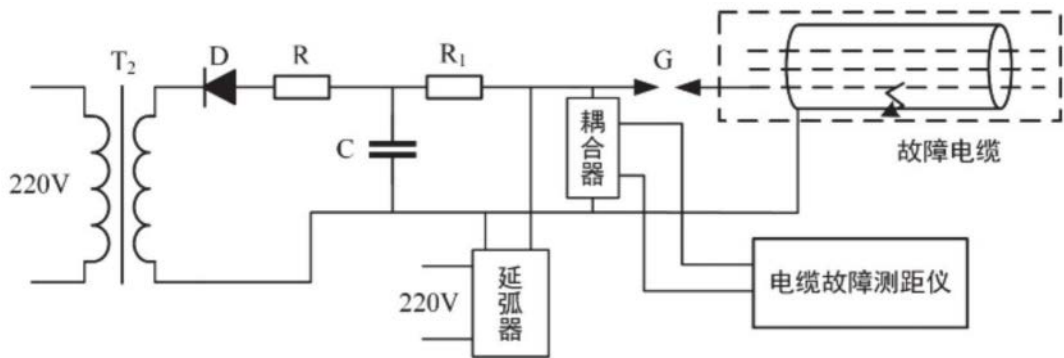


图3

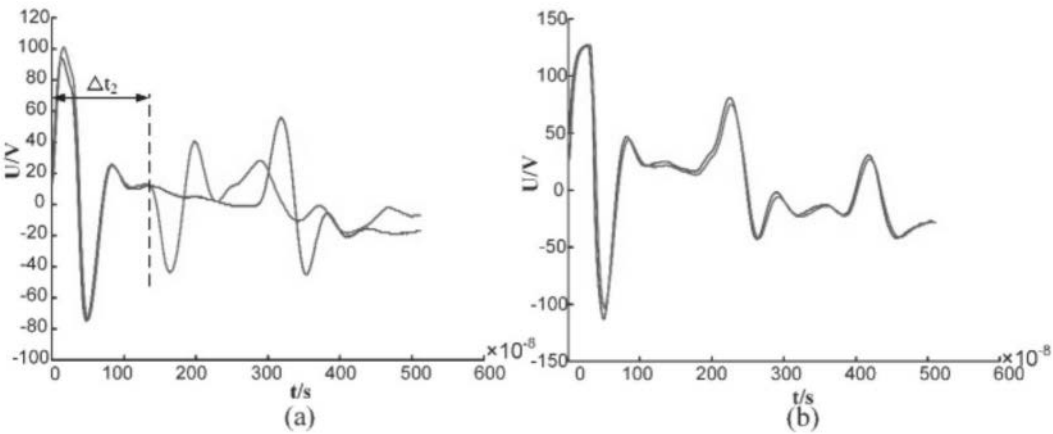


图4

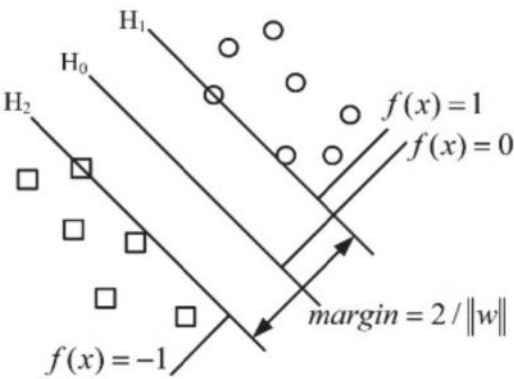


图5

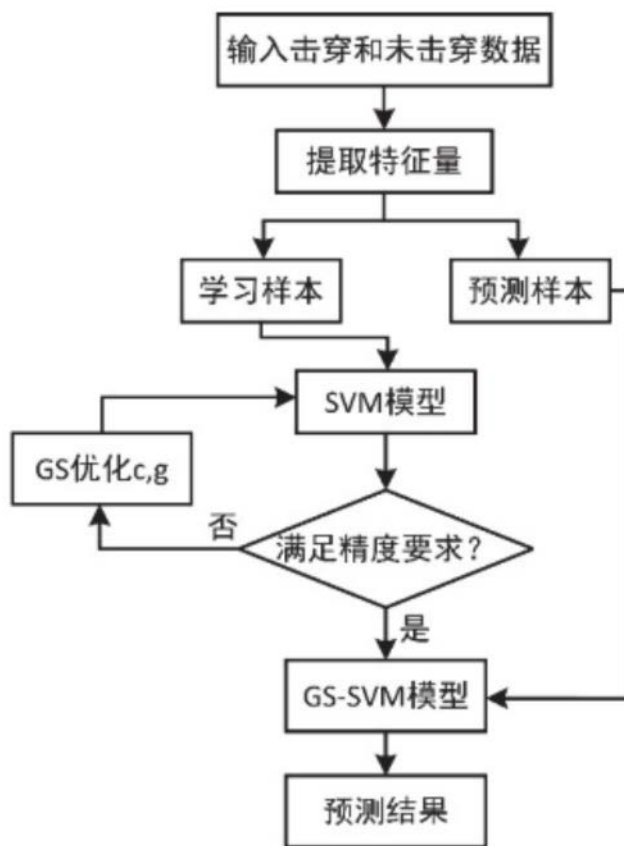


图6



图7

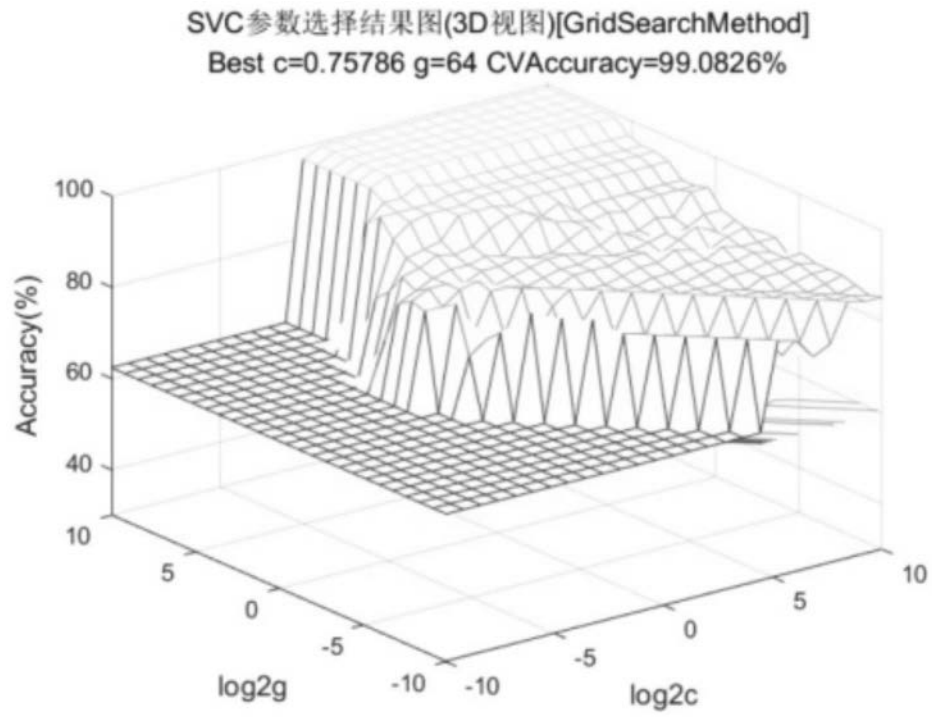


图8

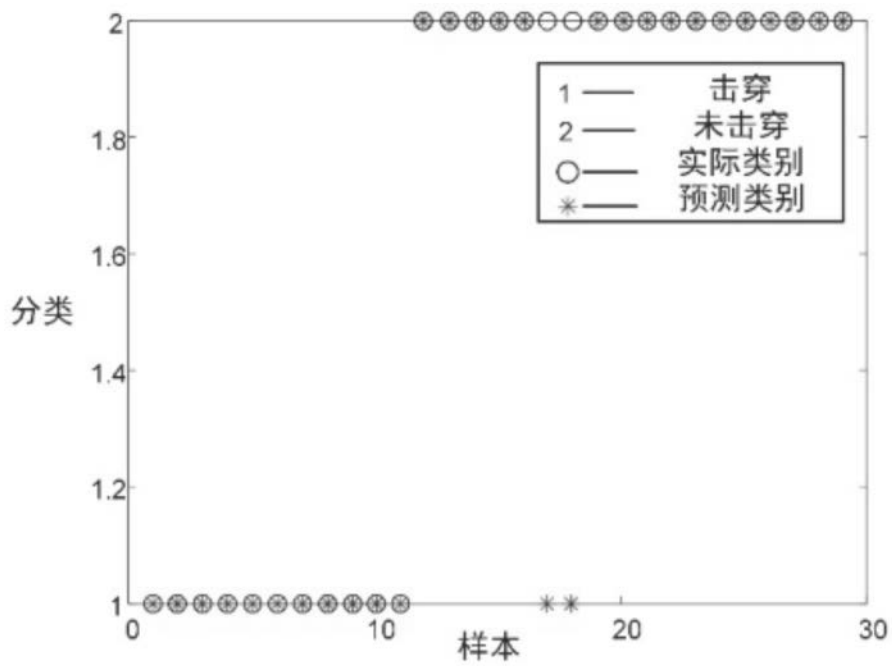


图9

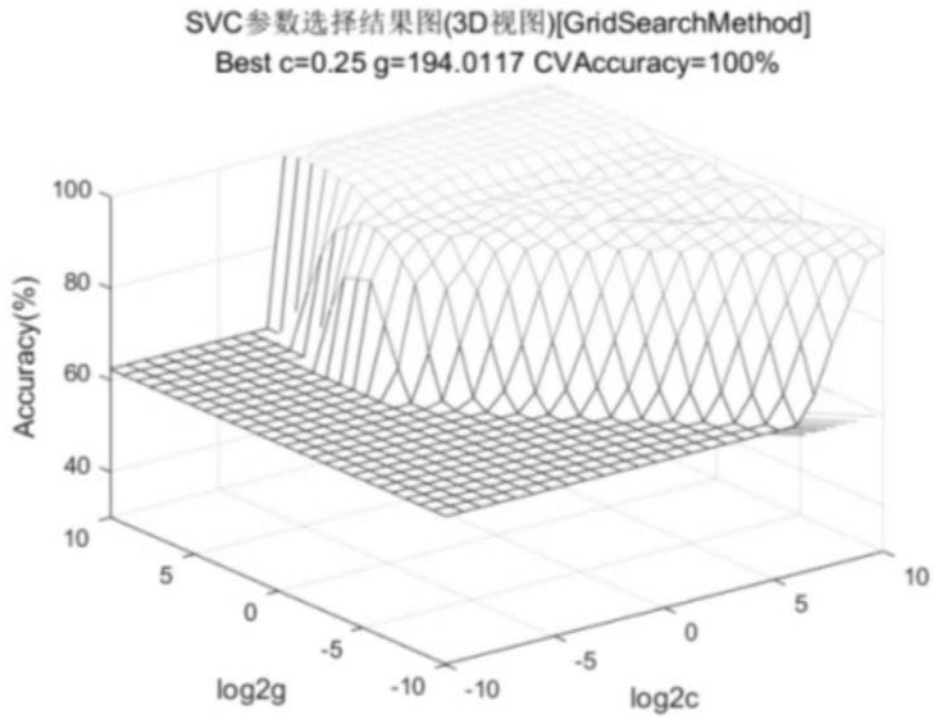


图10

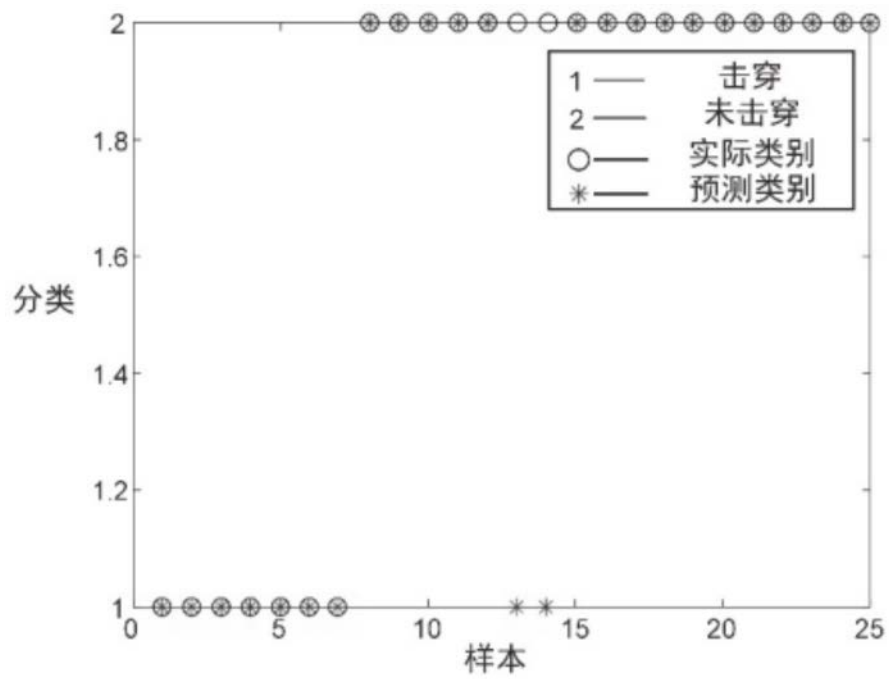


图11

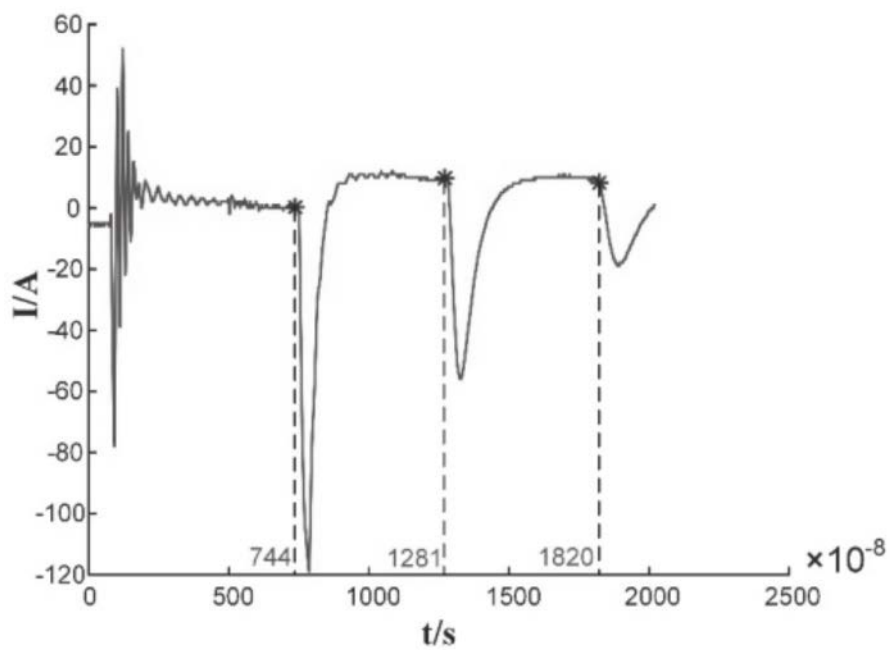


图12

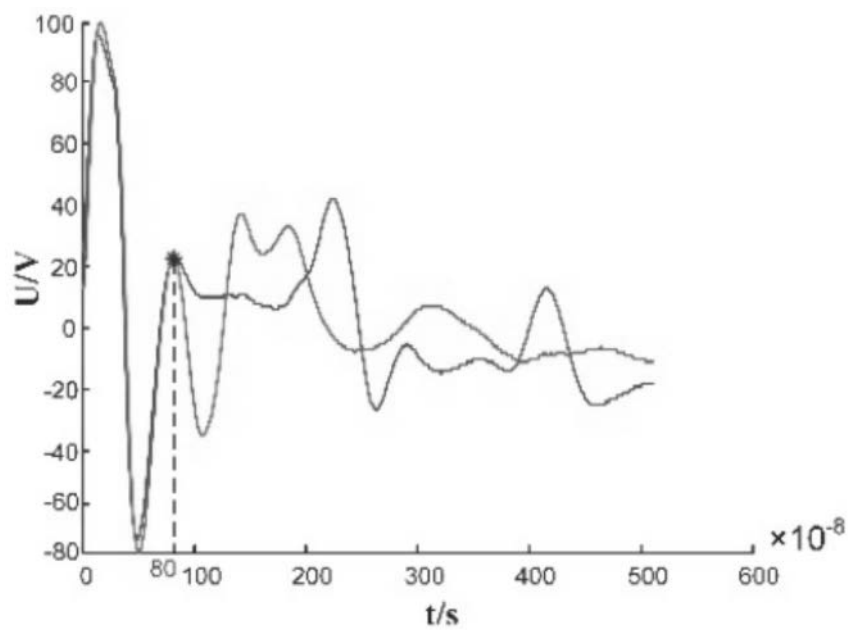


图13

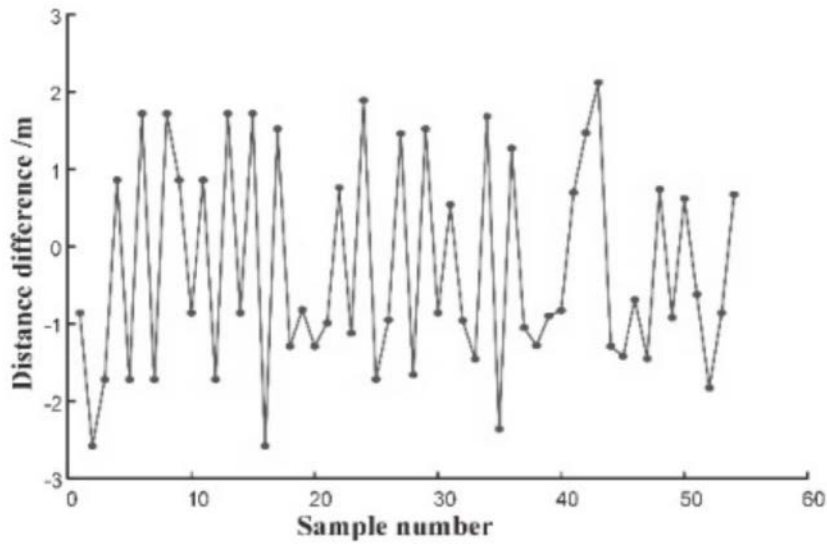


图14

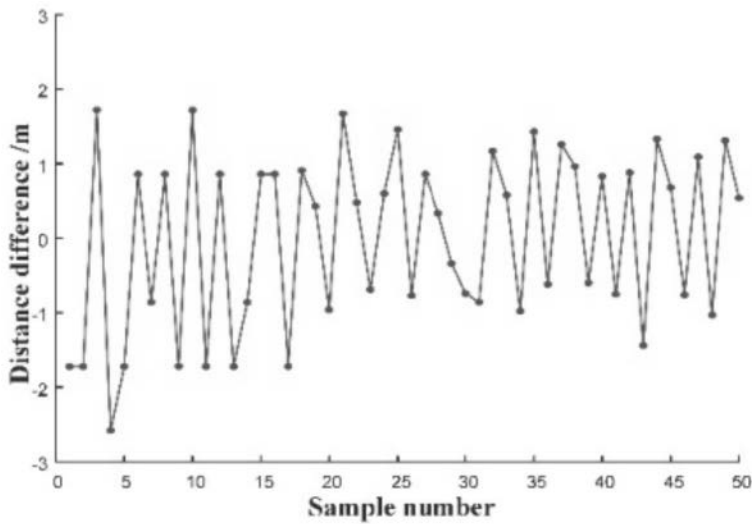


图15

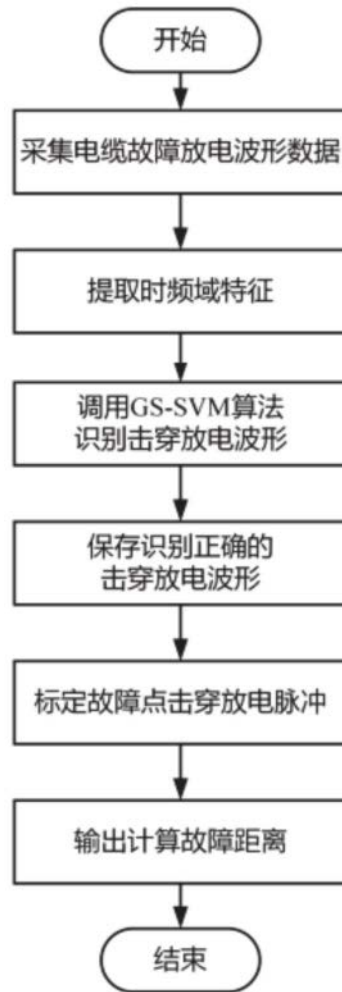


图16