



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104616061 B

(45)授权公告日 2017.05.31

(21)申请号 201510044852.5

G06Q 50/06(2012.01)

(22)申请日 2015.01.28

(56)对比文件

(65)同一申请的已公布的文献号

CN 102253283 A,2011.11.23,

申请公布号 CN 104616061 A

CN 102611140 A,2012.07.25,

(43)申请公布日 2015.05.13

EP 2330525 A1,2011.06.08,

(73)专利权人 合肥工业大学

审查员 任振强

地址 230009 安徽省合肥市屯溪路193号

(72)发明人 张兴 王涛 杜成孝 王付胜

谢震

(74)专利代理机构 合肥和瑞知识产权代理事务

所(普通合伙) 34118

代理人 任岗生

(51)Int.Cl.

G06N 3/02(2006.01)

G06N 3/12(2006.01)

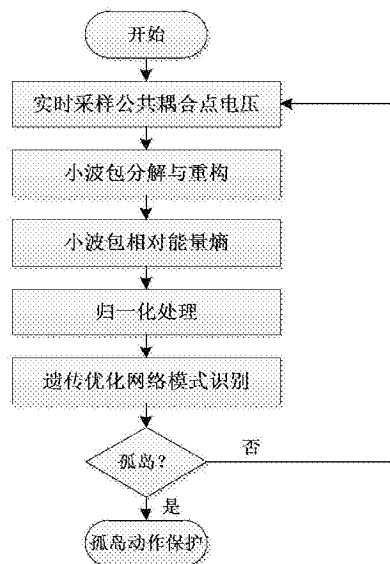
权利要求书2页 说明书7页 附图10页

(54)发明名称

基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法。它引入遗传算法对BP神经网络进行优化,并引入对数能量熵作为遗传算法优化BP神经网络的输入信号;具体为首先采集公共耦合点电压信号进行适当的小波包分解,得到三尺度下8个频带内的小波包系数,然后通过重构及归一化处理得到对数能量熵,最后通过遗传算法优化的BP神经网络对孤岛及非孤岛现象进行模式识别。它克服了传统被动式孤岛检测法在负载匹配时存在检测盲区的缺陷,利用遗传算法来优化BP神经网络的权值和阈值,使其具有了全局的搜索能力,能够在负载突变、电网电压谐波扰动时都不出现误动作,且当逆变器输出功率与负载不匹配和匹配时也能快速、准确地检测出孤岛。



1.一种基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法,包括对分布式并网发电系统公共耦合点信号的采集,其特征在于完成步骤如下:

步骤1,先实时采集分布式并网发电系统公共耦合点的电压信号 $u_{PCC}(t)$ ,式中的 $t$ 为时间,再采用小波包变换对电压信号 $u_{PCC}(t)$ 进行3层多分辨分解,得到三尺度下8个频带内的小波包系数 $x_{3j}(k)$ ,式中的 $j=0,1,\dots,7,k=1,2,\dots,n$ ;

步骤2,先按照 $E_{3j} = \sum_{k=1}^n \log|x_{3j}(k)|^2$ 计算在一个电网电压周期内的三尺度下小波包对数能量熵 $E_{3j}$ ,再对其进行归一化处理,得到归一化后的对数能量熵 $H_{3\lambda}(\lambda=0,1,\dots,7)$ ,之后,选取 $H_{30}\sim H_{35}$ 或 $H_{30}\sim H_{33}$ 作为遗传算法优化BP神经网络的输入信号 $P$ ,并将对应的孤岛和非孤岛状态作为输出信号 $T$ ,用于作为遗传算法优化BP神经网络的训练样本;

步骤3,使用遗传算法对BP神经网络权值和阈值进行选择优化

步骤3.1,先确定BP神经网络的输入层 $R$ 、隐层节点数 $S_1$ 、输出层的节点数 $S_2$ 、训练函数和节点传递函数,并设定训练误差精度 $goal \leq 0.0001$ ,再确定最大迭代次数 $G$ 、种群规模 $M$ 、随机生成 $M$ 个个体的初始种群 $W$ ,采用实数编码对生成种群中的个体 $W_i$ 编码,然后将种群中个体 $W_i$ 的一个实数向量 $[w_1, w_2, \dots, w_s]$ 作为遗传算法的一个染色体,式中的 $S=R*S_1+S_1*S_2+S_1+S_2$ 为遗传算法编码长度;

步骤3.2,先确定个体的适应度函数,给定BP神经网络进化参数 $E$ ,将得到的染色体对BP神经网络权值和阈值进行赋值,并以训练误差平方和作为初始种群 $W$ 中个体 $W_i$ 的适应度,再基于适应度比例的选择策略对每一代种群中的染色体进行选择,选择概率

$p_i = f_i / \sum_{i=1}^M f_i, i=1,2,\dots,M$ ,式中的 $f_i$ 为适应度值倒数、 $M$ 为种群规模;

步骤3.3,先采用实数交叉法,按设定概率从种群中随机选择两个个体相互交换,第 $p$ 个基因 $w_p$ 和第 $q$ 个基因 $w_q$ 在 $r$ 位的交叉操作分别为

$$w_{pr} = w_{pr}(1-b) + w_{qr}b$$

$$w_{qr} = w_{qr}(1-b) + w_{pr}b, \text{ 式中的 } b \text{ 为 } [0, 1] \text{ 间的随机数,再选取第 } i \text{ 个个体的第 } 1 \text{ 个基因按}$$

照下式进行变异操作,

$$w_{il} = \begin{cases} w_{il} + (w_{il} - w_{\max}) f(g), & r_1 \geq 0.5 \\ w_{il} + (w_{\min} - w_{il}) f(g), & r_1 < 0.5 \end{cases}$$

式中的 $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别为基因 $w_{i1}$ 取值

$$f(g) = r_2(1 - g/G)$$

的上下界、 $r_1$ 为 $[0, 1]$ 间的随机数、 $r_2$ 为一个随机数、 $g$ 为当前迭代次数;

步骤3.4,先重复步骤3.2~3.3,直至得到具有最大适应度的个体,再将其分解为BP神经网络的连接权值和阈值,以作为遗传算法优化BP神经网络的初始权值和阈值;

步骤4,先将初始权值和阈值输入输入信号 $P$ 和输出信号 $T$ 的数据矩阵,计算出遗传算法优化BP神经网络的误差,再更新遗传算法优化BP神经网络的权值和阈值;

步骤5,先判断训练误差精度 $goal$ 是否 $\leq 0.0001$ ,若 $> 0.0001$ ,则返回步骤4,若 $\leq 0.0001$ ,则得到遗传算法优化BP神经网络的最优权值和阈值,再将训练样本数据输入遗传算法优化BP神经网络进行计算,若输出的结果为高电平,则为孤岛状态,若输出的结果为低电平,则为非孤岛状态。

2. 根据权利要求1所述的基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法,其特征是步骤1中的小波包为离散小波包,选用的母小波为Daubechies小波系列的db4小波。

3. 根据权利要求1所述的基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法,其特征是步骤3.1中的隐层节点数 $S1=8$ 、输出层的节点数 $S2=1$ 、训练函数为trainlm、节点传递函数为purelin和logsig。

4. 根据权利要求1所述的基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法,其特征是步骤3.1中的最大迭代次数 $G=200$ 、种群规模 $M=100$ 、随机生成M个个体的初始种群 $W=[W1, W2, \dots, W_M]^T$ 。

5. 根据权利要求1所述的基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法,其特征是步骤3.2中的BP神经网络进化参数 $E=6$ 或 $E=4$ 。

## 基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种孤岛检测方法,尤其是一种基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法。

### 背景技术

[0002] 分布式并网发电系统由于本身实时并网的优势,相较离网系统在太阳能转化到电能的过程中利用率更高,但由于其直接将分布式发电系统所发电能经并网逆变器后馈送到电网,因此为确保系统安装和维护人员的人身安全和电网的稳定可靠运行,要求光分布式发电系统在工作时必须满足并网的技术要求。通常情况下,系统运行时可能出现的故障状态,如电网过/欠电压或频率,功率器件过电流和过热等较容易通过软硬件结合被检测到,从而采取相应的处理措施。但对于分布式发电系统来说,其还可能出现一种特殊故障状态,分布式发电系统在并网模式下运行时,电网突然断电,发电系统未能及时脱离电网从而和负载形成一个电力公司无法掌控的自给供电孤岛,从而产生孤岛效应。孤岛现象会对电气设备和检修人员带来很大的危险,因而针对并网系统,所有并网逆变器必须具有防孤岛的功能。

[0003] 分布式发电系统中孤岛检测技术可以简单地分成本地孤岛检测和远程孤岛检测技术两大类。远程孤岛检测方法大多依赖于连接系统侧的每条馈线上安装的外部通信设备。而本地方法主要依赖于逆变器输出端系统参数的测量来识别孤岛。现有分布式发电系统逆变器的孤岛检测主要有主动式和被动式两类方法。

[0004] 主动式检测方法通过在控制信号中加入很小的电压、频率或相位等扰动信号,同时检测输出,其优点是能够快速检测出孤岛,减小检测盲区,但影响系统的供电质量以及稳定运行,且实现复杂,所以对被动式检测方法的研究是很有必要性的。

[0005] 被动式检测方法是利用电网断网时逆变器输出端电压、频率、相位或是谐波的变化进行孤岛检测,传统的被动式检测方法存在检测盲区大,检测时间长。

[0006] 为了利用被动式检测法的优点,减小检测盲区,目前孤岛检测中常用的PCC点基波电压、频率提取方法主要有三种:电压过零检测法、反Park变换型数字锁相环法,FFT频谱分析法以及小波变换与神经网络相结合的方法。电压过零检测法、反Park变换型数字锁相环法在信号中含有谐波时,提取到的电压幅值和频率不准确,FFT频谱分析法的实时性比较差,该法在使用时常会出现频谱泄漏和栅栏效应等问题,影响检测结果的正确性。

[0007] 为了解决上述信号提取不准确性,小波分析的方法被应用于孤岛检测领域。文献1发明专利申请《一种采用小波变换进行孤岛检测的分布式发电系统》(公布号CN 103050990A)通过小波变换得到小波系数最终计算出对应的小波功率,通过与所设定的阈值进行比较,判断孤岛和非孤岛状态,该方法能有效的检测到孤岛发生的时刻,减小被动式检测的盲区,但是对其小波功率阈值设定较为困难,特别是在本地负载变化的情况下。

[0008] 文献2《Neuro-Wavelet Based Islanding Detection Technique》2010IEEE Electrical Power&Energy Conference.《基于神经小波孤岛效应检测技术》,2010IEEE电

力与能源会议)通过提取不同频带的小波变换系数能量为特征向量作为神经网络训练样本的特征量,该方法是一种新的孤岛检测技术,能够快速识别出孤岛,此方法有效的解决阈值较难设定带来误判的问题,但以系数能量为特征向量使得网络输入神经元接受的信号值过大,易造成神经元输出饱和以及 $Q_f$ 某些特定值时,在孤岛和非孤岛状态下特征量的差值较小。

[0009] 文献3发明专利《基于小波变换和神经网络并网逆变器孤岛检测方法》(公告号CN 102611140B)首先采集分布式发电系统在孤岛和非孤岛条件下公共耦合点电压值和逆变器输出电流值,将采集的电压值和电流值进行小波变换提取高频分量进行相关处理,将处理后的信号作为神经网络的输入信号,此方法改善了 $Q_f$ 在某些特定值时,孤岛和非孤岛状态下特征量的差值较小可能会出现的模态混淆,但在电网高次谐波注入情况下,小波变换得到特征量与孤岛状态特征量相似,再加上BP算法存在局部优化问题,使得孤岛非孤岛模式识别性能不够高,容易造成误判。

### 发明内容

[0010] 本发明要解决的技术问题为克服上述各种技术方案的局限性,提供一种在电网存在高次谐波干扰的情况下对瞬时微弱信号变化的提取有很好效果,且在相同外界条件下非孤岛和孤岛条件下特征量的差值得到显著提高,有效提高神经网络的训练速度和孤岛非孤岛模式识别性能的基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法。

[0011] 为解决本发明的技术问题,所采用的技术方案为:基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法包括对分布式并网发电系统公共耦合点信号的采集,特别是完成步骤如下:

[0012] 步骤1,先实时采集分布式并网发电系统公共耦合点的电压信号 $u_{PCC}(t)$ ,式中的 $t$ 为时间,再采用小波包变换对电压信号 $u_{PCC}(t)$ 进行3层多分辨分解,得到三尺度下8个频带内的小波包系数 $x_{3j}(k)$ ,式中的 $j=0,1,\dots,7,k=1,2,\dots,n$ ;

[0013] 步骤2,先按照 $E_{3j} = \sum_{k=1}^n \log [x_{3j}(k)]^2$ 计算在一个电网电压周期内的三尺度下小波包对数能量熵 $E_{3j}$ ,再对其进行归一化处理,得到规划化后的对数能量熵 $H_{3\lambda} (\lambda=0,1,\dots,7)$ ,之后,选取 $H_{30}-H_{35}$ 或 $H_{30}-H_{33}$ 作为遗传算法优化BP神经网络的输入信号 $P$ ,并将对应的孤岛和非孤岛状态作为输出信号 $T$ ,用于作为遗传算法优化BP神经网络的训练样本;

[0014] 步骤3,使用遗传算法对BP神经网络权值和阈值进行选择优化

[0015] 步骤3.1,先确定BP神经网络的输入层 $R$ 、隐层节点数 $S_1$ 、输出层的节点数 $S_2$ 、训练函数和节点传递函数,并设定训练误差精度 $goal \leq 0.0001$ ,再确定最大迭代次数 $G$ 、种群规模 $M$ 、随机生成 $M$ 个个体的初始种群 $W$ ,采用实数编码对生成种群中的个体 $W_i$ 编码,然后将种群中个体 $W_i$ 的一个实数向量 $[w_1, w_2, \dots, w_s]$ 作为遗传算法的一个染色体,式中的 $S=R*S_1+S_1*S_2+S_1+S_2$ 为遗传算法编码长度;

[0016] 步骤3.2,先确定个体的适应度函数,给定BP神经网络进化参数 $E$ ,将得到的染色体对BP神经网络权值和阈值进行赋值,并以训练误差平方和作为初始种群 $W$ 中个体 $W_i$ 的适应度,再基于适应度比例的选择策略对每一代种群中的染色体进行选择,选择概率

$p_i = f_i / \sum_{i=1}^M f_i, i = 1, 2, \dots, M$ ，式中的 $f_i$ 为适应度值倒数、 $M$ 为种群规模；

[0017] 步骤3.3,先采用实数交叉法,按设定概率从种群中随机选择两个个体相互交换,第 $p$ 个基因 $w_p$ 和第 $q$ 个基因 $w_q$ 在 $r$ 位的交叉操作分别为

[0018]  $w_{pr} = w_{pr}(1-b) + w_{qr}b$   
 $w_{qr} = w_{qr}(1-b) + w_{pr}b$  式中的 $b$ 为 $[0, 1]$ 间的随机数,再选取第 $i$ 个个体的第1个基因按照下式进行变异操作,

[0019]  $w_{ii} = \begin{cases} w_{ii} + (w_{ii} - w_{max})f(g), r_1 \geq 0.5 \\ w_{ii} + (w_{min} - w_{ii})f(g), r_1 < 0.5 \end{cases}$  式中的 $w_{max}$ 和 $w_{min}$ 分别为基因 $w_{i1}$   
 $f(g) = r_2(1 - g/G)$

取值的上下界、 $r_1$ 为 $[0, 1]$ 间的随机数、 $r_2$ 为一个随机数、 $g$ 为当前迭代次数；

[0020] 步骤3.4,先重复步骤3.2~3.3,直至得到具有最大适应度的个体,再将其分解为BP神经网络的连接权值和阈值,以作为遗传算法优化BP神经网络的初始权值和阈值；

[0021] 步骤4,先将初始权值和阈值输入输入信号 $P$ 和输出信号 $T$ 的数据矩阵,计算出遗传算法优化BP神经网络的误差,再更新遗传算法优化BP神经网络的权值和阈值；

[0022] 步骤5,先判断训练误差精度 $goal$ 是否 $\leq 0.0001$ ,若 $> 0.0001$ ,则返回步骤4,若 $\leq 0.0001$ ,则得到遗传算法优化BP神经网络的最优权值和阈值,再将训练样本数据输入遗传算法优化BP神经网络进行计算,若输出的结果为高电平,则为孤岛状态,若输出的结果为低电平,则为非孤岛状态。

[0023] 作为基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法的进一步改进：

[0024] 优选地,步骤1中的小波包为离散小波包,选用的母小波为Daubechies小波系列的db4小波。

[0025] 优选地,步骤3.1中的隐层节点数 $S1=8$ 、输出层的节点数 $S2=1$ 、训练函数为trainlm、节点传递函数为purelin和logsig。

[0026] 优选地,步骤3.1中的最大迭代次数 $G=200$ 、种群规模 $M=100$ 、随机生成 $M$ 个个体的初始种群 $W = [W1, W2, \dots, W_M]^T$ 。

[0027] 优选地,步骤3.2中的BP神经网络进化参数 $E=6$ 或 $E=4$ 。

[0028] 相对于现有技术的有益效果是：

[0029] 1、小波包分解不仅对信号的低频进行分解,对高频也同样进行分解,比小波变换更能有效的提取不同频段信号的变化情况。

[0030] 2、熵是对系统不确定性程度的描述,使用小波包对数能量熵来描述系统的紊乱程度,有效地改善了在孤岛和非孤岛状态下特征量的差异性。

[0031] 3、克服了BP神经网络作为一种局部搜索的优化方法而产生的训练速度慢,容易陷入局部极小值,从而导致模式识别失败的缺陷;利用遗传算法来优化BP神经网络的权值和阈值,使其具有了全局的搜索能力,有效地提高了神经网络的训练速度和孤岛非孤岛模式识别的性能。

## 附图说明

- [0032] 图1为本发明的一种基本流程图。
- [0033] 图2为本发明的一种仿真电路图。
- [0034] 图3为本发明中遗传算法优化BP网络权值阈值流程图。
- [0035] 图4为本发明在正常情况下的仿真波形。
- [0036] 图5为本发明在发生孤岛情况下的仿真波形。
- [0037] 图6为本发明在负载突变情况下的仿真波形。
- [0038] 图7为本发明在电压过零点突变情况下的仿真波形。
- [0039] 图8为本发明在电压不过零点突变情况下的仿真波形。
- [0040] 图9为本发明在本地负载短路情况下的仿真波形。
- [0041] 图10为本发明在电网电压中注入低次谐波情况下的仿真波形。
- [0042] 图11为本发明中特征向量在非孤岛和孤岛条件下的差值图。
- [0043] 图12为文献3的孤岛检测方法注入基波分量4%pu的3次谐波和1.5%pu的21次谐波情况下的仿真波形。
- [0044] 图13为本发明在加入基波分量4%pu的3次谐波和1.5%pu的21次谐波情况下的仿真波形。
- [0045] 图14为文献3的孤岛检测方法注入0.6%pu的33次谐波情况下的仿真波形。
- [0046] 图15为本发明在注入0.6%pu的33次谐波情况下的仿真波形。

### 具体实施方式

[0047] 下面以单相分布式并网发电系统为例,结合附图对本发明的优选方式作进一步详细的描述。

[0048] 本实施例使用的单相分布式并网发电系统孤岛检测的仿真图如图2所示,其中,本地负载1的参数为: $P=1500W$ 、 $Q_L=Q_C=1500W$ ,本地负载2的参数为: $P=100W$ 、 $Q_L=Q_C=100W$ 。 $U_1$ 为公共耦合点PCC点电压、 $U_2$ 为电网电压、 $i_1$ 为逆变器输出电流、 $i_2$ 为电网的电流、 $i_3$ 为本地负载的电流。并网逆变器采用电流控制,电流给定值为9.8A。

[0049] 参见图1、图2和图3,基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法的具体实现过程如下:

[0050] 步骤1,先实时采集分布式并网发电系统公共耦合点的电压信号 $u_{PCC}(t)$ ,式中的 $t$ 为时间。

[0051] 再采用小波包变换对电压信号 $u_{PCC}(t)$ 进行3层多分辨率分解,得到三尺度下8个频带内的小波包系数 $x_{3,j}(k)$ ,式中的 $j=0,1,\dots,7$ , $k=1,2,\dots,n$ ;其中,小波包为离散小波包,选用的母小波为Daubechies小波系列的db4小波。

[0052] 步骤2,先按照 $E_{3,j} = \sum_{k=1}^n \log|x_{3,j}(k)|^2$ 计算在一个电网电压周期内的三尺度下小波包对数能量熵 $E_{3,j}$ 。

[0053] 再对其进行归一化处理,得到规划化后的对数能量熵 $H_{3\lambda}(\lambda=0,1,\dots,7)$ 。

[0054] 之后,选取 $H_{30}-H_{35}$ 或 $H_{30}-H_{33}$ 作为遗传算法优化BP神经网络的输入信号 $P$ ,并将对应的孤岛和非孤岛状态作为输出信号 $T$ ,用于作为遗传算法优化BP神经网络的训练样本。

[0055] 步骤3,使用遗传算法对BP神经网络权值和阈值进行选择优化,具体为:

[0056] 步骤3.1,先确定BP神经网络的输入层R、隐层节点数S1、输出层的节点数S2、训练函数和节点传递函数,并设定训练误差精度 $goal \leq 0.0001$ ;其中,隐层节点数 $S1=8$ 、输出层的节点数 $S2=1$ 、训练函数为trainlm、节点传递函数为purelin和logsig。

[0057] 再确定最大迭代次数G、种群规模M、随机生成M个个体的初始种群W,采用实数编码对生成种群中的个体 $W_i$ 编码;其中,最大迭代次数 $G=200$ 、种群规模 $M=100$ 、随机生成M个个体的初始种群 $W=[W1, W2, \dots, W_M]^T$ 。

[0058] 然后将种群中个体 $W_i$ 的一个实数向量 $[w_1, w_2, \dots, w_s]$ 作为遗传算法的一个染色体,式中的 $S=R*S1+S1*S2+S1+S2$ 为遗传算法编码长度。

[0059] 步骤3.2,先确定个体的适应度函数,给定BP神经网络进化参数E,将得到的染色体对BP神经网络权值和阈值进行赋值,并以训练误差平方和作为初始种群W中个体 $W_i$ 的适应度;其中,BP神经网络进化参数 $E=6$ 或 $E=4$ 。

[0060] 再采用轮盘赌法选择算子,即基于适应度比例的选择策略对每一代种群中的染色体进行选择,选择概率 $p_i = f_i / \sum_{i=1}^M f_i, i=1, 2, \dots, M$ ,式中的 $f_i$ 为适应度值倒数、M为种群规模。

模。

[0061] 步骤3.3,先采用实数交叉法,按设定概率从种群中随机选择两个个体相互交换,第p个基因 $w_p$ 和第q个基因 $w_q$ 在r位的交叉操作分别为

$$[0062] \quad \begin{aligned} w_{pr} &= w_{pr}(1-b) + w_{qr}b \\ w_{qr} &= w_{qr}(1-b) + w_{pr}b \end{aligned} \quad \text{式中的} b \text{为} [0, 1] \text{间的随机数。}$$

[0063] 再选取第i个个体的第1个基因按照下式进行变异操作,

$$[0064] \quad w_{ii} = \begin{cases} w_{ii} + (w_{ii} - w_{max})f(g), r_1 \geq 0.5 \\ w_{ii} + (w_{min} - w_{ii})f(g), r_1 < 0.5 \end{cases} \quad \text{式中的} w_{max} \text{和} w_{min} \text{分别为基因} w_{i1} \\ f(g) = r_2(1 - g/G)$$

取值的上下界、 $r_1$ 为 $[0, 1]$ 间的随机数、 $r_2$ 为一个随机数、 $g$ 为当前迭代次数。

[0065] 步骤3.4,先重复步骤3.2~3.3,使初始确定的一组权值分布得到不断的进化,直至得到具有最大适应度的个体。

[0066] 再将具有最大适应度的个体分解为BP神经网络的连接权值和阈值,以作为遗传算法优化BP神经网络的初始权值和阈值。

[0067] 步骤4,先将初始权值和阈值输入输入信号P和输出信号T的数据矩阵,计算出遗传算法优化BP神经网络的误差。

[0068] 再更新遗传算法优化BP神经网络的权值和阈值。

[0069] 步骤5,先判断训练误差精度goal是否 $\leq 0.0001$ ,若 $>0.0001$ ,则返回步骤4,若 $\leq 0.0001$ ,则得到遗传算法优化BP神经网络的最优权值和阈值。

[0070] 再将训练样本数据输入遗传算法优化BP神经网络进行计算,若输出的结果为高电平,则为孤岛状态,若输出的结果为低电平,则为非孤岛状态。

[0071] 为了验证本发明的实际效果,利用图2所示的仿真电路进行正常、孤岛、负载发生突变、电压突变、本地负载短路、在电网电压中加入低次谐波等6种不同状态下的孤岛检测,检测结果详见图4~图10。



[0072] 1、正常工作状态

[0073] 如图4所示,开关S2、S3、S4一直不动作,电流电压信号保持不变。

[0074] 2、孤岛状态

[0075] 如图5所示,开关S3、S4一直不动作,开关S2在0.1秒断开,为孤岛状态。此时电网电流降为0安;经过一个电网周期0.02秒,逆变器的输出电流降为0,说明能准确的检测孤岛状态的发生。

[0076] 3、负载突变状态

[0077] 图6所示,开关S2、S4一直不动作,开关S3在0.1秒导通,将负载2接入到本地负载1中,电网电流和本地负载1电流在0.1秒变大,PCC点电压逆变器电流以及电网电压保持不变。

[0078] 4、电压突变状态,分为以下2种情况

[0079] (1) 电压过零点突变。如图7所示,开关S2、S3、S4一直不动作,电网电压在0.1秒突降为原来的50%,此状态为非孤岛状态,PCC点电压、电网电压、电网电流以及本地负载电流在0.1秒开始变化,逆变器的输出电流不变;

[0080] (2) 电压不过零点突变。如图8所示,开关S2、S3、S4一直不动作,电网电压在0.101秒突降为原来的50%;PCC点电压、电网电压、电网电流以及本地负载电流在0.1秒有明显变化,逆变器的输出电流不变。

[0081] 5、本地负载短路状态

[0082] 如图9所示,开关S2、S3一直不动作,S4在0.1秒闭合将本地负载短路,电网电流和本地负载电流有明显变化,由于该状态为非孤岛状态,所以逆变器电流保持不变。

[0083] 6、在电网电压中加入低次谐波状态

[0084] 如图10所示,在0.1秒加入基波分量4%pu的3次谐波和2%pu的5次谐波,电网电流和负载电流在0.1秒有明显的畸变,由于该状态为非孤岛状态,所以逆变器电流保持不变。

[0085] 为了说明本发明方法在提取特征向量时在非孤岛和孤岛条件下的差异性,还进行了本发明与文献3的比较。

[0086] 图11给出了文献3及本发明在逆变器的输出功率和本地负载功率完全匹配 $Q_f = 2.5$ 的最恶劣条件下,非孤岛和孤岛状态特征向量差值的大小。从图11可以看出,本发明提取特征量在非孤岛和孤岛条件下差值较大,有效地提高了在电网存在高次谐波干扰下模式识别的准确率。

[0087] 图12~图15给出了文献3及本发明在注入0.3S高次谐波状态下,两种方法得到的不同结果。包括以下2种状态:

[0088] 1、在0.1s电网电压中注入基波分量4%pu的3次谐波和1.5%pu的21次谐波

[0089] 图12给出文献3的检测结果。由该图可见,0.1秒时电网电流和负载电流有明显的畸变,经过0.04秒,逆变器电流渐变为0,误判为孤岛状态。图13给出本发明的检测结果,由该图13可见,0.1秒时电网电流和负载电流有明显的畸变,但PCC点电压、逆变器电流保持不变。

[0090] 2、在0.1s电网电压中注入基波分量0.6%pu的33次谐波

[0091] 图14给出文献3的检测结果。由该图可见,0.1秒时电网电流和负载电流有明显的畸变,经过0.04秒,逆变器电流渐变为0,误判为孤岛状态。图15给出本发明的检测结果,由

该图15可见,0.1秒时电网电流和负载电流有明显的畸变,但PCC点电压、逆变器电流保持不变。

[0092] 由此可见,在电网存在高次谐波时,本发明有效的提高了孤岛检测的准确率。

[0093] 显然,本领域的技术人员可以对本发明的基于小波包对数能量熵及遗传算法优化的孤岛检测方法进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围。这样,倘若对本发明的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围之内,则本发明也意图包含这些改动和变型在内。

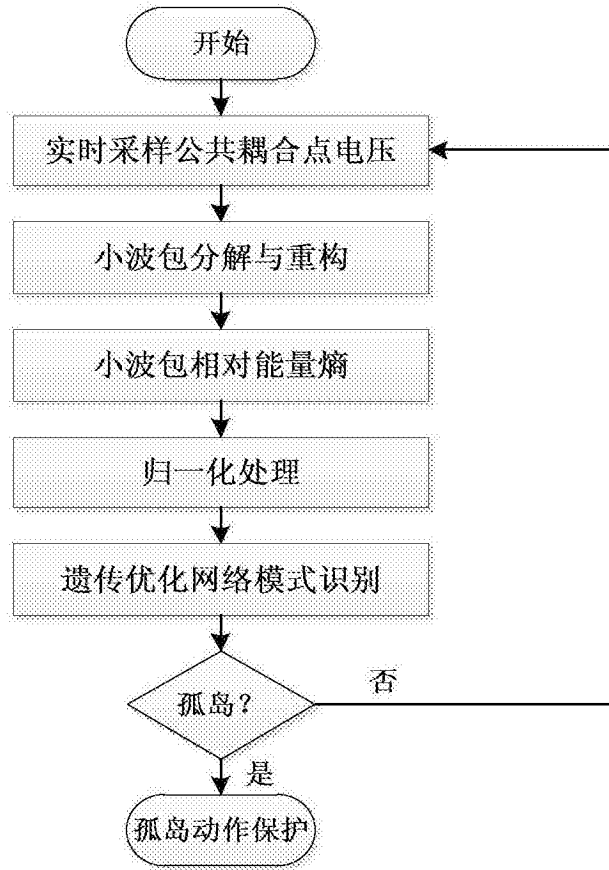


图1

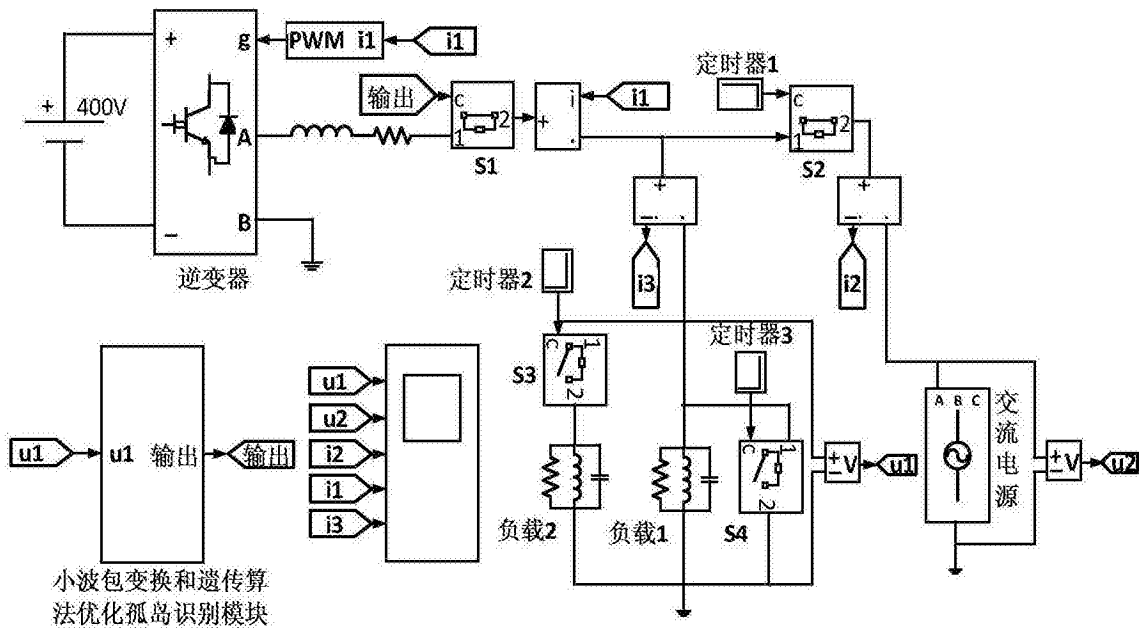


图2

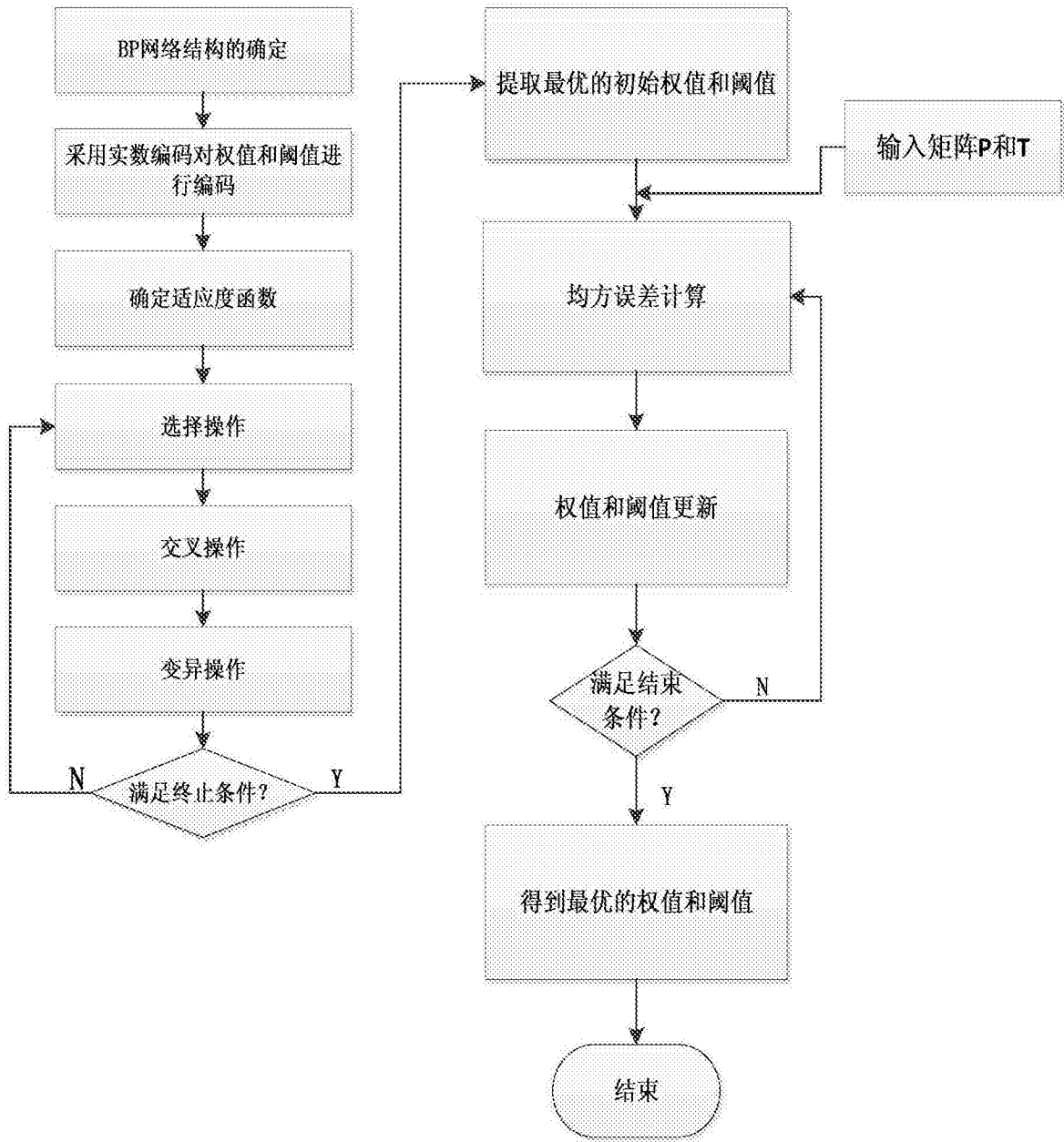


图3

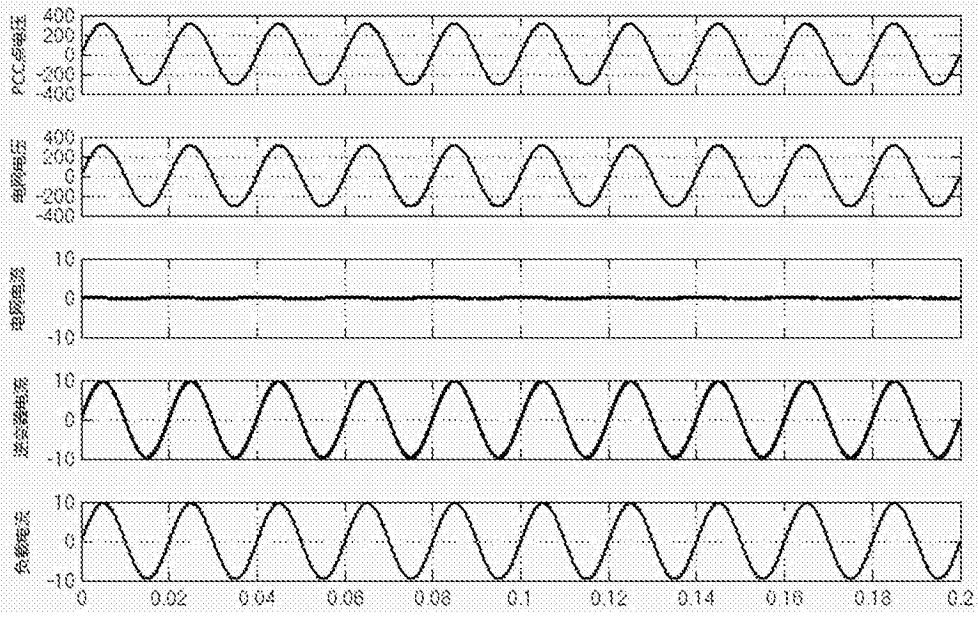


图4

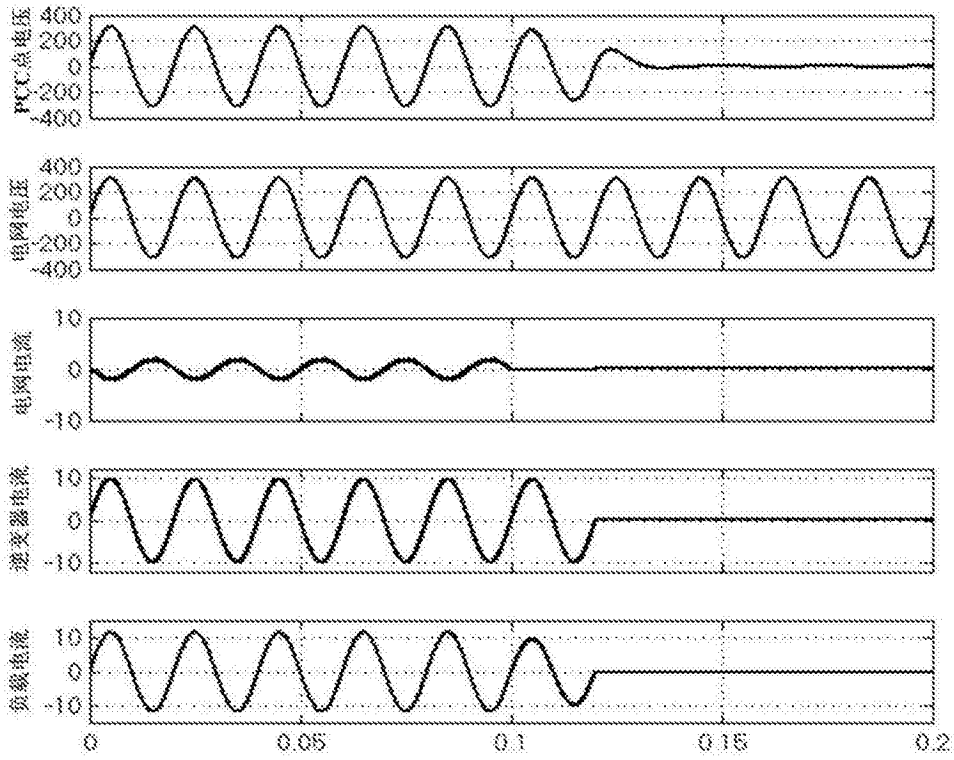


图5

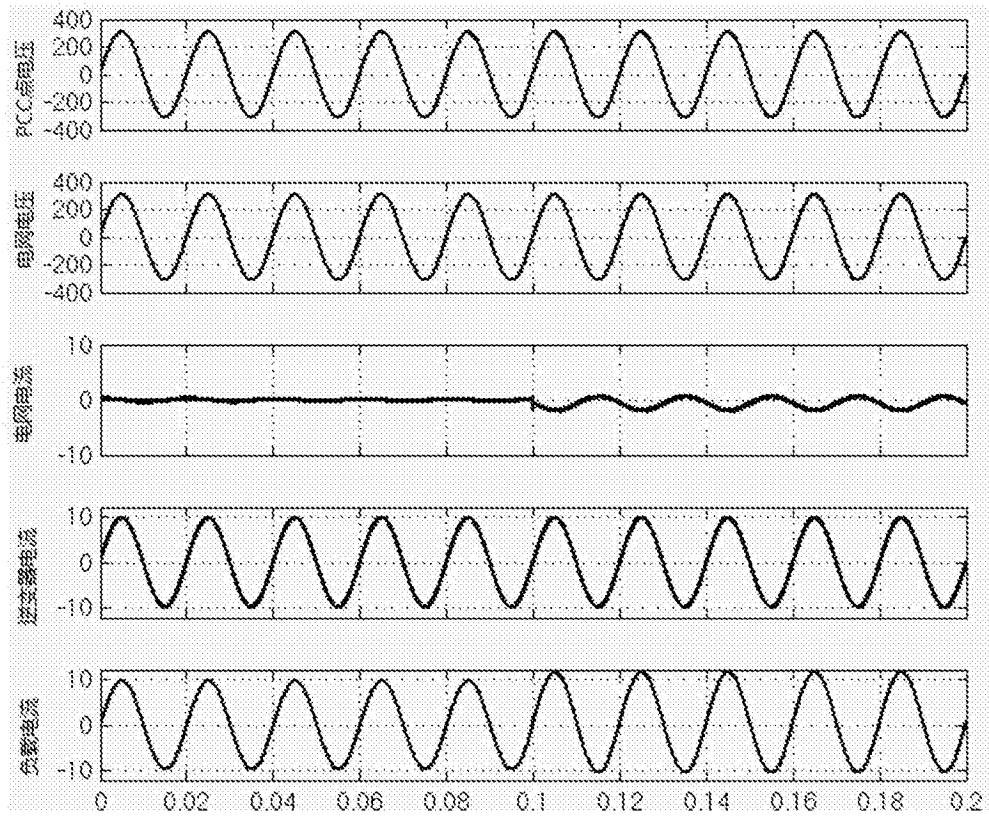


图6

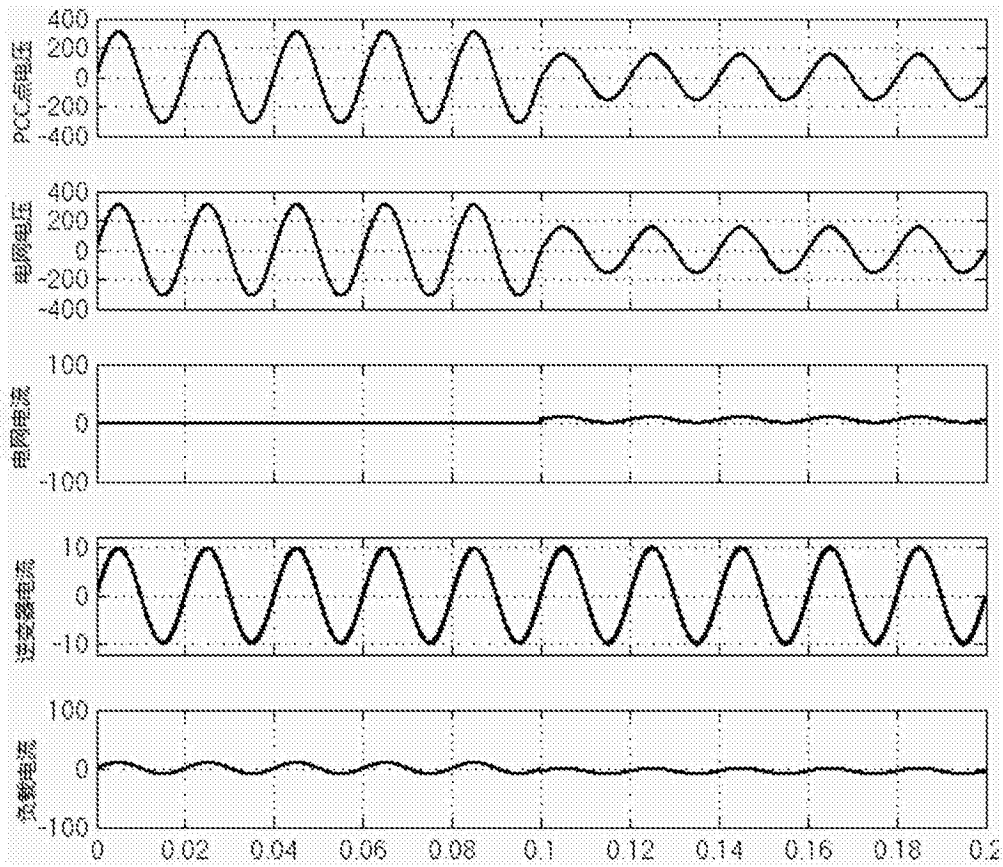


图7

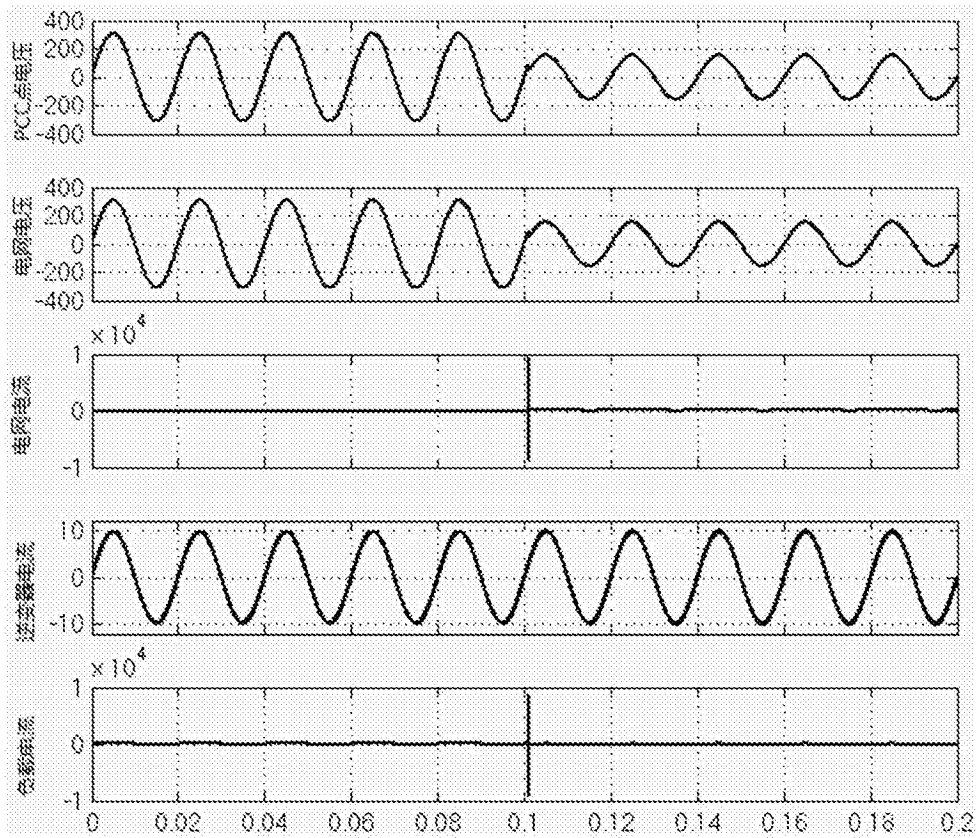


图8



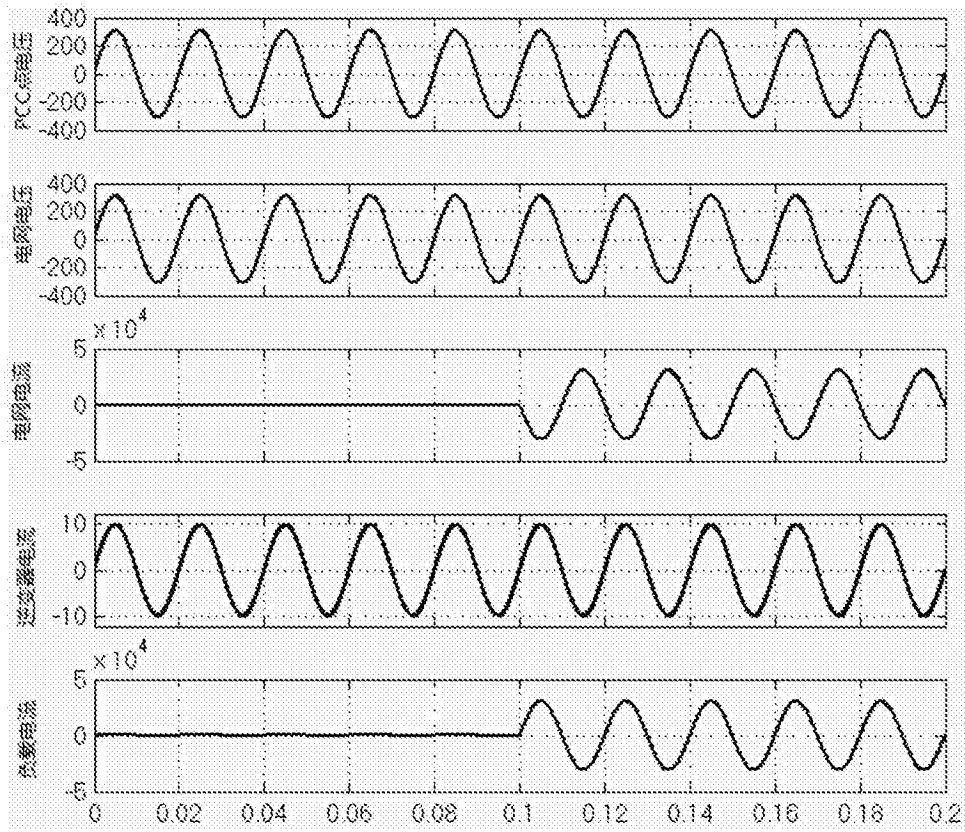


图9

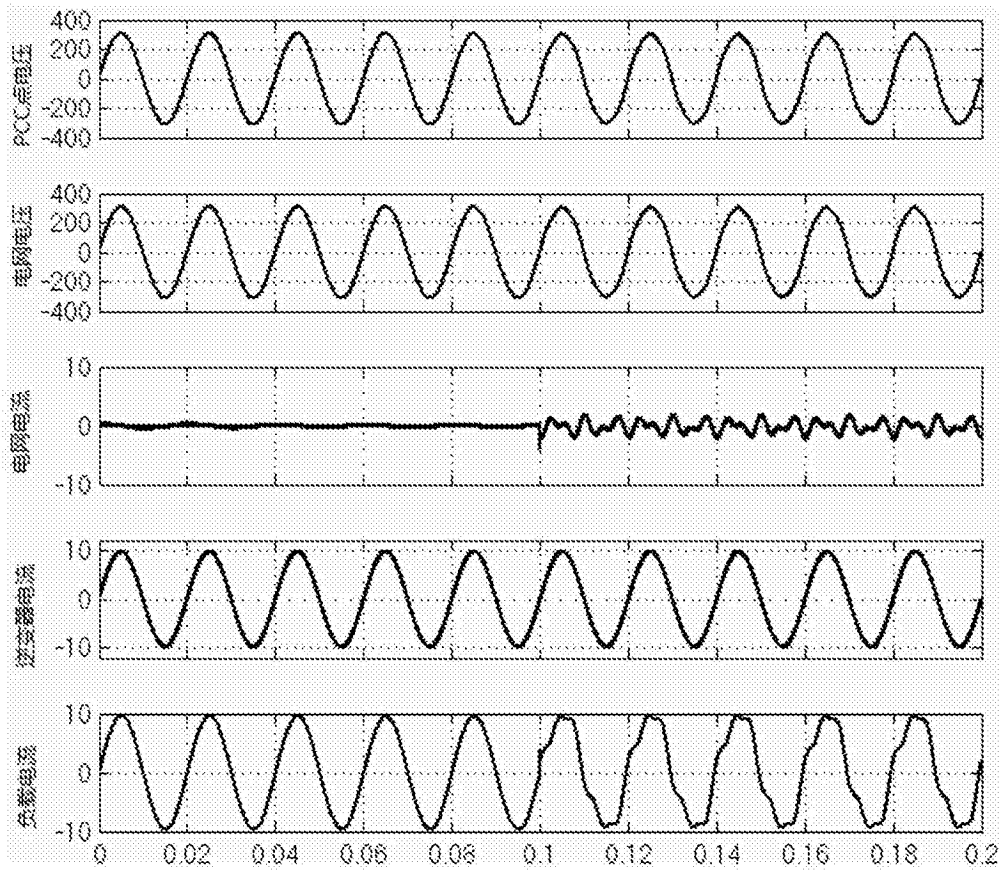


图10

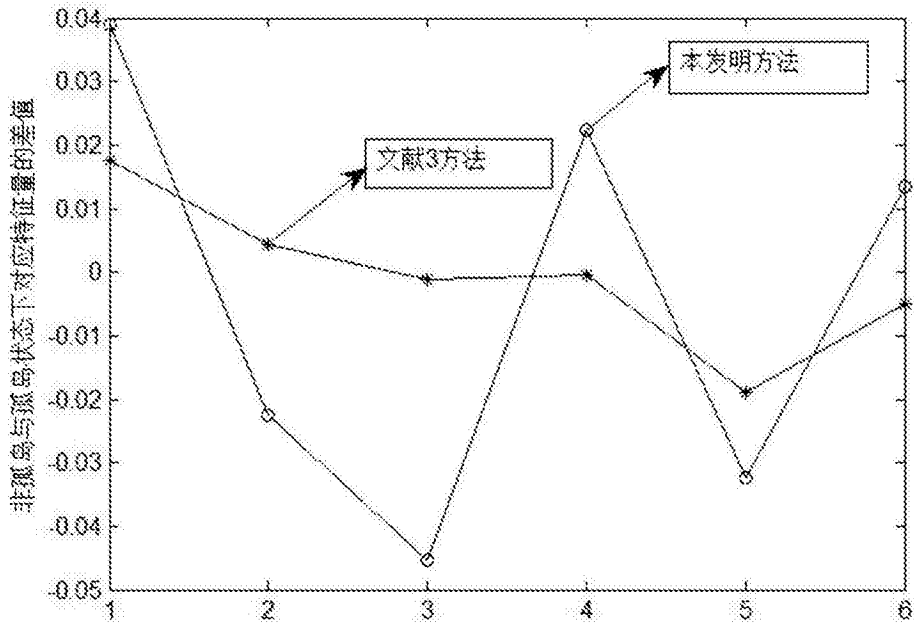


图11

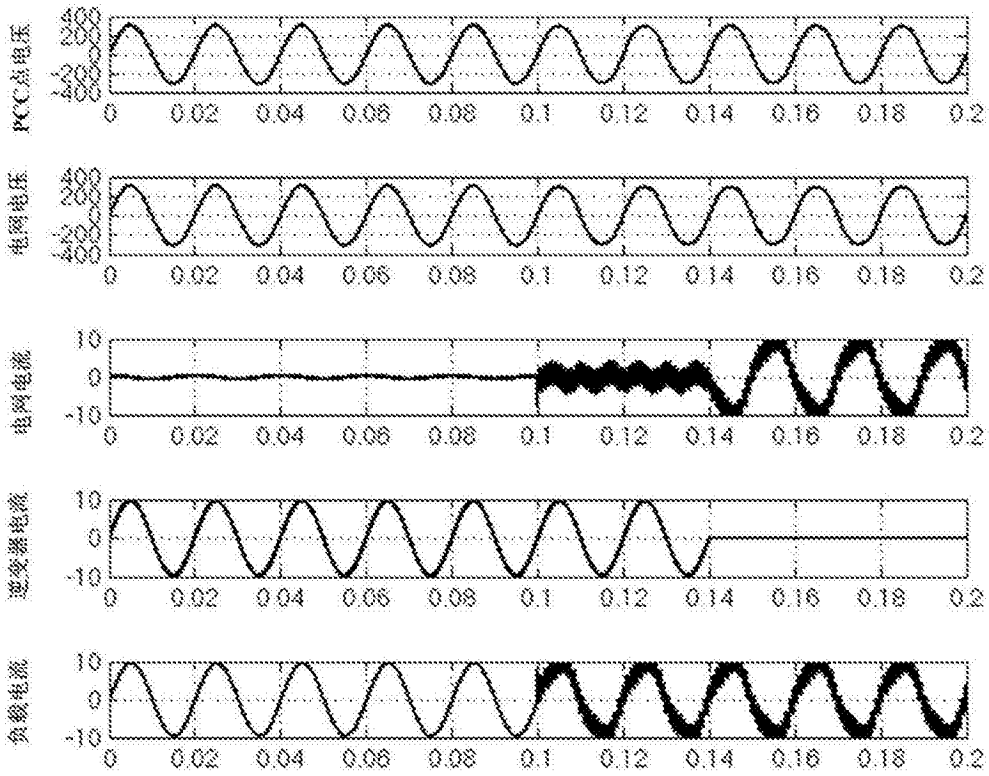


图12

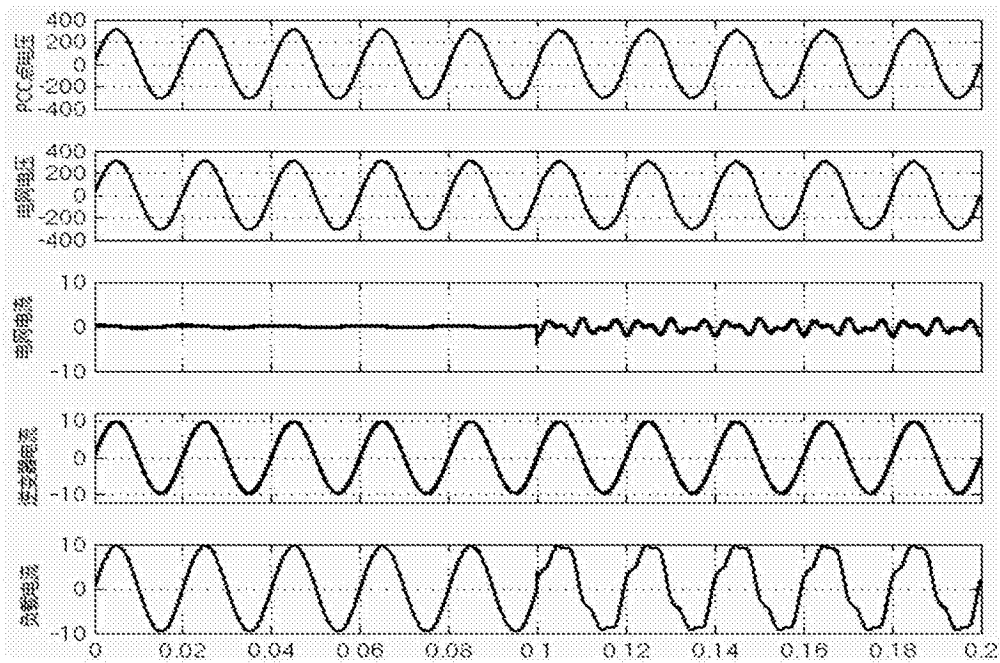


图13

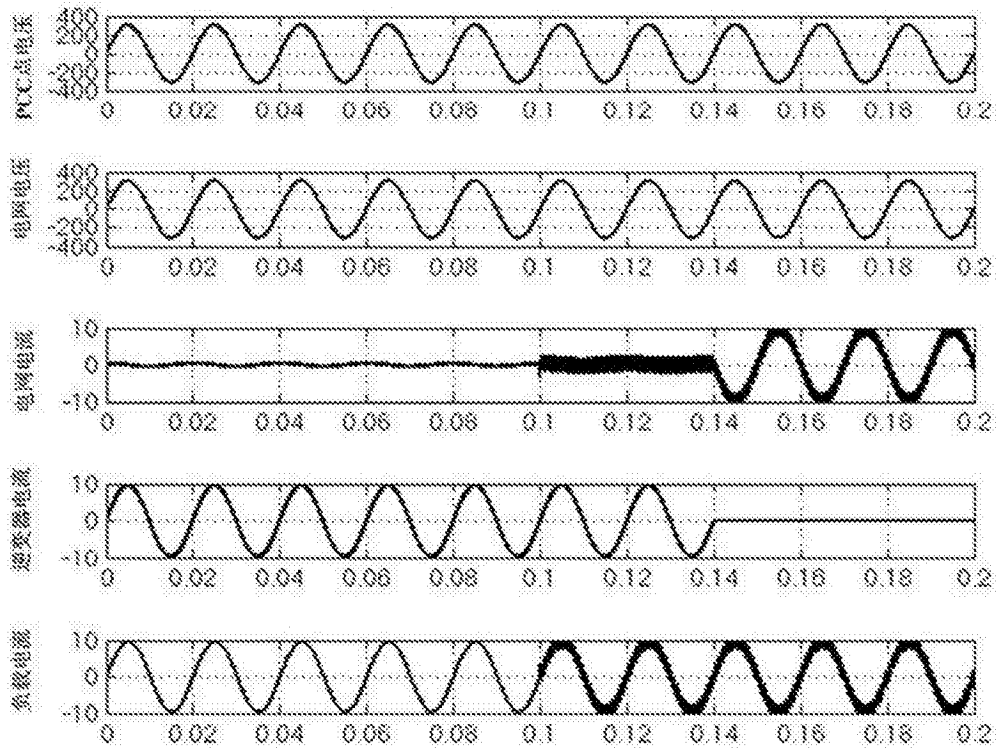


图14

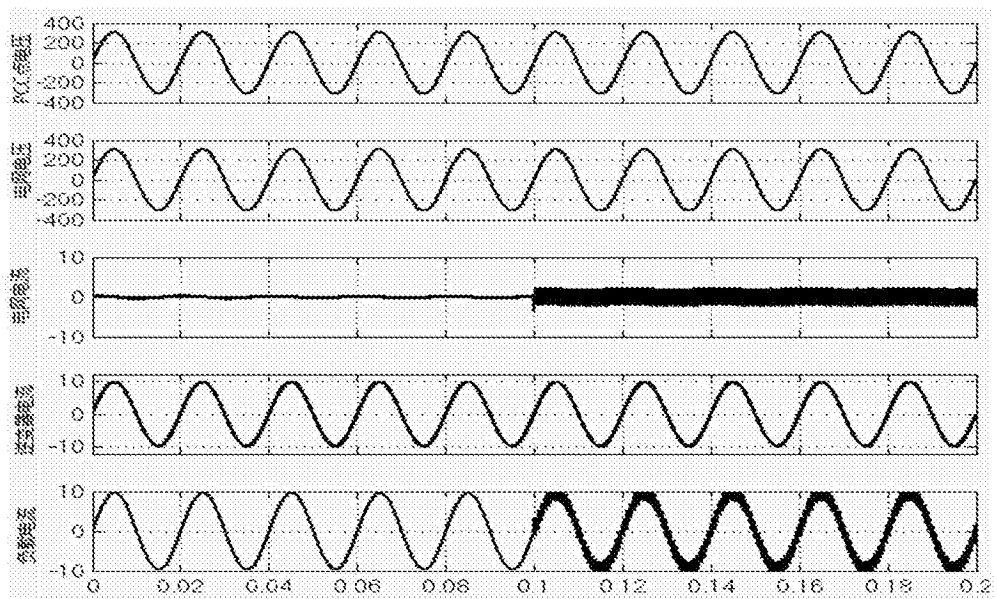


图15