



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103163420 B

(45) 授权公告日 2016. 01. 20

(21) 申请号 201110403529. 4

(22) 申请日 2011. 12. 08

(73) 专利权人 沈阳工业大学

地址 110870 辽宁省沈阳市经济技术开发区
沈辽西路 111 号

(72) 发明人 徐建源 张彬 林莘

(74) 专利代理机构 沈阳智龙专利事务所(普通
合伙) 21115

代理人 宋铁军

(51) Int. Cl.

G01R 31/06(2006. 01)

(56) 对比文件

KR 10-2009-0079330 A, 2009. 07. 22, 全文.

CN 101782426 A, 2010. 07. 21, 全文.

CN 102156246 A, 2011. 08. 17, 全文.

KR 10-2011-0116841 A, 2011. 10. 26, 全文.

贾嵘等. 改进粒子群优化神经网络在变压器

故障诊断中的应用. 《高压电器》. 2010, 第 46 卷
(第 5 期), 第 14-17 页、第 21 页.

刘洋等. 针对振动信号的高压断路器机械故障
智能诊断方法. 《智能电网与先进电力设备学
术交流会暨中国电工技术学会电器智能化系统
及应用专业委员会 2011 年学术年会》. 2011, 摘要、
第 309 页 1-4 节.

刘珊等. 基于小波包能量熵的变压器振动信
号特征研究. 《电网与清洁能源》. 2010, 第 26 卷
(第 5 期), 第 35-38 页.

审查员 张烨

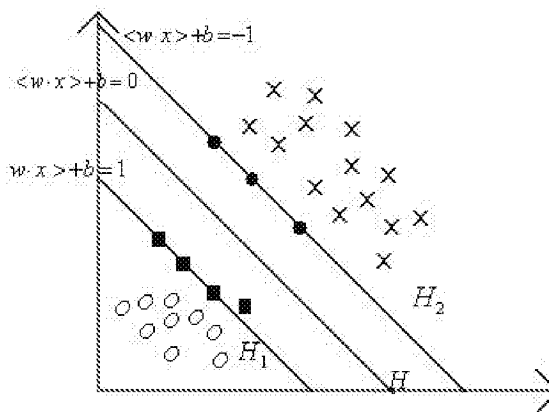
权利要求书3页 说明书5页 附图4页

(54) 发明名称

电力变压器智能在线状态评判方法

(57) 摘要

电力变压器智能在线状态评判方法, 采用小波包分析来提取变压器振动信号的能谱熵, 以特征熵的形式采用支持向量机进行分析从而对变压器内部绕组形变状态提出健康度的判定。本发明中所提出的变压器在线监测及状态评估方法, 具有评判模型简单, 不需要大量的状态评价样本等优点, 能快速判别变压器绕组运行的状态, 同时以健康度的级别来评价变压器绕组状态的损坏等级, 从而能使运行人员进行对变压器早期故障能有良好的预测。本发明中所提出的变压器在线监测及状态评判系统, 具有较强的灵活性和鲁棒性。本发明所提供的方法及系统可广泛应用于各类变压器的状态评价、故障诊断及管理决策等方面, 具有广阔的应用前景。



1. 电力变压器智能在线状态评判方法,其特征在于:本方法首先采用小波包分析来提取变压器振动信号的能谱熵,以特征熵的形式采用支持向量机进行分析从而对变压器内部绕组形变状态提出健康度的判定,具体包含以下步骤:

步骤 1. 获取历史数据,组成支持向量机评判系统模型;

具体步骤为:

①分别采集绕组正常状态、轻微形变、中度形变及严重形变时刻的几组振动信号,将采集后的振动数据进行小波包分解;

小波包分解具体方法为:对于振动信号 $u(x)$ 可以用以下递推公式来进行分解:

$$\begin{aligned} u_{2^j}(t) &= \sqrt{2} \sum_k h(k) u_x(2t-k) \\ u_{2^{j-1}}(t) &= \sqrt{2} \sum_k g(k) u_x(2t-k) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $u_{2^j}(t)$ 为经过高通滤波器组 $h(k)$ 后的信号; $u_{2^{j-1}}(t)$ 为经过低通滤波器组 $g(k)$ 后信号; $u_x(2t-k)$ 为待分解的原始信号; $h(k)$ 具有高通滤波器组特性; $g(k)$ 具有低通滤波器组特性,且 $g(k) = (-1)^k h_{1-k}$, 即两系数具有正交关系;

每经过一次分解,原信号被分解为低一级的高频信号和低频信号,接着对高低频部分分别进行同样的分解,直到满足需要为止,但在分解过程中两者的长度均为输入信号的一半,保证了原信号中的信息被完整保存;再对小波包分解各节点的信号进行重构则可反映该节点对应频段在原始信号中的分布情况,实现对原始信号的频域抽取,在故障诊断的应用中可以反映状态特征频段的变化;

②提取振动信号能谱熵作为特征向量;

将信号进行 j 层小波包分解后,得到序列 $S_{j,k}$, 其中 $k = 0, 1, \dots, 2^j - 1$; 根据信号的时间特性分成 N 段,对每一段时间的信号进行能量计算:

$$Q_{i(j,k)} = \int_{t_{i-1}}^{t_i} |A_i(t)|^2 dt \quad (2)$$

其中 $A_i(t)$ 为第 i 段信号的幅值, $i = 1, 2, \dots, N$; 而 (t_{i-1}, t_i) 为第 i 分段的起止时间点;

能量计算之后对能量值进行归一化处理,计算小波包能谱熵,定义信号小波包分解的第 j 层 k 节点的小波包能谱熵 H_{jk} , 具体公式如下:

$$H_{jk} = - \sum_{i=1}^N \varepsilon_{j,k}(i) \lg \varepsilon_{j,k}(i) \quad (3)$$

式中 $\varepsilon_{j,k}(i)$

为信号的各个分段能量的归一化值,公式为:

$$\varepsilon_{j,k}(i) = \frac{Q_{i(j,k)}}{\sum_{i=1}^N Q_{i(j,k)}}$$

通过归一化计算各节点信号能谱熵,组成特征向量 $T = [H_{3,0}, H_{3,1}, H_{3,2}, H_{3,3}]$;

绕组各个状态下计算所得能谱熵为:

正常： $H_{3,0} = 5.162, H_{3,1} = 0.659, H_{3,2} = 0.127, H_{3,3} = 0.097$ ；

轻度变形： $H_{3,0} = 4.1201, H_{3,1} = 0.919, H_{3,2} = 0.2152, H_{3,3} = 0.1261$ ；

中度变形： $H_{3,0} = 3.027, H_{3,1} = 1.214, H_{3,2} = 0.371, H_{3,3} = 0.2185$ ；

严重变形： $H_{3,0} = 2.137, H_{3,1} = 1.426, H_{3,2} = 0.412, H_{3,3} = 0.307$ ；

③将分组后的振动信号特征向量作为支持向量机评判系统模型的训练样本，采用 1 对多算法组合多个两类分类器构造分类器，组成支持向量机评判系统模型；

支持向量机分类基本思想就是要找到一条最优分类线，要求分类线不但能将两类样本正确分开，即训练错误率为 0，而且使分类间隔最大；其中分类面为： $H: g(x) = \langle w \cdot x \rangle + b = 0$,

$$H_1: g(x) = \langle w \cdot x \rangle + b = -1,$$

$$H_2: g(x) = \langle w \cdot x \rangle + b = 1,$$

其中： w 为分类面的法向量； b 为阈值； H_1, H_2 到 H 的距离为 $\delta = \frac{1}{\|w\|} |g(x)|$ ，此时分类间隔为 $\frac{2}{\|w\|} |g(x)|$ ，所求的最优分类线即为寻找 $\|w\|$ 的最小值，等价于寻找 $\|w\|^2$ 的最小值，所以满足

$g(x) = \langle w \cdot x \rangle + b \geq 0$ 且 $\frac{1}{2} \|w\|^2$ 最小的分类面就叫做最优分类面；利用拉格朗日优化法可以把

上述最优分类面问题转化成其对偶问题，即在约束条件 $\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0$ 和 $\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, n$ 下对 α

求解下列函数的最大值：

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i x_j),$$

α 为每个样本对应的拉格朗日乘子，求解对应的样本就是支持向量，从而得到分类函数：

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ (\omega^* \cdot gx) + b^* \right\} = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot gx) + b^* \right\}$$

对于非线性分类问题，引入核函数 $K(x, y)$ ，将原来的输入空间中的非线性划分问题变成高维特征空间中的线性划分问题；则最优分类面转化为：

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j)$$

而最优分类函数则变为

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ (\omega^* \cdot gx) + b^* \right\} = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right\}$$

根据以上函数，采用一对多的多类支持向量机方法即将分类对象所有可能的类别按照一定顺序排列在一个表单中；分类时，每次对表单中的首尾两个类别进行比较，并排除掉分类对象最不可能属于的类别，从而使表单中的类别数减少 1，依次类推那么当经过 $N-1$ 次排

除之后 表单中唯一剩下的一类就是该分类对象所属的类别；

步骤 2. 选取振动传感器的数量及安装最佳位置；选取振动传感器通过永磁体分别牢固的吸附于变压器绕组每相对应侧面，且永磁体表面涂有一层绝缘漆，保证传感器外壳的“浮地”，具有较好的抗电磁干扰能力；

步骤 3. 变压器运行时通过振动传感器采集其各个位置的振动信号，并通过电路将振动信号传入下位机的数据采集装置；

步骤 4. 数据采集装置经过采集、A/D 转换及滤波过程后将得到的振动信号数据通过 GPRS 无线通讯模块发送到上位机进行分析处理；

步骤 5. 上位机数据分析模块通过小波包分析算法将获得的振动数据进行能谱熵变换，获得变压器实时运行的振动特征值；

步骤 6. 将每组振动特征值输入训练好的支持向量机评判系统模型中，从而得出绕组实时运行的健康程度，即绕组正常状态及各种形变程度，以文字及指示灯形式显示到上位机中，同时通过获取变压器实时状态来给予提示或报警，并将评判结果通过 WEB 服务器传递给调度系统。

电力变压器智能在线状态评判方法

技术领域

[0001] 本发明属于变压器监测技术领域,特别涉及一种变压器在线监测及状态评判方法,适用于变压器工作状态的在线监测及其健康状况的智能分析。

背景技术

[0002] 变压器是电力系统中的关键设备,其设备的可靠运行对电力系统的稳定运行至关重要。为了提高供电可靠率,除了在设备订货阶段应选用技术过硬、产品质量优异的变压器以外,更重要的一点是要不断提高主变压器的运行、维护及检修水平。常规的事后维修和预防维修的检测方法与现代化状态维护发展趋势不相适应,为了保证电力系统供电可靠性和经济性,电力设备的在线监测和故障诊断系统就应运而生。

[0003] 绕组变形在变压器故障中占有很大的比例。因此,在线监测电力变压器绕组的工作状况成为电力变压器监测的一个主要内容。目前国内外变压器在线监测技术主要是采用油中溶解气体分析法,但该方法需要采集变压器油来进行分析,这样会破坏变压器整体结构,而且分析过程时间长,对瞬时故障无法做出及时判断。振动分析方法虽然能够及时反映出变压器的内部绕组及铁芯的变化情况,但因为它采用的是振动阈值比较的方式,这就决定了它只能做出“是”与“否”的报警判断,不能对内部件的健康状况给予判定。

[0004] 综合以往的变压器在线监测系统,采用各种方法来对变压器进行在线分析及监测,均有各自优缺点,目的是实时分析变压器内部变化当发生故障时给予报警,但只是单一的采集机械或电气特性,进行阈值定义。当超出规定阈值时,即判断变压器故障,并无判断变压器内部绕组形变的程度,如轻微、中度、严重等形变程度。对变压器绕组形变采用智能化监测并评判其内部状态,给运行人员提供可靠的诊断结果,这样在掌握变压器实时工作状态的同时也可对早期故障具有良好的预测能力,从而提高变压器运行的可靠性。

发明内容

[0005] 本发明提供了一种变压器在线监测及状态评判方法,目的是及时采集变压器的振动信号,从而根据每种振动信号的特征获得变压器内部绕组形变程度,以便更为精确的确定运行时变压器的健康度,对变压器的在线运行状态及早期故障给予提早的计划和预测。

[0006] 为实现上述目的,本发明采用以下技术方案:

[0007] 电力变压器智能在线状态评判方法,其特征在于:本方法首先采用小波包分析来提取变压器振动信号的能谱熵,以特征熵的形式采用支持向量机进行分析从而对变压器内部绕组形变状态提出健康度的判定,具体包含以下步骤:

[0008] 步骤 1. 获取历史数据,组成支持向量机评判系统模型;

[0009] 步骤 2. 选取振动传感器的数量及安装最佳位置;

[0010] 步骤 3. 变压器运行时通过振动传感器采集其各个位置的振动信号,并通过电路将振动信号传入下位机的数据采集装置;

[0011] 步骤 4. 数据采集装置经过采集、A/D 转换及滤波过程后将得到的振动信号数据通

过 GPRS 无线通讯模块发送到上位机进行分析处理；

[0012] 步骤 5. 上位机数据分析模块通过小波包分析算法将获得的振动数据进行能谱熵变换, 获得变压器实时运行的振动特征值；

[0013] 步骤 6. 将每组振动特征值输入训练好的支持向量机评判系统模型中, 从而得出绕组实时运行的健康程度, 即绕组正常状态及各种形变程度, 以文字及指示灯形式显示到上位机中, 同时通过获取变压器实时状态来给予提示或报警, 并将评判结果通过 WEB 服务器传递给调度系统。

[0014] 本发明中所提出的变压器在线监测及状态评估方法, 具有评判模型简单, 不需要大量的状态评价样本等优点, 能快速判别变压器绕组运行的状态, 同时以健康度的级别来评价变压器绕组状态的损坏等级, 从而能使运行人员进行对变压器早期故障能有良好的预测。本发明中所提出的变压器在线监测及状态评判系统, 具有较强的灵活性和鲁棒性。本发明所提供的方法及系统可广泛应用于各类变压器的状态评价、故障诊断及管理决策等方面, 具有广阔的应用前景。

[0015] 附图说明：

[0016] 图 1 是本发明的支持向量机模型的最优分类图；

[0017] 图 2 是本发明的变压器线监测及状态评判系统结构示意图；

[0018] 图 3 是本发明的变压器绕组健康度的等级评判及对应故障示意图；

[0019] 图 4 是本发明的变压器在线监测及评判方法流程图。

[0020] 具体实施方式：

[0021] 下面结合具体实施例和附图对本发明进行详细说明。

[0022] 本发明根据变压器的机械特性, 及时采集变压器的振动信号。如果变压器绕组发生各种程度的形变或松动, 则机械特性发生相应变化, 每种振动信号内部也发生相对应的变化, 从而根据每种振动信号的特征获得变压器内部绕组形变程度, 对变压器的在线运行状态及早期故障给予提早的计划和预测。

[0023] 为了达到以上目的首先要采用小波包分析来提取变压器振动信号的能谱熵, 以特征熵的形式采用支持向量机进行分析从而对变压器内部绕组形变状态提出健康度的判定。具体包含以下步骤：

[0024] 步骤 1. 获取历史数据, 组成支持向量机评判系统模型, 具体步骤为：

[0025] ①分别采集绕组正常状态、轻微形变、中度形变及严重形变时刻的几组振动信号, 将采集后的振动数据进行小波包分解。

[0026] 小波包分解具体方法为：对于振动信号 $u(x)$ 可以用以下递推公式来进行分解：

$$\begin{aligned} u_{2t}(t) &= \sqrt{2} \sum_k h(k) u_s(2t-k) \\ u_{2t+1}(t) &= \sqrt{2} \sum_k g(k) u_s(2t-k) \end{aligned} \quad (1)$$

[0028] 式中： $u_{2t}(t)$ 为经过高通滤波器组 $h(k)$ 后的信号； $u_{2t+1}(t)$ 为经过低通滤波器组 $g(k)$ 后信号； $u_s(2t-k)$ 为待分解的原始信号。 $h(k)$ 具有高通滤波器组特性； $g(k)$ 具有低通滤波器组特性, 且 $g(k) = (-1)^k h_{1-k}$, 即两系数具有正交关系。

[0029] 每经过一次分解, 原信号被分解为低一级的高频信号和低频信号, 接着对高低频

部分分别进行同样的分解,直到满足需要为止,但在分解过程中两者的长度均为输入信号的一半,保证了原信号中的信息被完整保存。再对小波包分解各节点的信号进行重构则可反映该节点对应频段在原始信号中的分布情况,实现对原始信号的频域抽取,在故障诊断的应用中可以反映状态特征频段的变化。

[0030] ②提取振动信号能谱熵作为特征向量。

[0031] 将信号进行 j 层小波包分解后,得到序列 $S_{j,k}$, 其中 $k = 0, 1, \dots, 2^j - 1$ 。根据信号的时间特性分成 N 段,对每一段时间的信号进行能量计算:

$$[0032] \quad Q_{j,k,l} = \int_{t_{j,l}}^{t_{j,l+1}} |A(t)|^2 dt \quad (2)$$

[0033] 其中 $A(t)$ 为第 l 段信号的幅值, $l = 1, 2, \dots, N$; 而 $(t_{j,l}, t_{j,l+1})$ 为第 l 分段的起止时间点。

[0034] 能量计算之后对能量值进行归一化处理,计算小波包能谱熵,定义信号小波包分解的第 j 层 k 节点的小波包能谱熵 $H_{j,k}$, 具体公式如下:

$$[0035] \quad H_{j,k} = -\sum_{l=1}^N \epsilon_{j,k,l} \lg \epsilon_{j,k,l} \quad (3)$$

[0036] 式中 $\epsilon_{j,k,l}$ 为信号的各个分段能量的归一化值公式为:

[0037]

$$\epsilon_{j,k,l} = \frac{Q_{j,k,l}}{\sum_{l=1}^N Q_{j,k,l}}$$

[0038] 通过归一化计算各节点信号能量熵,组成特征向量 $T = [H_{2,0}, H_{2,1}, H_{2,2}, H_{2,3}]$ 。

[0039] 绕组各个状态下计算所得能谱熵为:

[0040] 正常: $H_{2,0} = 5.162, H_{2,1} = 0.659, H_{2,2} = 0.127, H_{2,3} = 0.097$;

[0041] 轻度变形: $H_{2,0} = 4.1201, H_{2,1} = 0.919, H_{2,2} = 0.2152, H_{2,3} = 0.1261$;

[0042] 中度变形: $H_{2,0} = 3.027, H_{2,1} = 1.214, H_{2,2} = 0.371, H_{2,3} = 0.2185$;

[0043] 严重变形: $H_{2,0} = 2.137, H_{2,1} = 1.426, H_{2,2} = 0.412, H_{2,3} = 0.307$;

[0044] ③将分组后的振动信号特征向量作为支持向量机模型的训练样本,采用 1 对多算法组合多个两类分类器构造分类器,组成支持向量机评判系统模型。

[0045] 支持向量机分类基本思想就是要找到一条最优分类线,要求分类线不但能将两类样本正确分开,即训练错误率为 0,而且使分类间隔最大。如图 1 所示,图中圆圈和叉点分别表示两类训练样本, H 为将两类样本完全无误分开的分类线, H_1 、 H_2 分别为通过样本中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线,它们之间的间隔为分类间隔,上面的方块和圆点样本点就是支持向量。

[0046] 其中分类面为: $H: g(x) = \langle w, x \rangle + b = 0$,

[0047] $H_1: g(x) = \langle w, x \rangle + b = -1$,

[0048] $H_2: g(x) = \langle w, x \rangle + b = 1$,

[0049] 其中： w 为分类面的法向量； b 为阈值。 H_1, H_2 到 H 的距离为 $\delta = \frac{1}{\|w\|} |g(x)|$ ，此时分类间隔为 $\frac{2}{\|w\|} |g(x)|$ ，所求的最优分类线即为寻找 $\|w\|$ 的最小值，等价于寻找 $\|w\|^2$ 的最小值，所以满足 $g(x) = \langle w \cdot x \rangle + b \geq 0$ 且 $\frac{1}{2} \|w\|^2$ 最小的分类面就叫做最优分类面。利用拉格朗日优化法可以把上述最优分类面问题转化成其对偶问题，即在约束条件 $\sum_{j=1}^n y_j \alpha_j = 0$ 和 $\alpha_j \geq 0, j=1, \dots, n$ 下对 α 求解下列函数的最大值：

$$[0050] \quad Q(\alpha) = \sum_{j=1}^n \alpha_j - \frac{1}{2} \sum_{j,k=1}^n \alpha_j \alpha_k y_j y_k K(x_j, x_k),$$

[0051] α 为每个样本对应的拉格朗日乘子，求解对应的样本就是支持向量，从而得到分类函数：

[0052]

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \left(w^* \cdot x \right) + b^* \right\} = \text{sgn} \left\{ \sum_{j=1}^n \alpha_j y_j K(x_j, x) + b^* \right\}$$

[0053] 对于非线性分类问题，引入核函数 $K(x, y)$ ，将原来的输入空间中的非线性划分问题转变成高维特征空间中的线性划分问题。则最优分类面转化为：

[0054]

$$Q(\alpha) = \sum_{j=1}^n \alpha_j - \frac{1}{2} \sum_{j,k=1}^n \alpha_j \alpha_k y_j y_k K(x_j, x_k)$$

[0055] 而最优分类函数则变为

[0056]

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \left(w^* \cdot x \right) + b^* \right\} = \text{sgn} \left\{ \sum_{j=1}^n \alpha_j y_j K(x_j, x) + b^* \right\}$$

[0057] 根据以上函数，采用一对多的多类支持向量机方法即将分类对象所有可能的类别按照一定顺序排列在表单中。分类时，每次对表单中的首尾两个类别进行比较，并排除掉分类对象最不可能属于的类别，从而使表单中的类别数减少 1，依次类推那么当经过 N-1 次排除之后 表单中唯一剩下的一类就是该分类对象所属的类别。

[0058] 用多类支持向量机方法只要再加入应用小波包提取出来的多组信号的特征值，就可以构建出能够对各类信号进行准确分类的分类器，从而完成对振动信号的模式识别，形成支持向量机评判系统模型。

[0059] 步骤 2. 选取振动传感器的数量及安装最佳位置。

[0060] 根据图 2 进一步说明，本发明的变压器振动信号在线监测及状态评估系统结构示意图。

[0061] 对于加速度传感器的数量及位置。以一台三绕组变压器为例，选取三个加速度传感器通过永磁体分别牢固的吸附于变压器绕组每相对应侧面，且永磁体表面涂有一层绝缘漆，保证传感器外壳的“浮地”，具有较好的抗电磁干扰能力。

[0062] 步骤 3. 变压器运行时通过振动传感器采集其各个位置的振动信号,并通过电路将振动信号传入下位机的数据采集装置。

[0063] 步骤 4. 数据采集装置经过采集、A/D 转换及滤波过程后将得到的振动信号数据通过 GPRS 无线通讯模块发送到上位机的进行分析处理。

[0064] 数据采集模块是信号的输入输出,加速度传感器将振动信号以电压的形式通过电路传递给数据采集模块,进行 A/D 输入、D/A 输出以及信号滤波,得到信号数据经 GPRS 无线通讯系统传递到上位机。

[0065] 步骤 5. 上位机数据分析模块通过小波包分析算法将获得的振动数据进行能谱熵变换,获得变压器实时运行的振动特征值。

[0066] 上位机获得振动数据后进行对应的处理。首先通过小波包分解将振动数据内部能量比列计算出对应值,进行归一化后得到振动信号能量谱;将其作为信号的特征值输入到支持向量机模块中,支持向量机模块采取一对多的向量法来讲特征值归结到分类中,得出变压器绕组的健康度。

[0067] 步骤 6. 将每组振动特征值输入训练好的支持向量机模型中,从而得出绕组实时运行的健康程度,即绕组正常状态及各种形变程度等,以文字及指示灯形式显示到上位机中,同时通过获取变压器实时状态来给予提示或报警,并将评判结果通过 WEB 服务器传递给调度系统。

[0068] 健康度的划分以指示灯和预警级别来划分。如图 3 为变压器绕组健康度的等级评判。当指示灯处于健康时刻绿灯常亮;处于亚健康时刻黄灯闪烁;处于疾病或病危情况对应橙灯或红灯闪烁,并且系统给予报警。

[0069] 获得变压器的健康度后将结果显示上位机显示器的同时,通过 WEB 服务器传递到远方调度控制系统,从而安排进一步的故障预测及维修工作。

[0070] 总之,本发明中所提出的变压器在线监测及状态评估方法,具有评判模型简单,不需要大量的状态评价样本等优点,能快速判别变压器绕组运行的状态,同时以健康度的级别来评价变压器绕组状态的损坏等级,从而能使运行人员进行对变压器早期故障能有良好的预测。本发明中所提出的变压器在线监测及状态评判系统,具有较强的灵活性和鲁棒性。本发明所提供的方法及系统可广泛应用于各类变压器的状态评价、故障诊断及管理决策等方面,具有广阔的应用前景。

[0071] 以上所述,仅为本发明中的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉该技术的人在本发明所揭露的技术范围内,可理解想到的变换或替换,都应该涵盖在本发明的包含范围之内,因此,本发明范围应该以权利要求的保护范围为准。

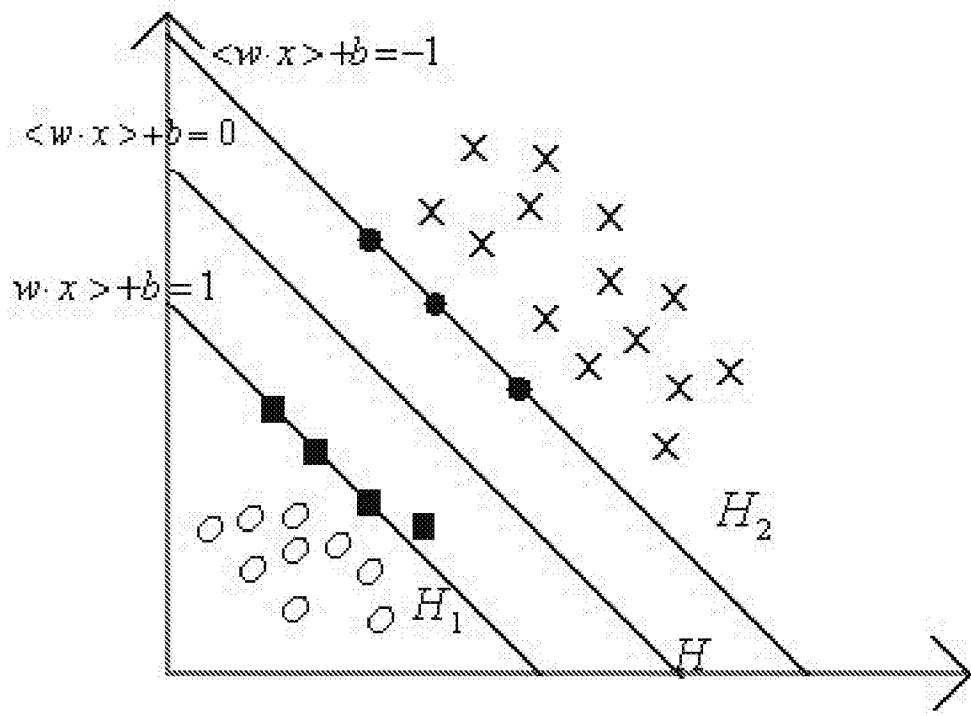


图 1

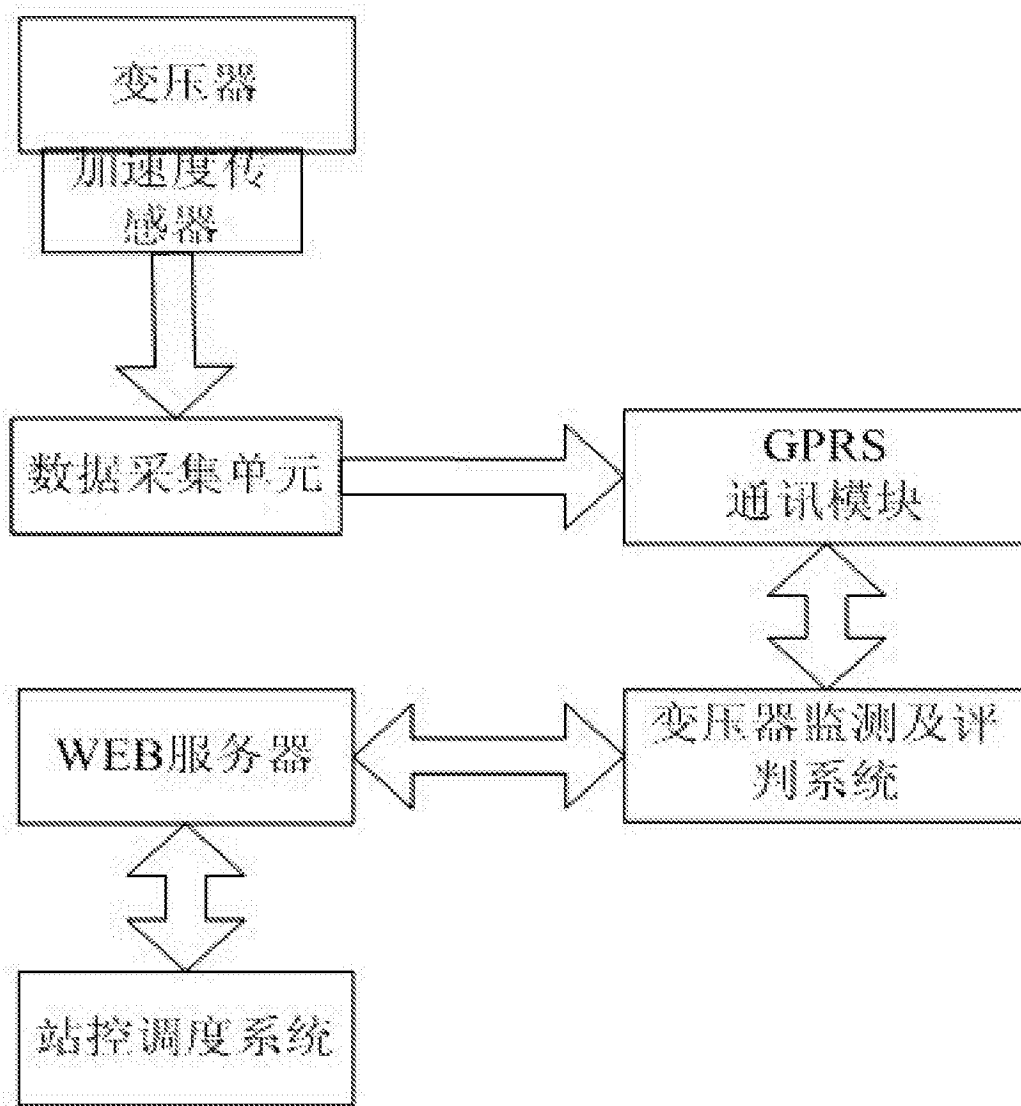


图 2

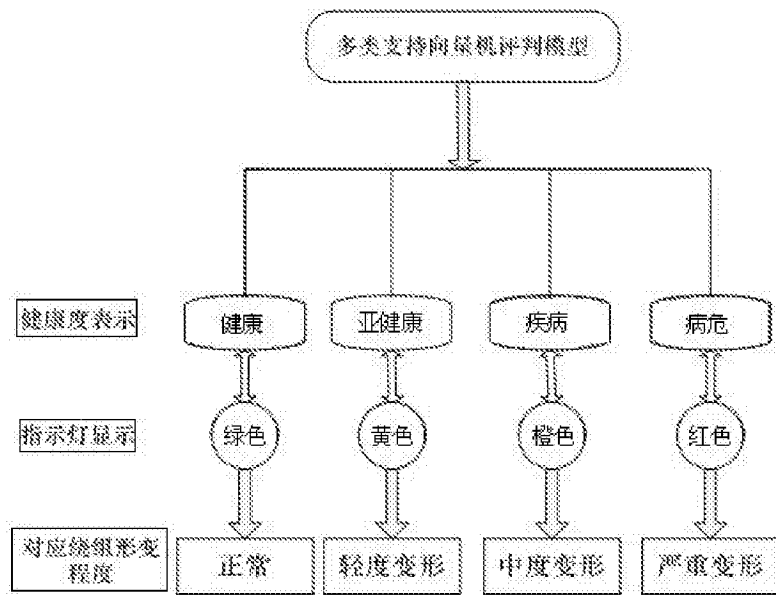


图 3

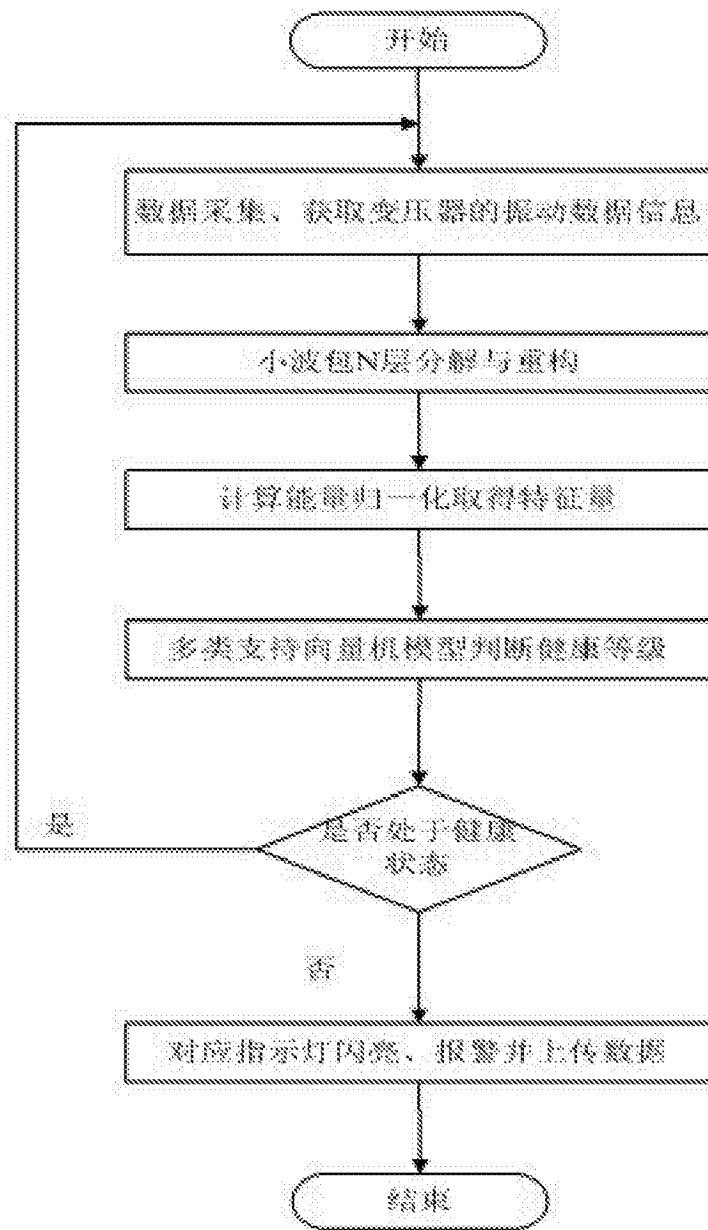


图 4