



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108646149 A
(43)申请公布日 2018.10.12

(21)申请号 201810401308.5

(22)申请日 2018.04.28

(71)申请人 国网江苏省电力有限公司苏州供电分公司

地址 215004 江苏省苏州市劳动路555号

申请人 国网江苏省电力有限公司检修分公司

(72)发明人 朱超 钱超 陈昊 谭风雷
陈梦涛 张润宇 吴疆

(74)专利代理机构 苏州创元专利商标事务有限公司 32103

代理人 孙仿卫

(51)Int.Cl.

G01R 31/12(2006.01)

G01R 31/08(2006.01)

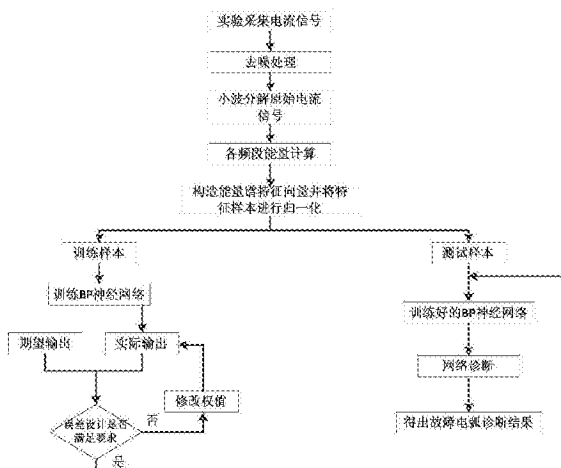
权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

基于电流特征提取的故障电弧识别方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于电流特征提取的故障电弧识别方法,该方法为:先采用正常状态和产生故障电弧状态时的回路电流所对应的小波能量训练BP神经网络而得到基于电流特征的BP分类网络,再利用所述BP分类网络进行故障电弧识别。本发明有效地融合小波分解技术和BP神经网络智能算法,充分发挥小波分解反映信号时频域变化的优势,结合BP神经网络智能、准确的分类效果,能够实现快速、准确的弧光检测,提高目前的故障弧光检测水平,从而更好的保证电力设备的安全可靠运行,为电力实业发展带来更好的效益,对电网的安全、可靠、稳定运行具有非常重要的现实意义。



1. 一种基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:先采用正常状态和产生故障电弧状态时的回路电流所对应的小波能量训练BP神经网络而得到基于电流特征的BP分类网络,再利用所述BP分类网络进行故障电弧识别。

2. 根据权利要求1所述的基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:所述基于电流特征提取的故障电弧识别方法包括如下步骤:

步骤1:选择回路电流作为特征采样信号,分别采集不同负载下在正常状态和产生故障电弧状态时的回路电流信号构成电流数据;

步骤2:对各所述回路电流信号进行小波分解,并计算得对应的各频段的小波能量,基于所述各频段的小波能量得到分析特征量;

步骤3:将各分析特征量归一化后按比例分别设置为训练样本和测试样本;

步骤4:搭建BP神经网络,利用所述训练样本和所述测试样本对所述BP神经网络进行训练和优化后,完成所述BP神经网络的构建,得到基于电流特征的BP分类网络;

步骤5:利用所述BP分类网络进行故障电弧识别。

3. 根据权利要求2所述的基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:所述步骤2包括以下子步骤:

子步骤21:取离散尺度n,对所述回路电流信号进行n层小波分解,得到不同频段的重构信号;

子步骤22:基于所述不同频段的重构信号并根据小波包系数计算所述各频段的小波能量;

子步骤23:利用所述各频段的小波能量构造电弧电流信号的能量谱特征向量,将电弧电流信号的能量谱特征向量作为所述分析特征量。

4. 根据权利要求3所述的基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:所述子步骤21中,选用db5小波对所述回路电流信号进行5层小波分解,得到6个频段的所述重构信号。

5. 根据权利要求3所述的基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:所述子步骤22中,利用 $E_{i,j} = \int |S_{i,j}(t)| dt = \sum_{k=1}^n |d_{j,k}|^2$ 计算所述各频段的小波能量 $E_{i,j}$, 其中, $S_{i,j}(t)$ 为小波分解的第i层第j个节点, $d_{j,k}$ 为 $S_{i,j}(t)$ 的小波系数。

6. 根据权利要求3所述的基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:所述子步骤23中,构造电弧电流信号的能量谱特征向量 $P = [ED_1, ED_2, ED_3, ED_4, ED_5, EA_5]$, 其中 ED_1 为第一层分解后高频段的小波能量, ED_2 为第二层分解后高频段的小波能量, ED_3 为第三层分解后高频段的小波能量, ED_4 为第四层分解后高频段的小波能量, ED_5 为第五层分解后高频段的小波能量, EA_5 为第五层分解后低频段的小波能量。

7. 根据权利要求2所述的基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:所述步骤3中,对所述分析特征量进行归一化的方法采用极差归一化。

8. 根据权利要求2所述的基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:所述步骤4包括以下子步骤:

子步骤41:设置所述BP神经网络的输入神经元数;

子步骤42:设置所述BP神经网络的初始权值,从而得到所述BP神经网络;

子步骤43:使用所述训练样本训练并优化所述BP神经网络,修正所述权值;使用所述测试样本测试所述BP神经网络,通过测试后完成所述BP神经网络的构建。

9.根据权利要求8所述的基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:所述子步骤41中,所述输入神经元数与所述分析特征量的维数相同。

10.根据权利要求8所述的基于电流特征提取的故障电弧识别方法,其特征在于:所述子步骤42中,使用所述训练样本对受限玻尔兹曼机采用对比散度CD-1算法进行预训练,得到所述受限玻尔兹曼机的隐层与可见层之间的权值参数作为所述BP神经网络的初始权值。

基于电流特征提取的故障电弧识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及电工技术领域,尤其涉及一种电气回路故障电弧识别的方法。

背景技术

[0002] 在电网中,设备绝缘老化破损,电路元件损坏,意外断路等原因会产生电弧,如果不及及时发现并采取有效的措施,会引起火灾等事故,对人员和设备造成巨大的伤害。电弧故障发生时,故障电流通常会发生畸变,同时电弧故障畸变的情况在不同负载下有不同体现,存在较大的随机性和不定性,现有的继电器和断路器并不能对故障电弧进行有效识别,无法起到保护线路和用电器的作用。所以,故障电弧的快速、有效识别,对于实现对线路的全面保护具有十分重要的意义。

[0003] 目前国内外电弧检测的方法大致可以归纳为3类:(1)建立电弧模型,并通过检测相应的参量来检测电弧;(2)根据电弧发生时所产生的物理现象,如弧光、噪声、辐射、温度变化等检测电弧;(3)根据电弧发生时的电流、电压波形变化检测电弧。但这三类方法也有各自的缺陷,具体表现为:(1)电弧模型的参数无法准确的获得,导致无法建立精确的数学模型;(2)检测电弧发生时的物理现象,需要将监测设备安装到故障点附近,无法实现对于一些独立的小设备的监测;(3)根据故障电弧发生时的电流、电压变化检测电弧,很多现有方法模型大多只是针对单一负载,在面对设备的多样性时,不能做到精确的诊断。因此现有方法还需要进一步发展完善。

发明内容

[0004] 本发明的目的是提供一种提高检测水平,进而更好地保证电力设备安全可靠运行的故障电弧识别方法。

[0005] 为达到上述目的,本发明采用的技术方案是:

[0006] 一种基于电流特征提取的故障电弧识别方法,先采用正常状态和产生故障电弧状态时的回路电流所对应的小波能量训练BP神经网络而得到基于电流特征的BP分类网络,再利用所述BP分类网络进行故障电弧识别。

[0007] 优选的,所述基于电流特征提取的故障电弧识别方法包括如下步骤:

[0008] 步骤1:选择回路电流作为特征采样信号,分别采集不同负载下在正常状态和产生故障电弧状态时的回路电流信号构成电流数据;

[0009] 步骤2:对各所述回路电流信号进行小波分解,并计算得对应的各频段的小波能量,基于所述各频段的小波能量得到分析特征量;

[0010] 步骤3:将各分析特征量归一化后按比例分别设置为训练样本和测试样本;

[0011] 步骤4:搭建BP神经网络,利用所述训练样本和所述测试样本对所述BP神经网络进行训练和优化后,完成所述BP神经网络的构建,得到基于电流特征的BP分类网络;

[0012] 步骤5:利用所述BP分类网络进行故障电弧识别。

[0013] 优选的,所述步骤2包括以下子步骤:

[0014] 子步骤21:取离散尺度n,对所述回路电流信号进行n层小波分解,得到不同频段的重构信号;

[0015] 子步骤22:基于所述不同频段的重构信号并根据小波包系数计算所述各频段的小波能量;

[0016] 子步骤23:利用所述各频段的小波能量构造电弧电流信号的能量谱特征向量,将电弧电流信号的能量谱特征向量作为所述分析特征量。

[0017] 优选的,所述子步骤21中,选用db5小波对所述回路电流信号进行5层小波分解,得到6个频段的所述重构信号。

[0018] 优选的,所述子步骤22中,利用 $E_{i,j} = \int |S_{i,j}(t)| dt = \sum_{k=1}^n |d_{j,k}|^2$ 计算所述各频段的小波能量 $E_{i,j}$,其中, $S_{i,j}(t)$ 为小波分解的第i层第j个节点, $d_{j,k}$ 为 $S_{i,j}(t)$ 的小波系数。

[0019] 优选的,所述子步骤23中,构造电弧电流信号的能量谱特征向量 $P = [ED_1, ED_2, ED_3, ED_4, ED_5, EA_5]$,其中 ED_1 为第一层分解后高频段的小波能量, ED_2 为第二层分解后高频段的小波能量, ED_3 为第三层分解后高频段的小波能量, ED_4 为第四层分解后高频段的小波能量, ED_5 为第五层分解后高频段的小波能量, EA_5 为第五层分解后低频段的小波能量。

[0020] 优选的,所述步骤3中,对所述分析特征量进行归一化的方法采用极差归一化。

[0021] 优选的,所述步骤4包括以下子步骤:

[0022] 子步骤41:设置所述BP神经网络的输入神经元数;

[0023] 子步骤42:设置所述BP神经网络的初始权值,从而得到所述BP神经网络;

[0024] 子步骤43:使用所述训练样本训练并优化所述BP神经网络,修正所述权值;使用所述测试样本测试所述BP神经网络,通过测试后完成所述BP神经网络的构建。

[0025] 优选的,所述子步骤41中,所述输入神经元数与所述分析特征量的维数相同。

[0026] 优选的,所述子步骤42中,使用所述训练样本对受限玻尔兹曼机采用对比散度CD-1算法进行预训练,得到所述受限玻尔兹曼机的隐层与可见层之间的权值参数作为所述BP神经网络的初始权值。

[0027] 由于上述技术方案运用,本发明与现有技术相比具有下列优点:本发明弥补了现有技术的不足,有效地融合小波分解技术和BP神经网络智能算法,充分发挥小波分解反映信号时频域变化的优势,结合BP神经网络智能、准确的分类效果,能够实现快速、准确的弧光检测,提高目前的故障弧光检测水平,从而更好的保证电力设备的安全可靠运行,为电力实业发展带来更好的效益,对电网的安全、可靠、稳定运行具有非常重要的现实意义。

附图说明

[0028] 附图1为本发明的实现流程图。

[0029] 附图2为电阻负载下的故障电弧电流波形图。

[0030] 附图3为电扇负载下的故障电弧电流波形图。

[0031] 附图4为电脑主机负载下的故障电弧电流波形图。

具体实施方式

[0032] 下面结合附图所示的实施例对本发明作进一步描述。

[0033] 实施例一：一种基于电流特征提取的故障电弧识别方法为：先采用正常状态和产生故障电弧状态时的回路电流所对应的小波能量训练BP神经网络而得到基于电流特征的BP分类网络，再利用BP分类网络进行故障电弧识别。

[0034] 如附图1所示，该基于电流特征提取的故障电弧识别方法包括如下步骤：

[0035] 步骤1：选择回路电流作为特征采样信号，分别采集不同负载下在正常状态和产生故障电弧状态时的回路电流信号构成电流数据。所采集的电流数据的数量需满足后续需求。

[0036] 步骤2：对各回路电流信号进行小波分解，并计算得对应的各频段的小波能量，基于各频段的小波能量得到分析特征量。

[0037] 该步骤2包括以下子步骤：

[0038] 子步骤21：取离散尺度n，对回路电流信号x(t)进行n层小波分解，得到不同频段的重构信号。在本实施例中，选用db5小波对回路电流信号进行5层小波分解，得到6个频段的重构信号。

[0039] 子步骤22：基于不同频段的重构信号并根据小波包系数计算各频段的小波能量。

[0040] 具体为：利用 $E_{i,j} = \int |S_{i,j}(t)| dt = \sum_{k=1}^n |d_{j,k}|^2$ 计算各频段的小波能量 $E_{i,j}$ ，其中， $S_{i,j}(t)$

为小波分解的第i层第j个节点， $d_{j,k}$ 为 $S_{i,j}(t)$ 的小波系数。小波能量谱能反映各个频段能量在总能量中所占的比例，因此计算出各个频段的小波能量后，可以进一步得到原始信号在时频域上的变化情况。

[0041] 子步骤23：利用各频段的小波能量构造电弧电流信号的能量谱特征向量，将电弧电流信号的能量谱特征向量作为分析特征量。

[0042] 具体为：构造电弧电流信号的能量谱特征向量 $P = [ED_1, ED_2, ED_3, ED_4, ED_5, EA_5]$ ，其中 ED_1 为第一层分解后高频段的小波能量， ED_2 为第二层分解后高频段的小波能量， ED_3 为第三层分解后高频段的小波能量， ED_4 为第四层分解后高频段的小波能量， ED_5 为第五层分解后高频段的小波能量， EA_5 为第五层分解后低频段的小波能量。待后续分组作为下一步建立BP神经网络的输入数据。

[0043] 步骤3：将各分析特征量归一化后按比例分别设置为训练样本和测试样本。这里采用极差归一化对分析特征量进行归一化，即将每组特征量中每个特征值减去极小值后再除以该组特征量的极差，得到归一化后的特征量。针对归一化后的特征量，根据各类型负载的正常与故障电弧状态，按比例分为训练样本和测试样本。

[0044] 步骤4：搭建BP神经网络，利用训练样本和测试样本对BP神经网络进行训练和优化后，完成BP神经网络的构建，得到基于电流特征的BP分类网络。

[0045] 步骤4包括以下子步骤：

[0046] 子步骤41：设置BP神经网络的输入神经元数，输入神经元数与分析特征量的维数相同，即输入神经元数同特征向量维数，即为5个。针对不同的负载类型，由1表示正常状态，0表示故障电弧状态，构成相应的向量形式的分类结果。按照以往经验，BP神经网络的隐含层神经元数目设置为10个。

[0047] 子步骤42：设置BP神经网络的初始权值，从而得到BP神经网络。为了加快收敛速度，避免陷入局部最小，对BP神经网络初始权值进行预训练，具体方法是：使用训练样本对

受限玻尔兹曼机 (RBM) 进行预训练, 预训练采用对比散度 CD-1 算法, 得到受限玻尔兹曼机的隐层与可见层之间的权值参数, 将其作为 BP 神经网络的初始权值。

[0048] 子步骤 43: 使用训练样本训练并优化 BP 神经网络, 若训练时 BP 神经网络的实际输出与期望输出在允许的误差范围内则继续训练直至完成训练, 否则需要修正权值; 使用测试样本测试 BP 神经网络的分类准确性, 从而验证此电弧故障识别方法的有效性, 通过测试后完成 BP 神经网络的构建。

[0049] 步骤 5: 利用 BP 分类网络进行故障电弧识别, 得到故障电弧识别结果。

[0050] 下面通过一个实例来进一步说明本发明。

[0051] 本方案中通过电弧故障模拟平台模拟故障发生, 采集故障电弧电气参数, 作为本方案方法有效性的数据。电弧故障模拟平台主要包括 220V 交流电源、电弧发生器、空气开关以及负载等。其中, 电弧发生器用来人工产生电弧, 将电弧发生器串联到电路中, 模拟串联故障电弧。实验中用到的负载为 100 Ω 电阻、风扇和电脑主机这三种。电流数据的采集通过电流钳与数字示波器实现, 并利用上位机实现数据的后续处理。本实例用到的实验数据包括在电阻、风扇、电脑三种负荷下, 正常回路状态和产生故障电弧状态时的电流数据各 10 组, 共 60 组。

[0052] 图 2 至图 4 所示分别为电阻、风扇以及电脑主机负载下产生故障电弧时的电流波形。由图可以看出, 产生串联电弧故障时, 回路电流在过零点附近将产生较明显的畸变, 经小波分解后的信号能量分布也将随之产生变化, 因此提取不同频段的信号能量信息可以较明显地区别正常状态和故障电弧状态。

[0053] 针对本实例, 预测分类结果为三种负荷各自的两种状态量 (正常状态与产生故障电弧状态), 将 BP 网络的输出层定为 3 节点, 负载类型与对应的输出分类结果如表 1 所示。

[0054] 表 1 负载类型与分类结果

[0055]

负载类型	正常状态	产生故障电弧状态
电阻	1,1,1	1,1,0
风扇	1,0,1	1,0,0
电脑	0,0,1	0,0,0

[0056] 利用 MATLAB 的小波工具箱对实验中所采集的 60 组原始电流信号进行阈值降噪处理, 选用 db5 小波对信号进行 5 层小波分解, 得到 6 个频段的重构系数信号, 并计算每个频段对应的信号能量。表 2 所示为三种负载分别在正常状态与故障电弧状态下的电流经小波分解与能量计算后的某一组数据。

[0057] 表 2 不同负载下的能量谱特征向量

[0058]

能量谱	电阻		风扇		电脑	
	正常	故障电弧	正常	故障电弧	正常	故障电弧
ED1	0.000157	0.000415	0.000772	98177.51	0.000226	0.001351
ED2	0.004652	0.03382	0.002812	39321.59	0.002825	0.140421
ED3	0.041548	1.377943	0.456219	12252.47	0.055996	11.42723
ED4	6.627456	60.34371	13.8688	5612.328	4.728437	575.5578
ED5	258.6378	5743.876	334.2961	48513.88	480.9124	52661.03
EA5	31764801	26577202	7002817	802489.9	2414289	3284883

[0059] 将6个频段的信号能量构成六维特征向量 $P=[ED_1, ED_2, ED_3, ED_4, ED_5, EA_5]$ 并对特征样本进行归一化后作为后续故障识别模型的输入量。归一化后的部分电流特征数据如表3所示。

[0060] 表3归一化后的特征数据样本

[0061]

NO.	ED1	ED2	ED3	ED4	ED5	EA5	标签
1	1.45E-09	5.4E-08	2.44E-07	0.0003	0.000435	0.117256	111
2	1.17E-09	3.72E-08	8.7E-07	0.000197	0.000876	0.117739	111
3	1.96E-09	4.72E-08	5.6E-07	0.000292	0.000821	0.118486	111
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
31	9.08E-01	8.94E-01	6.80E-01	0.809735	0.844457	0.000472	100
32	8.48E-01	0.921559	8.55E-01	0.93733	0.920567	0.001363	100
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
59	1.14E-08	2.74E-06	0.000606	0.077464	0.086858	0.010274	000
60	1.20E-08	3.36E-06	0.00061	0.081391	0.082758	0.009364	000

[0062] 从60组特征数据样本中选择42组作为训练样本,输入BP网络以及SVM分类器进行训练。BP网络输入层节点数设为6,输出层节点数设为3,隐含层节点数设为50,选择‘traindx’梯度下降法进行调参;采用交叉验证的方法选择SVM分类器的惩罚系数 c 及核函数参数 g 。 c 与 g 的搜索范围皆设定在 $[2^{-5}, 2^{10}]$,并利用训练样本作为原始数据,最后得出最佳的 $c=2.532, g=0.03125$ 。将其他18组则作为测试样本,验证模型的识别效果。最后输出的测试样本识别结果如表3所示。

[0063] 表3故障电弧识别结果

[0064]

算法	迭代次数	正确个数	准确率
SVM	500	15/18	83.33%
BP神经网络	500	17/18	94.44%

[0065] 由识别结果可以看出,与支持向量机的方法相比,利用BP神经网络对不同负载类型下的故障电弧具有更高的识别率。

[0066] 上述实施例只为说明本发明的技术构思及特点,其目的在于让熟悉此项技术的人士能够了解本发明的内容并据以实施,并不能以此限制本发明的保护范围。凡根据本发明精神实质所作的等效变化或修饰,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

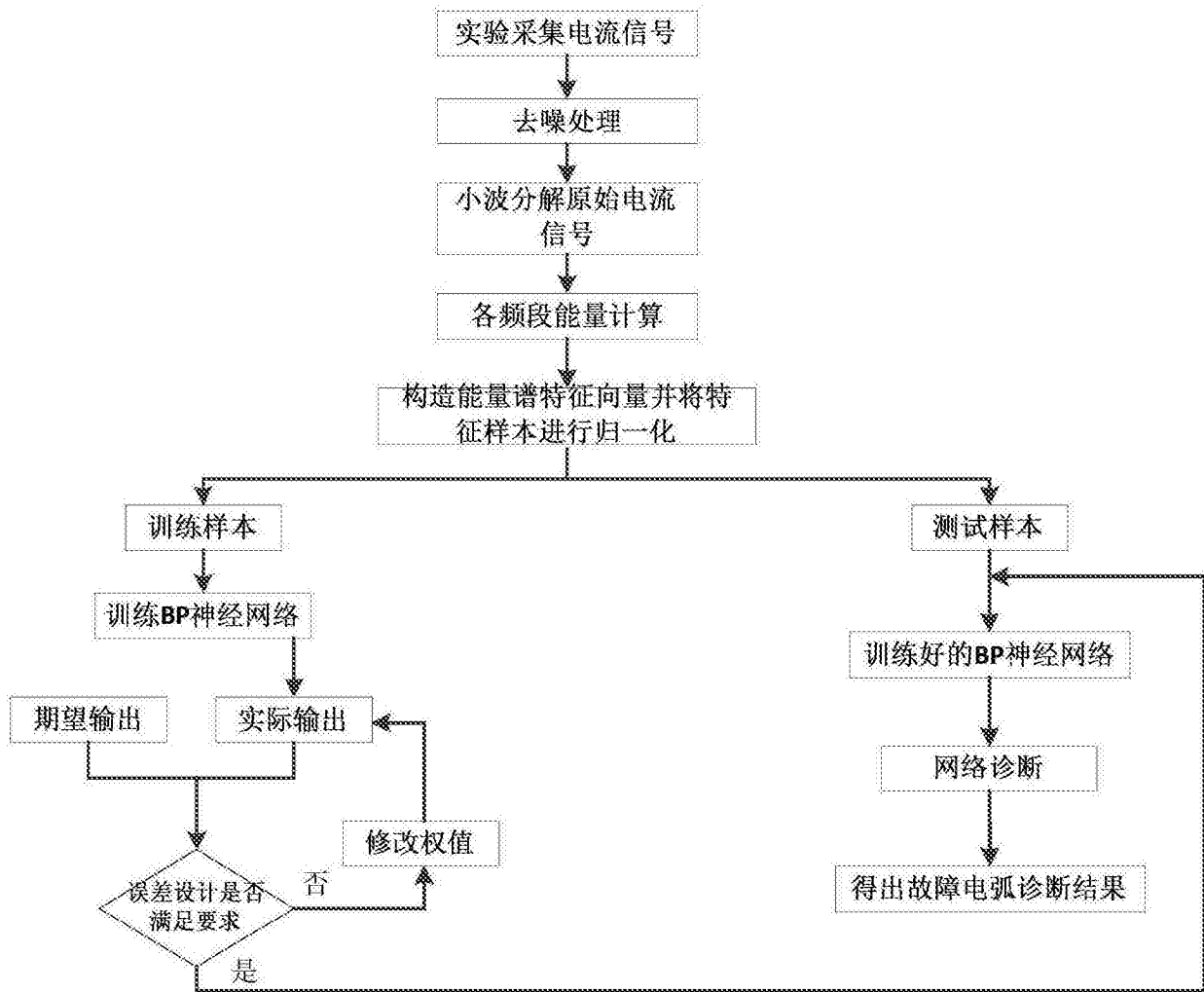


图1

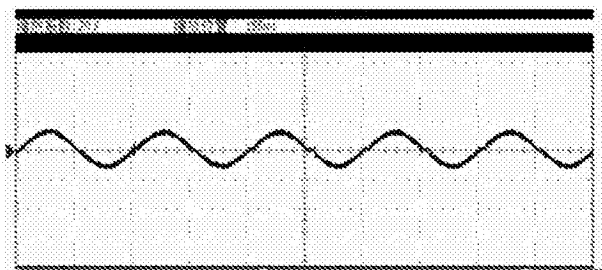


图2

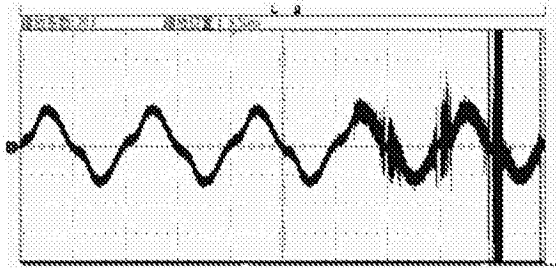


图3

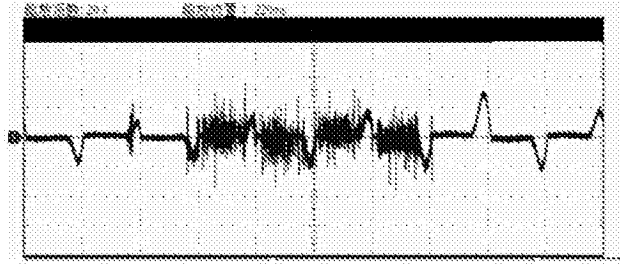


图4