



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105425118 B

(45)授权公告日 2018.09.04

(21)申请号 201510719178.6

(22)申请日 2015.10.29

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 105425118 A

(43)申请公布日 2016.03.23

(73)专利权人 山东建筑大学
地址 250100 山东省济南市历城区临港开
发区凤鸣路

(72)发明人 石嘉川 段培永 谭秋秋 张洁珏
崔冲 颜世甲

(74)专利代理机构 北京智信四方知识产权代理
有限公司 11519
代理人 宋海龙 赵科

(51)Int.Cl.
G01R 31/12(2006.01)

(56)对比文件

CN 102135555 A,2011.07.27,
CN 102288857 A,2011.12.21,
CN 102621377 A,2012.08.01,
CN 103336223 A,2013.10.02,
CN 101696986 A,2010.04.21,
段培永 等.基于HCMAC神经网络的故障电弧
检测方法.《低压电器》.2013,(第20期),

审查员 张小伟

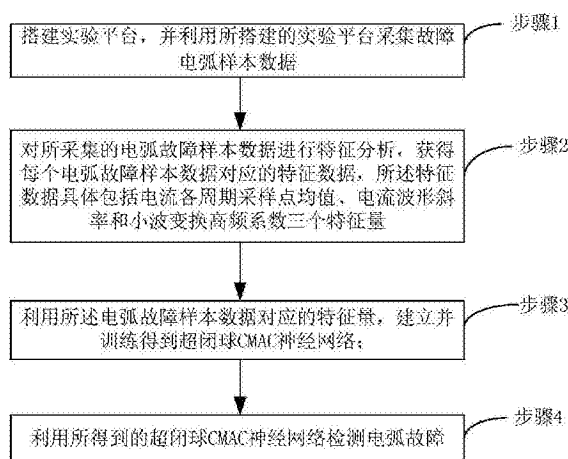
权利要求书3页 说明书6页 附图6页

(54)发明名称

一种多信息融合故障电弧检测方法及装置

(57)摘要

本发明公开了一种多信息融合故障电弧检测方法及装置,该故障电弧检测方法的基础是搭建故障电弧模拟试验平台,用于采集和分析不同负载时的正常工作状态和故障电弧状态时的电流波形数据,提取两者的特性差异。采用超闭球CMAC神经网络将三种能够明显区分正常工作状态和故障电弧状态的电流特征判据相融合,以达到准确检测故障电弧,减少或消除故障电弧危害的目的。该方法合理利用超闭球CMAC神经网络,设计了能有效检测故障电弧的方法,具有适用于多种负载电路的特点。



1. 一种多信息融合故障电弧检测方法,包括:

利用实验平台采集故障电弧样本数据;

对所采集的电弧故障样本数据进行特征分析,获得每个电弧故障样本数据对应的特征数据,所述特征数据具体包括电流各周期采样点均值、电流波形斜率和小波变换高频系数三个特征向量;

利用所述电弧故障样本数据对应的特征向量,建立并训练得到超闭球CMAC神经网络;

利用所得到的超闭球CMAC神经网络来检测电弧故障;

其中,所述利用所述电弧故障样本数据对应的特征向量,建立并训练得到超闭球CMAC神经网络具体包括:

步骤1、确定所述三个特征向量中的每一组输入数据对应的输出数据;

所述步骤1包括:

步骤1-1、采集线电流波形并对其进行处理,获得所述三个特征向量;

步骤1-2、确定每一组特征向量数据对应的电弧故障概率,建立三输入单输出的输入输出样本数据库,并对输入数据进行归一化处理:

$$x_i = \frac{Max - Min}{x_{maxi} - x_{mini}} (\bar{x}_i - \bar{x}_{maxi}) + Min,$$

其中, \bar{x} 表示输入数据, \bar{x}_{min} 、 \bar{x}_{max} 分别表示输入数据的最小值和最大值,Max和Min是样本数据归一化处理所设定的数据上限值和下限值;

步骤1-3、将样本数据分为两组:训练样本和检验样本,使用训练样本数据对超闭球CMAC神经网络离线训练,获得各节点的权系数,使用检验样本检验训练后的超闭球CMAC神经网络的学习精度和泛化能力;

步骤2、确定超闭球CMAC神经网络的三维有界输入空间,以及所述三维有界输入空间中每一维的量化级数QL和量化网格间隔,所述三维有界输入空间中的每一维包括最大值和最小值,分别对应所述三个特征向量之一的上下界;

步骤3、根据所确定的超闭球CMAC神经网络的每一维的量化级数QL和量化网格间隔对所述超闭球CMAC神经网络的输入空间画网格,确定网格交点为所述超闭球CMAC神经网络的节点;

步骤4、确定以所述超闭球CMAC神经网络的节点为球心的超闭球半径和超闭球的基函数参数,基函数参数越大泛化能力越好,精度越差,超闭球半径越小精度越好,泛化能力越差;

步骤5、根据所述输入数据训练样本训练所述超闭球CMAC神经网络,得到包含所述节点的超闭球CMAC神经网络的输出;

步骤6、计算所述输入数据训练样本对应的超闭球CMAC神经网络输出数据与检验样本超闭球CMAC神经网络的输出数据之间的误差;

步骤7、如果误差大于预定值,则修正所述超闭球CMAC神经网络节点的权系数向量,并重复步骤5和6,直至误差小于预定值。

2. 如权利要求1所述的方法,其中,所述步骤2中每一维的量化级数QL如下确定:

$$QL = (Max - Min) / \Delta$$

其中,Max、Min分别为所述量化级数QL对应的有界输入空间当前维的最大值和最小值,

Δ 为量化网格间隔。

3. 如权利要求1所述的方法,其中,所述步骤5中所述超闭球CMAC神经网络的输出如下表示:

$$\hat{y}_k = S_k^T B(x_k) q$$

其中, \hat{y}_k 为所述输入数据 x_k 对应的所述超闭球CMAC神经网络的输出; $B(x_k) = \text{diag}[b_1(x_k), b_2(x_k), \dots, b_L(x_k)]$ 是所述超闭球CMAC神经网络节点对应的超闭球的基函数矩阵, $q = [q_1, q_2, \dots, q_L]^T$ 是权系数向量, $S_k = [S_{k,1}]_{L \times 1}$ 是权系数选择向量,所述输入数据 x_k 对应神经网络节点的权系数选择向量取值为1,其他神经网络节点的权系数选择向量取值为0。

4. 如权利要求3所述的方法,其中,所述超闭球CMAC神经网络节点对应的超闭球的基函数矩阵中的基函数如下计算:

$$b_j(x_k) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|x_k - p_j\|^2}{\sigma^2}\right), & \|x_k - p_j\| \leq R_b \\ 0, & \|x_k - p_j\| > R_b \end{cases}$$

其中, $b_j(x_k)$ 为第 j 个超闭球的基函数, p_j 为第 j 个超闭球的球心, R_b 是超闭球半径, σ 为基函数参数。

5. 如权利要求3所述的方法,其中所述步骤7中如下方式修正所述超闭球CMAC神经网络节点的权系数向量:

$$\hat{q}_{k-1} = q_{k-1} + \Delta q_{k-1},$$

$$\Delta q_{k-1} = \frac{\alpha e_{k-1} B(x_{k-1}) S_{k-1}}{\beta + S_{k-1}^T B(x_{k-1}) B^T(x_{k-1}) S_{k-1}}$$

其中, \hat{q}_{k-1} 为修正后的权系数, q_{k-1} 为修正前的权系数, Δq_{k-1} 为相邻权值的差; α 、 β 是常数, e_{k-1} 为所述输入数据对应的输出数据与所述超闭球CMAC神经网络的输出之间的误差。

6. 一种多信息融合故障电弧检测装置,包括:

样本数据获取模块,利用实验平台采集故障电弧样本数据;

特征向量获取模块,对所采集的电弧故障样本数据进行特征分析,获得每个电弧故障样本数据对应的特征数据,所述特征数据具体包括电流各周期采样点均值、电流波形斜率和小波变换高频系数三个特征向量;

神经网络训练模块,利用所述电弧故障样本数据对应的特征向量,建立并训练得到超闭球CMAC神经网络;

电弧故障检测模块,利用所得到的超闭球CMAC神经网络来检测电弧故障;

其中,所述神经网络训练模块如下利用所述电弧故障样本数据对应的特征向量,建立并训练得到超闭球CMAC神经网络:

确定所述三个特征向量中的每一组输入数据对应的输出数据,具体为:

采集线电流波形并对其进行处理,获得所述三个特征向量;

确定每一组特征向量数据对应的电弧故障概率,建立三输入单输出的输入输出样本数据库,并对输入数据进行归一化处理:

$$x_i = \frac{Max - Min}{x_{maxi} - x_{mini}} (x_i - x_{maxi}) + Min,$$

其中, \bar{x} 表示输入数据, \bar{x}_{\min} 、 \bar{x}_{\max} 分别表示输入数据的最小值和最大值, Max和Min是样本数据归一化处理所设定的数据上限值和下限值;

将样本数据分为两组: 训练样本和检验样本, 使用训练样本数据对超闭球CMAC神经网络离线训练, 获得各节点的权系数, 使用检验样本检验训练后的超闭球CMAC神经网络的学习精度和泛化能力;

确定超闭球CMAC神经网络的三维有界输入空间, 以及所述三维有界输入空间中每一维的量化级数QL和量化网格间隔, 所述三维有界输入空间中的每一维包括最大值和最小值, 分别对应所述三个特征向量之一的上下界;

根据所确定的超闭球CMAC神经网络的每一维的量化级数QL和量化网格间隔对所述超闭球CMAC神经网络的输入空间画网格, 确定网格交点为所述超闭球CMAC神经网络的节点;

确定以所述超闭球CMAC神经网络的节点为球心的超闭球半径和超闭球的基函数参数, 基函数参数越大泛化能力越好, 精度越差, 超闭球半径越小精度越好, 泛化能力越差;

根据所述输入数据训练样本训练所述超闭球CMAC神经网络, 得到包含所述节点的超闭球CMAC神经网络的输出;

计算所述输入数据训练样本对应的超闭球CMAC神经网络输出数据与检验样本超闭球CMAC神经网络的输出数据之间的误差;

如果误差大于预定值, 则修正所述超闭球CMAC神经网络节点的权系数向量, 并重复前两个步骤, 直至误差小于预定值。

7. 如权利要求6所述的装置, 其中, 所述每一维的量化级数QL如下确定:

$$QL = (\text{Max} - \text{Min}) / \Delta$$

其中, Max、Min分别为所述量化级数QL对应的有界输入空间当前维的最大值和最小值, Δ 为量化网格间隔。

8. 如权利要求6所述的装置, 其中, 所述超闭球CMAC神经网络的输出如下表示:

$$\hat{y}_k = S_k^T B(x_k) q$$

其中, \hat{y}_k 为所述输入数据 x_k 对应的所述超闭球CMAC神经网络的输出; $B(x_k) = \text{diag}[b_1(x_k), b_2(x_k), \dots, b_L(x_k)]$ 是所述超闭球CMAC神经网络节点对应的超闭球的基函数矩阵, $q = [q_1, q_2, \dots, q_L]^T$ 是权系数向量, $S_k = [S_{k,1}]_{L \times 1}$ 是权系数选择向量, 所述输入数据 x_k 对应神经网络节点的权系数选择向量取值为1, 其他神经网络节点的权系数选择向量取值为0。

一种多信息融合故障电弧检测方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及一种多信息融合故障电弧检测方法及装置,通过搭建的电弧故障模拟实验平台采集大量实验数据,借助MATLAB软件平台详细分析了不同负载下的电流波形特征,利用小波变换Mallat算法快速分解故障电弧电流波形,提取第一层小波变换高频系数作为三大判据之一,最后通过Hyperbal CMAC神经网络融合多种特征判据。

背景技术

[0002] 随着社会的发展,人们对居住、办公以及公共环境的安全性要求越来越高,而频频发生的电气火灾事故给人们的生命和财产安全带来了极大的安全隐患。由于电路短路、线路老化、接触不良、电器产品故障等原因产生的故障电弧而引发的电气火灾事故在电气火灾事故中占有很大的比例。在建筑物低压配电系统中,一方面,由于阻抗的限制,当故障电弧发生时,产生的故障电流小,不足以使过流保护装置动作,故障电弧持续发生,频繁的打火和拉弧,可直接引燃电气线路或设备邻近的可燃物,是特别危险的引火源,其起火危险性远大于金属性短路;另一方面,电路中存在于故障电弧波形特征相似的负载,这使得故障电弧的检测误判率较高。

[0003] 传统的基于弧光、弧声、温度的故障电弧检测方法中故障电弧在线路中发生的位置具有随机性,这一特点的限制使得基于以上物理现象的检测方法不适合配电线路中故障电弧的检测。现有的故障电弧的检测可以通过故障电弧的电流波形特征对故障电弧进行辨识,且单一的电流特征判据来判断故障电弧不够准确,一般仅能够区分电流故障状态和额定运行状态。实际上,开关闭合和某些电器启动时的电流波形也存在故障电弧发生时的部分特征,以上方法难以对故障电弧做出快速而准确的判断。

发明内容

[0004] 有鉴于此,本发明公开了一种多信息融合故障电弧检测方法及装置,用于改进现有技术中采用电流特征判据来辨识故障电弧的方式,是对其的继承和发展。

[0005] 根据本发明一方面,提供了一种多信息融合故障电弧检测方法,包括:

[0006] 利用实验平台采集故障电弧样本数据;

[0007] 对所采集的电弧故障样本数据进行特征分析,获得每个电弧故障样本数据对应的特征数据,所述特征数据具体包括电流各周期采样点均值、电流波形斜率和小波变换高频系数三个特征向量;

[0008] 利用所述电弧故障样本数据对应的特征向量,建立并训练得到超闭球CMAC神经网络;

[0009] 利用所得到的超闭球CMAC神经网络来检测电弧故障。

[0010] 根据本发明另一方面,提供了一种多信息融合故障电弧检测装置,包括:

[0011] 样本数据获取模块,利用实验平台采集故障电弧样本数据;

[0012] 特征向量获取模块,对所采集的电弧故障样本数据进行特征分析,获得每个电弧

故障样本数据对应的特征数据,所述特征数据具体包括电流各周期采样点均值、电流波形斜率和小波变换高频系数三个特征向量;

[0013] 神经网络训练模块,利用所述电弧故障样本数据对应的特征向量,建立并训练得到超闭球CMAC神经网络;

[0014] 电弧故障检测模块,利用所得到的超闭球CMAC神经网络来检测电弧故障。

[0015] 本发明通过故障电弧模拟实验装置采集大量的故障电弧试验数据,借助MATLAB软件平台分析大量数据得出能有效辨识故障电弧的三种判据,这三种特征判据分别是电流各周期采样点均值、电流波形斜率和小波变换高频系数。对三种判据结果作相应的处理后融合,可以起到优势互补的效果。采用超闭球CMAC神经网络来达到综合分析故障电弧特征,准确区分干扰负载,提高判断电弧故障准确度的目的。

附图说明

[0016] 图1是本发明中故障电弧检测方法的流程示意图;

[0017] 图2是本发明中故障电弧模拟试验平台的系统框图;

[0018] 图3是本发明中电弧发生装置的实物示意图;

[0019] 图4是三种典型负载情况下第一层小波变换高频系数示意图:图4(a)电热壶正常工作时电流波形分析,图4(b)阻性负载启动时电流波形分析,图4(c)计算机正常工作时电流波形分析;

[0020] 图5是本发明中超闭球CMAC神经网络的结构示意图;

[0021] 图6是本发明中超闭球CMAC神经网络模型的结构示意图;

[0022] 图7(a)~(c)是本发明中HCMAC模型学习结果;

[0023] 图8是本发明中HCMAC输出与学习数据比较示意图;

[0024] 图9是本发明中HCMAC学习误差示意图;

[0025] 图10是本发明中HCMAC泛化能力和HCMAC输出比较示意图;

[0026] 图11是本发明中HCMAC泛化误差示意图。

具体实施方式

[0027] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,以下结合具体实施例,并参照附图,对本发明作进一步的详细说明。

[0028] 本发明公开了一种多信息融合故障电弧检测方法,如图1所示,该方法包括:

[0029] 步骤1:搭建试验平台,并利用所搭建的实验平台采集故障电弧样本数据;

[0030] 本发明参照UL1699标准搭建了电弧故障实验平台。图1是实验平台结构框图,整个实验平台包括:实验电源、开关、电弧发生器、负载插座、互感器和数据采集装置。电弧发生器是故障电弧模拟试验平台最重要的部分,本发明中的电弧发生器依照UL1699标准自制。实物如图2所示,电弧发生器由固定部分和旋转部分组成:固定部分是两个长约15CM,宽约1CM的弹性导电金属片,金属片一端固定,并有接线柱,另一端同时与旋转部件上固定的导电体接触;旋转部分由一个调压调速直流电机驱动一个绝缘圆盘,圆盘上等间距的固定着若干导电柱。

[0031] 进行电弧故障实验时,接通直流电动机电源,旋转圆盘上的导电柱依次与固定部

件上的金属片接触,分离,产生电弧。调节直流电动机的转速,可调整电弧的发生频率。

[0032] 数据采集装置将电流互感器输出的电流信号转换成数字信号,上传到PC机,供分析研究。为实现对故障电弧电流波形的准确捕捉,本数据采集装置采用24位的高速A/D转换芯片,转换频率可达4kHz,转换结果通过串口直接上传给PC机。在PC机上经过编程,能对上传的电流信号以电流波形的形式实时显示,并同步保存为数据文件,以便作进一步处理和分析。

[0033] 步骤2:对所采集的电弧故障样本数据进行特征分析,获得每个电弧故障样本数据对应的特征数据,所述特征数据具体包括电流各周期采样点均值、电流波形斜率和小波变换高频系数三个特征向量;

[0034] 通过MATLAB提供的强大数据统计分析功能,包括求解最大最小值、求和、乘积、差分与积分等,从这些特征着手,分析故障电弧特征,提取出表征故障电弧的特征量。将电流各周期采样点均值、电流波形斜率和小波变换高频系数三个特征量作为三个判据。

[0035] 判据一:即电流各周期采样点均值。一般负载在正常工作时,电流波形的正负半周都存在对称性,各周期电流平均值为零。同时这种特性也是表征负载正常工作的重要依据。例如,分别从正常负荷、负荷改变以及故障电弧的电流波形中各截取10个完整的周期。电流采样频率为4KHz,则每个周期为80个采样点,每种波形共计800个采样值,计算每个周期电流采样点的均值。计算公式如下:

$$[0036] \quad average = \frac{1}{80} \sum_{k=1}^{80} i_k \quad (1)$$

[0037] 式中 i_k 是第 k 个采样点电流采集的瞬时值。

[0038] 判据二:即电流波形斜率。当电路中有电弧故障发生时,其电流波形“平肩部”前后电流的变化速率一般比正常负载下大,因此可将电流波形变化率作为电弧故障的判断依据。电流波形变化率计算公式如下:

$$[0039] \quad d = i_k - i_{k-1} \quad (2)$$

[0040] 式中 d 是电流波形的斜率, i_k 是第 k 个采样点电流的瞬时值。

[0041] 判据三:即小波变换高频系数。

[0042] 利用小波变换Mallat算法对故障电弧进行快速分解,本发明通过对比选用第一层小波变换高频系数作为电弧故障检测的依据。

[0043] 下面分别对电热壶正常工作、阻性负载启动和计算机电源正常工作这三种情况下的电流波形求小波变换第一层小波变换高频系数,结果如图4所示,阻性负载启动和正常工作时其电流小波变换高频系数并没有大的幅值变化,或者仅在负载启动点发生一次幅值变化,从而可以有效检测电路中的电弧故障。但当电路中存在如计算机负载时,其小波变换高频系数特征与故障电弧十分相似。

[0044] 步骤3:利用所述电弧故障样本数据对应的特征量,建立并训练得到超闭球CMAC神经网络;

[0045] 超闭球CMAC(Hyperbal CMAC简称HCMAC)神经网络提出的输入空间超闭球量化方法可以简化信息记忆和恢复过程,减少计算量,并且便于分析泛化能力和学习精度。HCMAC学习算法如下:

[0046] 设 \bar{U} 是 m 维有界输入空间,对任意可能的输入 \bar{x} ,其中

$\bar{x} \in \bar{U} = \bar{A}_1 \times \bar{A}_2 \times \cdots \times \bar{A}_m$, $\bar{A}_i = [\bar{x}_{\min i}, \bar{x}_{\max i}]$, $i = 1, 2, \dots, m$ 为输入空间维数, \bar{x}_{\min} 、 \bar{x}_{\max} 是试验装置采集到的数据的最小值和最大值, 本发明中以 $m = 3, i = 1, 2, 3$ 即输入空间为三维为例。有 n 维有界输出空间 $\bar{Y}, \bar{Y} = \bar{B}_1 \times \bar{B}_2 \times \cdots \times \bar{B}_n$, $\bar{B}_j = [\bar{B}_{\min j}, \bar{B}_{\max j}]$, $j = 1, 2, \dots, n$ 为输出空间维数, 本发明中以 $n = 1, i = 1$ 即输出空间为一维为例。

[0047] 为了便于基函数参数 σ 的选取及所设计的CMAC神经网络不依赖于输入空间数据 \bar{x} , 将 \bar{x} 进行归一化处理, 归一化处理公式如下:

$$[0048] \quad x_i = \frac{Max - Min}{x_{\max i} - x_{\min i}} (x_i - x_{\max i}) + Min \quad (3)$$

[0049] 对有界输入空间 \bar{U} 的每一维的量化级数为 QL , 间隔为 Δ , 则:

$$[0050] \quad QL = (Max - Min) / \Delta \quad (4)$$

[0051] 其中, 间隔 Δ 为量化网格的间隔, 依经验可选取为 20, Max 和 Min 是样本数据归一化处理所设定的数据上限值和下限值, 可分别选取为 1 和 0。

[0052] 根据量化级数和间隔大小对输入空间画网格, 网格交点即是神经网络的节点。对量化网格交点编号记为 p_j ($j = 1, 2, \dots, L$), 第一个网格交点编号为 p_1 , 第二个网格交点为 p_2 , 以此类推。量化网格交点也是神经网络的节点, L 的值即是网格交点的总数目。对应交点的权值记为 q_k ($k = 1, 2, \dots, L$), q_k 的初始值为 0, 采用改进的 C-L 算法学习节点相邻权值的差, $q_k = q_{k-1} + \Delta q_{k-1}$, $q_0 = 0$ 。U 是输入空间, 以神经网络节点 p_j 为中心定义超闭球:

$$[0053] \quad C_j = \{x \mid \|x - p_j\| \leq R_b, x \in U\} \quad (5)$$

[0054] 式中: R_b 是超闭球半径, $j = 1, 2, \dots, L$, 在输入空间 U 上均匀分布着 L 个超闭球 C_j , x 为输入数据, $\|x - p_j\|$ 表示输入数据 x 到超闭球 C_j 中心 p_j ($j = 1, 2, \dots, L$) 的距离。

[0055] 选用超闭球 C_j 的基函数为正态分布函数:

$$[0056] \quad b_j(x_k) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|x_k - p_j\|^2}{\sigma^2}\right), & \|x_k - p_j\| \leq R_b \\ 0, & \|x_k - p_j\| > R_b \end{cases} \quad (6)$$

[0057] x_k 为任意一个输入数据, p_j 为超闭球中心, 公式 (6) 的含义是: 当输入数据在超闭球以内, 给出了如上的基函数计算公式; 当输入数据在超闭球以外时, 基函数定义为 0。

[0058] HCMAC 的输出如下式, 是以激活节点为球心的超闭球内的基函数的线性组合:

$$[0059] \quad \hat{y}_k = S_k^T B(x_k) q \quad (7)$$

[0060] 式中: $B(x_k) = \text{diag}[b_1(x_k), b_2(x_k), \dots, b_L(x_k)]$ 是基函数矩阵, 基函数矩阵采用高斯正态分布函数矩阵, $q = [q_1, q_2, \dots, q_L]^T$ 是权系数向量, $S_k = [S_{k,1}]_{L \times 1}$ 是权系数选择向量, 在超闭球以内被选中的节点对应的权系数选择向量取值为 1, 在超闭球内被选中的节点即为激活节点; 在超闭球以外没有被选中的节点对应的权系数选择向量取值为 0, 没有被选中的节点即为未激活节点。HCMAC 神经网络结果如图 5 所示。

[0061] HCMAC 神经网络权值学习算法如下式, 采用的是改进的 C-L 算法:

$$[0062] \quad \hat{q}_k = q_{k-1} + \Delta q_{k-1}, \quad \Delta q_{k-1} = \frac{\alpha e_{k-1} B(x_{k-1}) S_{k-1}}{\beta + S_{k-1}^T B(x_{k-1}) B^T(x_{k-1}) S_{k-1}} \quad (8)$$

[0063] 此处, q_{k-1} 代表当前未修正的权系数的值, q_k 代表从当前开始修正一次后的权系数

的值,

[0064] 其中: \hat{q}_k 为修正后的权系数, q_{k-1} 为修正前的权系数, Δq_{k-1} 为相邻权值的差; α 、 β 是常数, 当 $0 < \alpha < 2$, $\beta > 0$ 时, 算法收敛; $e_{k-1} = y_{k-1} - \hat{y}_{k-1}$ 为学习前输出的估计误差。

[0065] 选取各周期采样均值 I、半周期电流变化率最大值 D 和半周期小波高频系数绝对值的均值 M 作为电弧故障的判据。令 I、D、M 组成一个三维输入向量, 故障电弧概率作为输出, 建立一个三输入单输出的 HCMAC 神经网络模型, 如图 6 所示。参照美国 NEC 的规定, 当系统在 0.5s 内检测到的电弧半波数量大于 8 时, 故障电弧概率为 1。

[0066] HCMAC 神经网络训练步骤如下:

[0067] (1) 为训练 HCMAC 神经网络收集样本数据。通过对采集的线电流波形的处理, 获得相应的 I、D 和 M 值, 结合大量实验结果和专家经验, 确定每一组数据对应的电弧故障概率, 建立三输入单输出的输入输出样本数据库, 并将样本数据分为两组: 训练样本和检验样本。按照 HCMAC 学习算法, 使用训练样本数据对 HCMAC 神经网络离线训练, 获得各节点的权系数; 使用检验样本检验训练后的 HCMAC 神经网络的学习精度和泛化能力;

[0068] (2) 确定 HCMAC 神经网络的输入空间、量化级数 QL 和权系数初值; 输入空间为对通过实验采集到的数据处理后的 I、D、M 数据组成一个三维输入向量, 再由公式 (4) 即可得到量化级数 QL。

[0069] (3) 根据多次实验经验, 比较泛化能力和精度适当选取基函数的参数 σ 和超闭球半径 R_b , 从而确定了以神经网络节点为中心的超闭球; σ 越大泛化能力越好, 精度越差; R_b 越小精度越好, 泛化能力越差。

[0070] (4) 根据训练样本数据, 根据公式 5 找出包含该点的超闭球;

[0071] (5) 根据公式 7 计算出 HCMAC 神经网络的输出估计值 \hat{y}_i , 与作为目标数据的检验样本数据相比较, 计算误差 $e_i = y_i - \hat{y}_i$ (y_i 是检验样本中的输出数据, 同时也是训练样本期望值), 根据公式 8 采用 C-L 算法学习相邻权值的差 Δq_k ($k=1, 2, \dots, L$), 修正网络权系数;

[0072] (6) 重复步骤 (4)、(5), 直到误差小于 5% 的要求结束训练。

[0073] 步骤 4: 利用所得到的超闭球 CMAC 神经网络检测电弧故障。

[0074] 图 7 是选择依据 441 个学习样本数据对 HCMAC 神经网络训练的结果。

[0075] 图 8 是 HCMAC 神经网络输出结果与 100 个检验样本数据的比较; 图 9 是 HCMAC 学习误差分析; 图 10 是用 100 个检验样本数据检验 HCMAC 神经网络的泛化能力; 图 11 是 HCMAC 神经网络的泛化误差分析。

[0076] 由以上仿真结果可以看出, HCMAC 神经网络学习精度较高, 误差仅在 3% 以内, 能满足电弧故障检测的精度要求, 而且泛化误差小于 4%, 说明 HCMAC 神经网络具有较高的可靠性。因此, 使用 HCMAC 能综合分析故障电弧特征, 达到准确区分干扰负载, 提高判断电弧故障准确度的目的。

[0077] 本发明的有益效果

[0078] 1、利用超闭球 CMAC 神经网络能够准确辨识故障电弧, 区分干扰负载;

[0079] 2、三种电流特征判据信息融合, 弥补单一判据对故障电弧辨识的缺陷;

[0080] 3、该故障电弧检测方法适用于多种负载电路。

[0081] 本发明的故障电弧检测方法在通过故障电弧模拟试验平台获取大量试验数据的

基础上,借助MATLAB软件平台计算电流波形各周期采样点均值、电流波形斜率分别作为判据一和判据二;利用小波变换Mallat算法分解故障电弧提取第一层小波变换高频系数作为判据三。采用超闭球CMAC神经网络将三种能明显辨识故障电弧的三种特征判据处理后相融合,以准确区分干扰负载,能够准确判断故障电弧。

[0082] 以上所述的具体实施例,对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明,应理解的是,以上所述仅为本发明的具体实施例而已,并不用于限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

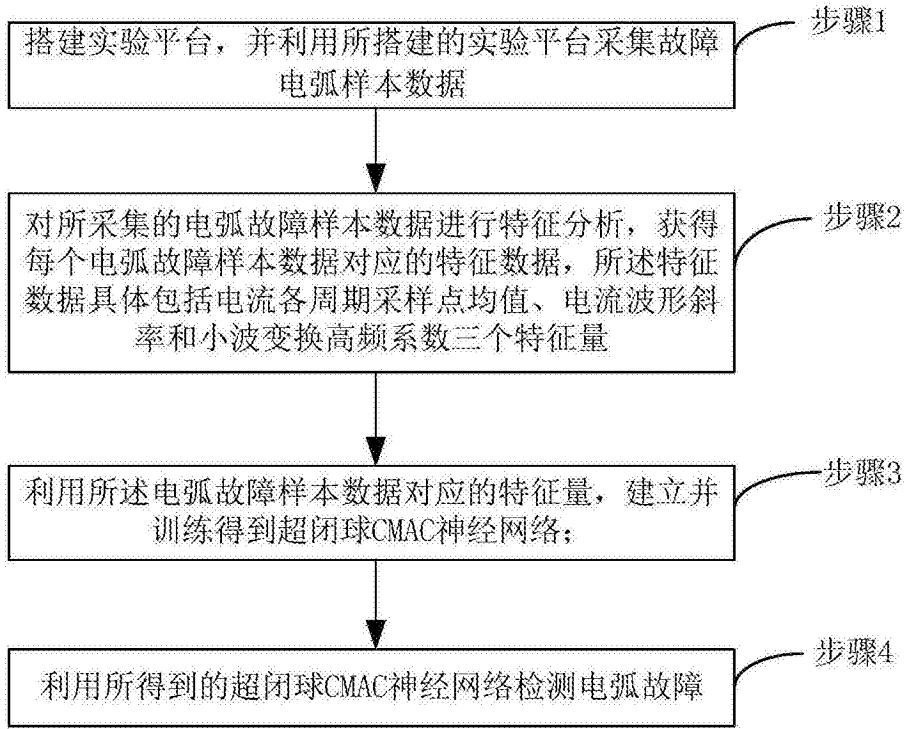


图1

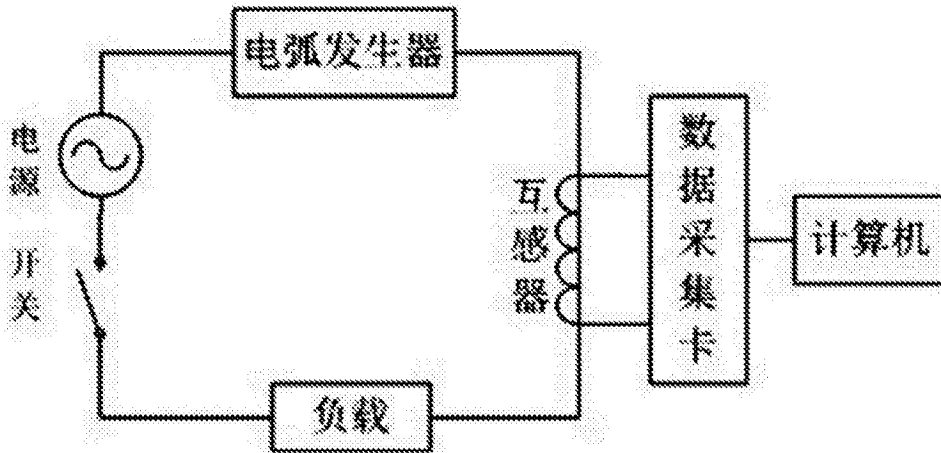


图2

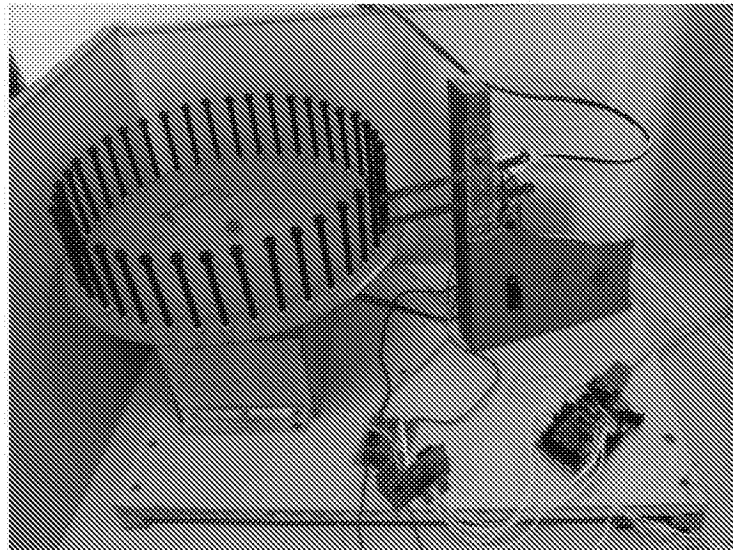


图3

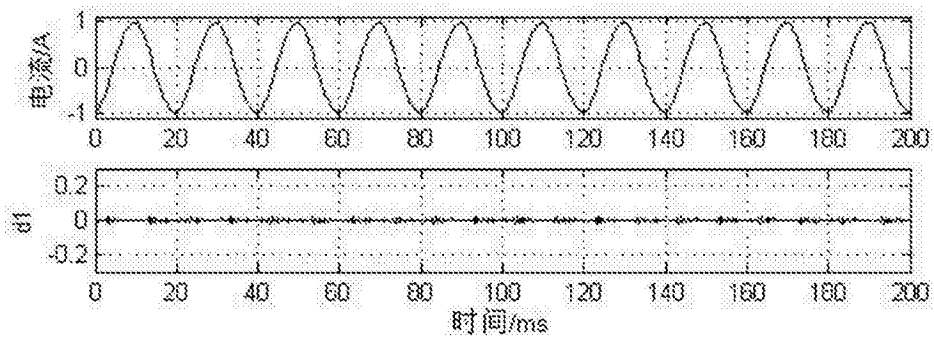


图4 (a)

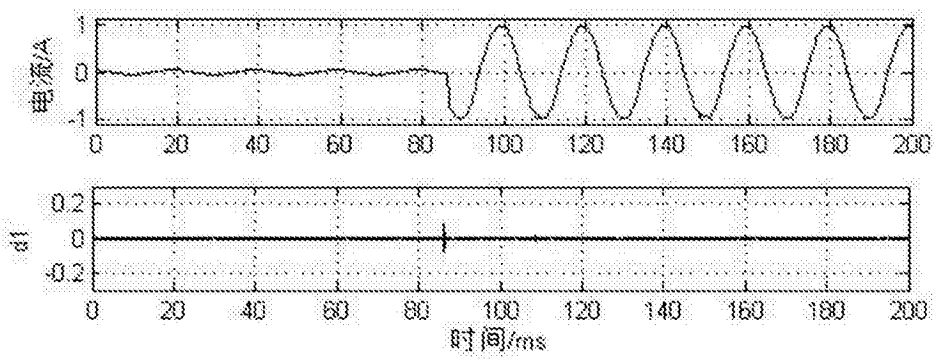


图4 (b)

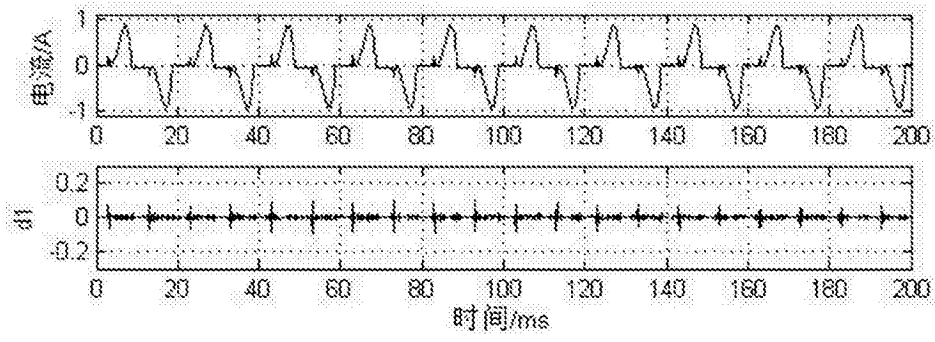


图4(c)

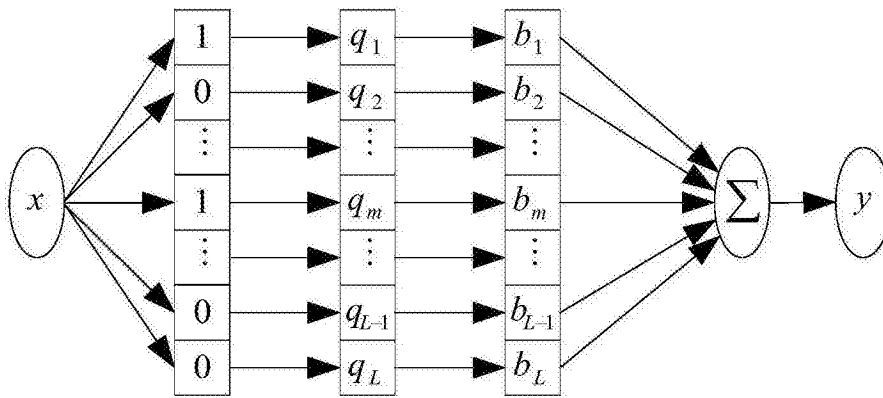


图5

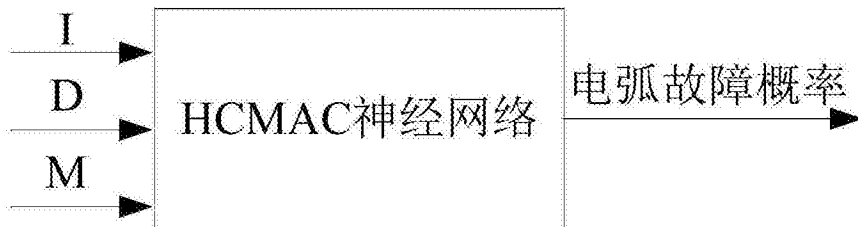


图6

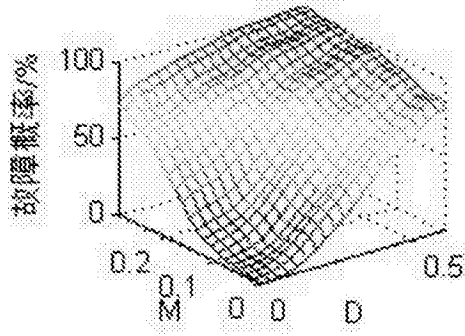


图7 (a)

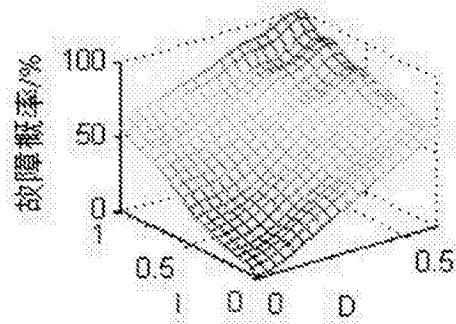


图7 (b)

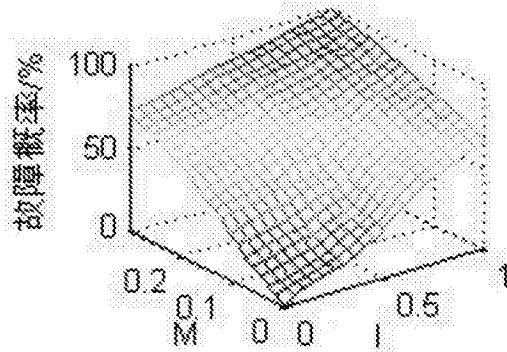


图7 (c)

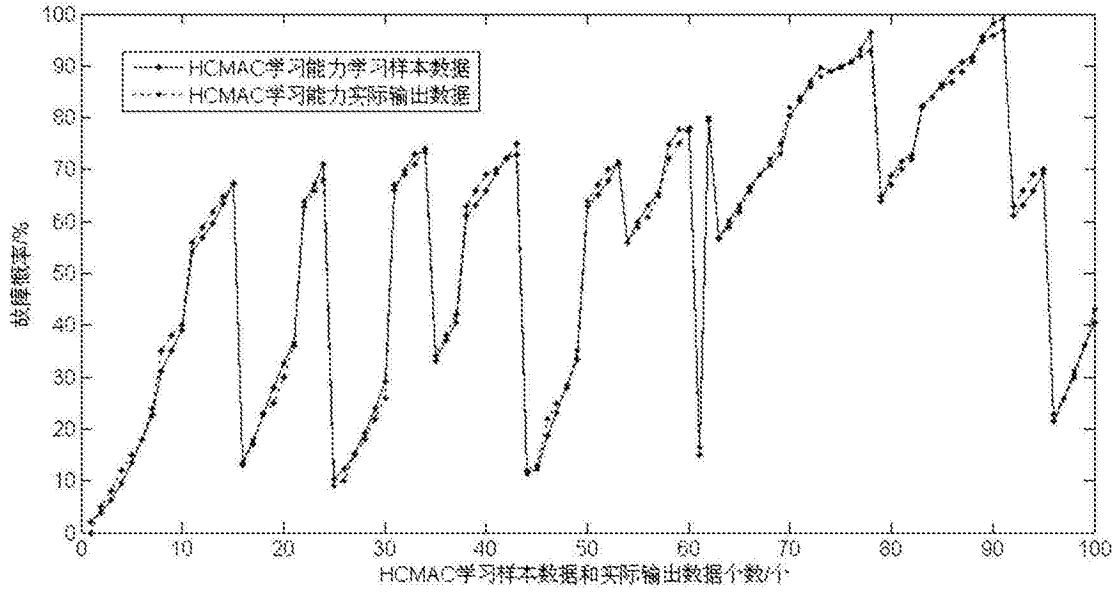


图8

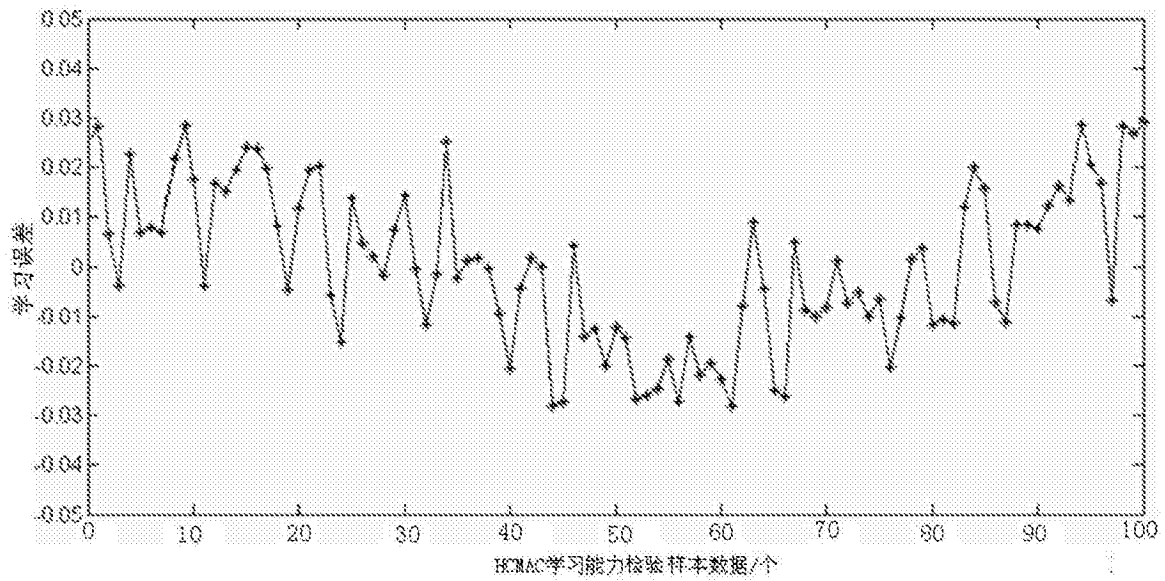


图9

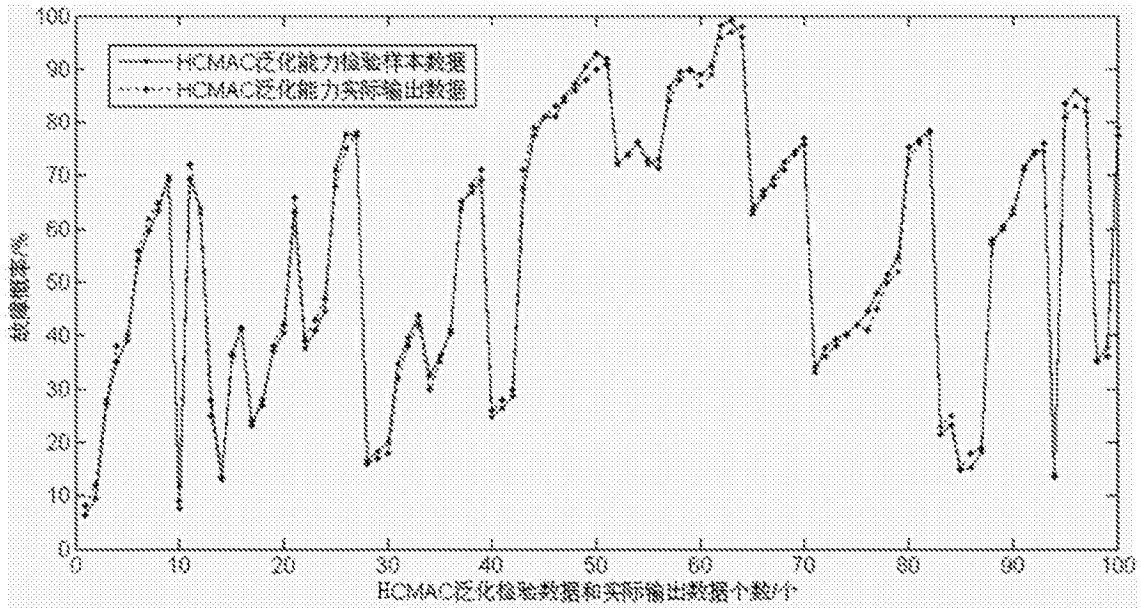


图10

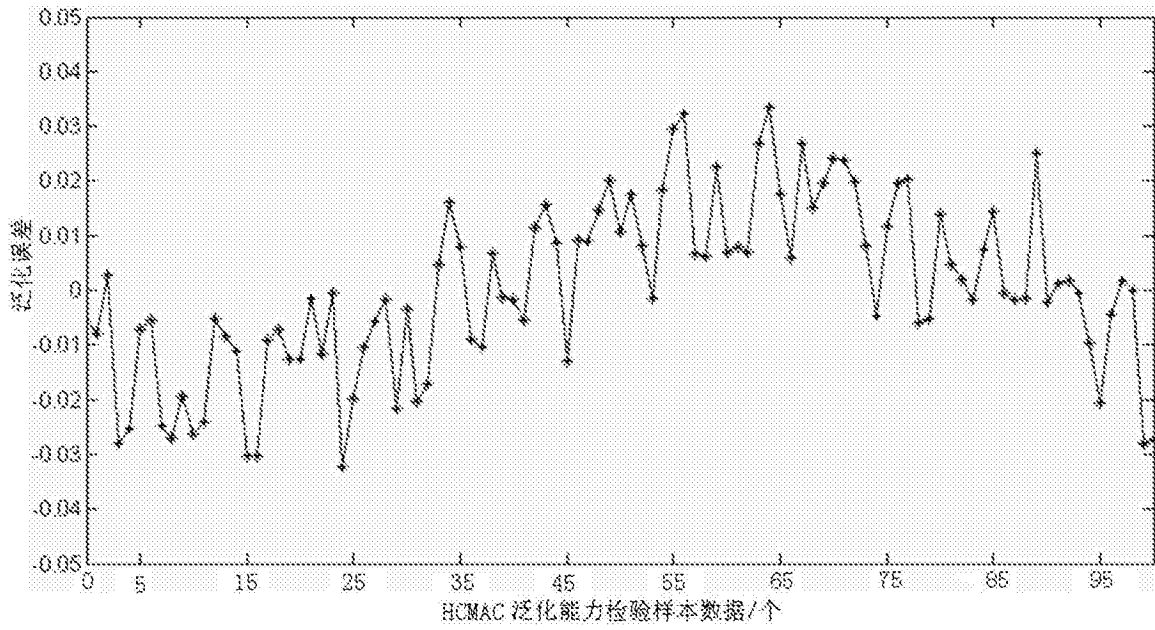


图11