(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 109444656 B
(45)授权公告日 2020.06.09

(21)申请号 201811567345.X

(22)申请日 2018.12.21

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109444656 A

(43)申请公布日 2019.03.08

(73)专利权人 浙江大学
地址 310013 浙江省杭州市西湖区余杭塘路866号

(72)发明人 华中生 游雨暄 徐晓燕

(74)专利代理机构 杭州天勤知识产权代理有限公司 33224
代理人 胡红娟

(51)Int.Cl.
G01R 31/72(2020.01)
G01B 7/16(2006.01)

(56)对比文件
CN 106443229 A,2017.02.22,全文.
CN 103163420 A,2013.06.19,全文.
CN 206114822 U,2017.04.19,全文.
CN 107478949 A,2017.12.15,全文.
CN 102788931 A,2012.11.21,全文.
US 2010211339 A1,2010.08.19,全文.
王硕辉等.基于CEEMD能量熵的变压器绕组故障诊断技术研究.《陕西省电网节能与电能质量技术学会2015年论文集》.2015,

审查员 刘芳芳

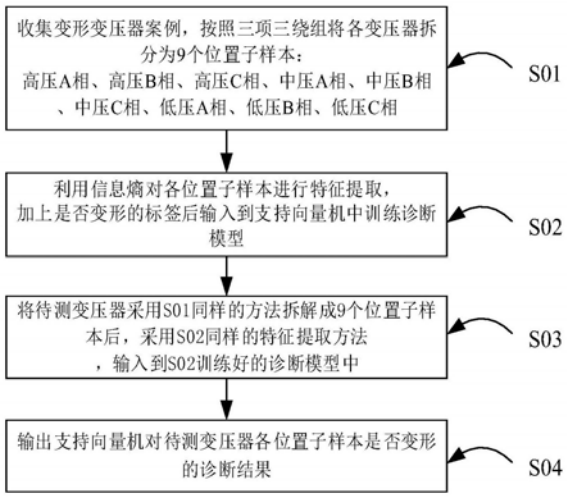
权利要求书2页 说明书11页 附图2页

(54)发明名称

一种变压器绕组变形位置的在线诊断方法

(57)摘要

本发明公开了一种变压器绕组变形位置的在线诊断方法,包括:(1)收集已知绕组状态的变压器,分为若干个位置子样本;(2)利用信息熵对各位置子样本进行特征提取,加上是否变形的标签后输入到支持向量机中训练诊断模型;(3)将待诊断变压器采用步骤(1)的方法分为若干个位置子样本后,采用步骤(2)的特征提取方法,输入到步骤(2)训练好的诊断模型中;(4)输出支持向量机对待诊断变压器各位置子样本是否变形的诊断结果。本发明可以综合变压器的各监测指标在复杂度、时频域等方面的变异情况,并通过机器学习算法从故障特征中自动学习诊断逻辑,实现绕组变形的智能诊断,从而降低人力成本,提高诊断效率。



CN 109444656 B

1.一种变压器绕组变形位置的在线诊断方法,包括:

(1)将已知绕组状态的变压器各绕组的各相电流、电压、电流差和电压差作为在线监测指标,将所述的在线监测指标根据位置分组为9个位置子样本,分别为高压A相、高压B相、高压C相、中压A相、中压B相、中压C相、低压A相、低压B相和低压C相;

所述的高压A相的在线监测指标为高压A相电流、高压A相电压、高压A/B相电流差和高压A/B相电压差;

高压B相的在线监测指标为高压B相电流、高压B相电压、高压A/B相电流差和高压A/B相电压差;

高压C相的在线监测指标为高压B相电流、高压B相电压、高压B/C相电流差和高压B/C相电压差;

中压A相的在线监测指标为中压A相电流、中压A相电压、中压A/B相电流差和中压A/B相电压差;

中压B相的在线监测指标为中压B相电流、中压B相电压、中压A/B相电流差和中压A/B相电压差;

中压C相的在线监测指标为中压B相电流、中压B相电压、中压B/C相电流差和中压B/C相电压差;

低压A相的在线监测指标为低压A相电流、低压A相电压、低压A/B相电流差和低压A/B相电压差;

低压B相的在线监测指标为低压B相电流、低压B相电压、低压A/B相电流差和低压A/B相电压差;

低压C相的在线监测指标为低压B相电流、低压B相电压、低压B/C相电流差和低压B/C相电压差;

(2)将所述的在线监测指标记录的在线监测数据按时间分为两段序列并进行归一化处理,得到两段无量纲在线监测数据序列;

(3)分别计算两段无量纲在线监测数据序列的排列熵、小波熵和算术平均数,分别计算得到的排列熵、小波熵和算术平均数的均方根误差;

(4)将步骤(3)得到的三个均方根误差和对应的位置子样本的累计短路电流作为特征构成四维特征集,所述的累计短路电流为位置子样本对应的位置上累计遭受的短路电流之和;

(5)将所述的四维特征集加上标签后输入到支持向量机中进行诊断模型训练,所述的标签用于显示位置子样本对应的位置的绕组变形情况;

(6)采用步骤(1)～(4)对待诊断变压器进行特征提取得到四维特征集,将得到的四维特征集输入到步骤(5)训练好的诊断模型中,诊断各位置子样本对应的位置是否存在绕组变形。

2.根据权利要求1所述的变压器绕组变形位置的在线诊断方法,其特征在于,所述的将在线监测指标记录的在线监测数据按时间分为两段序列的方法为:对于发生过短路的变压器,按最近一次的短路时间为界划分为短路前的前段序列和短路后的后段序列;对于没有发生过短路的变压器,按时间长短等分为前段序列和后段序列。

3.根据权利要求1所述的变压器绕组变形位置的在线诊断方法,其特征在于,所述的归

一化处理为最大最小归一化，采用如下公式将在线监测数据转化到[0,1]区间得到无量纲在线监测数据x^*：

$$x^* = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

其中，x为在线监测指标记录的在线监测数据，其中x_{max}为同一在线监测指标记录的在线监测数据的最大值，x_{min}为同一在线监测指标记录的在线监测数据的最小值。

4.根据权利要求1所述的变压器绕组变形位置的在线诊断方法，其特征在于，所述的诊断模型训练步骤包括：寻找到一个可以将变形和正常两类数据分割开的超平面，并使两类数据的间隔最大。

5.根据权利要求4所述的变压器绕组变形位置的在线诊断方法，其特征在于，所述的诊断各位置子样本对应的位置是否存在绕组变形的判断方法为：若待诊断位置子样本点位于超平面的变形侧，则判断该位置已发生变形；若待诊断位置子样本点位于超平面的正常侧，则判断该位置没有发生变形。

一种变压器绕组变形位置的在线诊断方法

技术领域

[0001] 本发明涉及故障诊断领域，具体涉及一种变压器绕组变形位置的在线诊断方法。

背景技术

[0002] 变压器是电力系统的主要设备之一，承担着电网互联和功率交换的枢纽作用。当变压器受到短路冲击后或者运输碰撞等因素后，变压器绕组在电动力或机械力作用下可能发生轴向或径向尺寸变化，通常表现为绕组局部扭曲、鼓包或移位等特征，称为绕组变形。

[0003] 严重的绕组变形将导致绝缘击穿，造成电力系统事故和巨大的经济社会损失。变压器绕组变形问题的难点在于绕组变形具有隐蔽性、渐变性等特征，绕组内部的形状变化不能直接被观测到，且变形的变压器可能会在相当长一段时间内继续运行，与之前的运行状态看起来并无不同，实则处于较危险的“亚健康”状态，长时间未得到维修将变形加剧，导致抗短路能力不断下降，直至彻底损坏。

[0004] 变压器数量众多、分布分散，进一步增大了绕组变形诊断试验的工作难度。因此，需要对绕组变形问题进行深入研究，建立高准确率和高效率的绕组变形诊断方法，以便及时对发生变形的变压器维修更换，保障电力系统的安全稳定运行。

[0005] 目前，绕组变形常用的诊断方法包括三种方法：频率响应法、低电压短路阻抗测试法以及绕组介损电容量测试法。用频率响应分析法判断变压器绕组变形，主要是对绕组的幅频响应特性进行纵向或横向比较，并综合考虑变压器遭受短路冲击的情况、变压器结构、电气试验及油中溶解气体分析等因素。低电压短路阻抗测试法是指在不高于500V的交流工频电压下，用短路阻抗、短路电抗和漏电感的相对变化和三相不对称程度作为判断绕组是否变形的依据。绕组介损电容量测试法是指通过介损和电容量的变化来判断变压器内部变形的情况。因为变压器产品出厂后，其各绕组的电容量基本是固定的，若受短路冲击后某侧绕组变形严重，其相对距离发生显著变化，则其电容量变化相应也较大。

[0006] 上述方法的应用非常广泛，但共同的局限在于都需要停电测试，都属于离线诊断方法，存在需要变压器停运且对操作人员专业技能要求高等缺点。

[0007] 在线诊断方法是指利用设备在线监测数据诊断绕组变形的方法，主要有两条实现途径。第一条路径是在三种离线诊断方法基础上进行改进建立的在线诊断方法。然而在线诊断相比离线诊断而言，在线时电流、电压等数值大小会受到电网外界多方面的影响，相关监测指标的变化并不一定能准确反映绕组是否变形。以电流偏差系数法为例，该在线诊断方法的原理是通过电流和电容的相关关系来判断绕组变形，但变压器带电时电流值大小除了受电容影响外，还会受到电网负荷的影响，因此电流值大小的变化不一定是电容的变化引起的，直接采用电流值大小作为依据并不能准确地判断绕组变形，需要挖掘出监测数据的隐含特征。第二条路径是用不同的高技术设备对绕组内部结构进行直接观测，判断是否发生变形。由于新技术和新设备的应用成本高，这些方法也未能投入实际生产。

[0008] 在线诊断方法的另一条可行途径是利用信号处理技术如小波变换、傅里叶变换等直接分析可测信号，提取幅值、方差、信息熵等特征值，再与分类器结合检测故障类型。基于

信号的故障诊断方法不依赖精确的系统模型，也不依赖于专家知识，因此不需要任何与故障相关的先验知识，使得该方法的应用场景更加广泛。

[0009] 信息熵是一种基于复杂性量度的非线性动力学参数。信息熵中的排列熵(Permutation Entropy)和小波熵(Wavelet Entropy)在电力系统故障诊断中已有一些应用基础。变压器绕组松动或变形本质上会影响到变压器绕组的机械动力学特性的变化，因此绕组变形可能会引起监测序列信息熵的变化。

[0010] 公开号为CN 107037314 A的专利说明书公开了一种电力变压器绕组变形故障在线诊断方法，采用振动信号采集设备采集电力变压器低压侧油箱表面的两个位置处的三相机械振动信号：采用盲源分离算法对采集的电力变压器的两个位置处的三相机械振动信号进行信源分离，得到电力变压器绕组的三相机械振动信号；采用小波包分解法对电力变压器绕组的三相机械振动信号进行三层小波包分解重构，得到电力变压器绕组的机械振动信号的频谱，计算得到电力变压器绕组机械振动信号的能量熵值；根据得到的电力变压器绕组机械振动信号的能量熵值与能量熵上限阈值和能量熵下限阈值的关系判断当前电力变压器绕组的状态。上述方法可以判断当前电力变压器绕组是否变形故障，但是无法准确确定绕组变形位置。

发明内容

[0011] 针对本领域存在的不足之处，本发明提供了一种变压器绕组变形位置的在线诊断方法，利用排列熵和小波熵对在线监测的电流和电压信号进行特征提取，可以综合变压器的各监测指标在复杂度、时频域等方面的变异情况，并通过机器学习算法从故障特征中自动学习诊断逻辑，实现绕组变形的智能诊断，从而降低人力成本，提高诊断效率。

[0012] 一种变压器绕组变形位置的在线诊断方法，包括：

[0013] (1)将已知绕组状态的变压器各绕组的各相电流、电压、电流差和电压差作为在线监测指标，将所述的在线监测指标根据位置分组为若干个位置子样本；

[0014] (2)将所述的在线监测指标记录的在线监测数据按时间分为两段序列并进行归一化处理，得到两段无量纲在线监测数据序列；

[0015] (3)分别计算两段无量纲在线监测数据序列的排列熵、小波熵和算术平均数，分别计算得到的排列熵、小波熵和算术平均数的均方根误差；

[0016] (4)将步骤(3)得到的三个均方根误差和对应的位置子样本的累计短路电流作为特征构成四维特征集，所述的累计短路电流为位置子样本对应的位置上累计遭受的短路电流之和；

[0017] (5)将所述的四维特征集加上标签后输入到支持向量机(SVM)中进行诊断模型训练，所述的标签用于显示位置子样本对应的位置的绕组变形情况；

[0018] (6)采用步骤(1)～(4)对待诊断变压器进行特征提取得到四维特征集，将得到的四维特征集输入到步骤(5)训练好的诊断模型中，诊断各位置子样本对应的位置是否存在绕组变形。

[0019] 步骤(1)中，所述的已知绕组状态的变压器可以是110kV或220kV。220kV变压器有三相三绕组，三相分别为A相、B相和C相，三绕组分别为220kV高压、110kV中压和35kV低压。110kV变压器有三相三绕组，三相分别为A相、B相和C相，三绕组分别为110kV高压、35kV中压

和10kV低压。

[0020] 优选地，所述的位置子样本为9个，分别为高压A相、高压B相、高压C相、中压A相、中压B相、中压C相、低压A相、低压B相和低压C相。

[0021] 优选地，所述的高压A相的在线监测指标为高压A相电流、高压A相电压、高压A/B相电流差和高压A/B相电压差；

[0022] 高压B相的在线监测指标为高压B相电流、高压B相电压、高压A/B相电流差和高压A/B相电压差；

[0023] 高压C相的在线监测指标为高压B相电流、高压B相电压、高压B/C相电流差和高压B/C相电压差；

[0024] 中压A相的在线监测指标为中压A相电流、中压A相电压、中压A/B相电流差和中压A/B相电压差；

[0025] 中压B相的在线监测指标为中压B相电流、中压B相电压、中压A/B相电流差和中压A/B相电压差；

[0026] 中压C相的在线监测指标为中压B相电流、中压B相电压、中压B/C相电流差和中压B/C相电压差；

[0027] 低压A相的在线监测指标为低压A相电流、低压A相电压、低压A/B相电流差和低压A/B相电压差；

[0028] 低压B相的在线监测指标为低压B相电流、低压B相电压、低压A/B相电流差和低压A/B相电压差；

[0029] 低压C相的在线监测指标为低压B相电流、低压B相电压、低压B/C相电流差和低压B/C相电压差。

[0030] 步骤(2)中，优选地，所述的将在线监测指标记录的在线监测数据按时间分为两段序列的方法可以为：对于发生过短路的变压器，按最近一次的短路时间为界划分为短路前的前段序列和短路后的后段序列；对于没有发生过短路的变压器，按时间长短等分为前段序列和后段序列。

[0031] 所述的归一化处理可以是最大最小归一化，可采用如下公式将在线监测数据转化到[0,1]区间得到无量纲在线监测数据x^*：

[0032] $$x^* = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

[0033] 其中，x为在线监测指标记录的在线监测数据，其中x_{max}为同一在线监测指标记录的在线监测数据的最大值，x_{min}为同一在线监测指标记录的在线监测数据的最小值。

[0034] 步骤(3)中，所述的排列熵是一种基于复杂性量度的非线性动力学参数，具有不受时间序列长度影响、运算速度快的优点，可采用如下方法计算：

[0035] a.采用相空间重构延迟坐标法对序列X中任意一个无量纲在线监测数据x(i)进行相空间重构，得到如下矩阵：

[0036] $$\begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(m-1)\tau) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x(j) & x(j+\tau) & \cdots & x(j+(m-1)\tau) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x(K) & x(K+\tau) & \cdots & x(K+(m-1)\tau) \end{bmatrix}$$

[0037] 其中，j＝1,2,…,K,K为重构分量的数目，m为嵌入维数，τ为延迟时间，x(j)为重构矩阵的第j行分量。

[0038] b.对x(i)的重构向量的各元素进行升序排列$j_1,j_2,\cdots,j_m$。m维相空间映射下最多可以得到m!个不同的排列模式，P(l)表示其中一种排列的模式：

[0039] $P(l)=(j_1,j_2,\cdots,j_m)$

[0040] 其中，l＝1,2,…,k,k≤m!。

[0041] c.对序列X的各种排列情况的出现次数进行统计，计算各种排列情况出现的相对频率P_i作为出现概率p_i：

[0042] $$p_i = P_i = \frac{P(l)\text{的个数}}{k}$$

[0043] 其中，l＝1,2,…,k,k≤m!。

[0044] 信号排列模式的熵H_1则可表示为：

[0045] $$H_1 = -\sum_{i=1}^{k} P_i \ln P_i;$$

[0046] 归一化后的序列排列熵H(m,τ)的计算方法为：

[0047] $$H(m,\ \tau) = \frac{\left(-\sum_{i=1}^{k} P_i \ln P_i\right)}{\ln(m!)}。$$

[0048] 排列熵只能反映当前一维时间序列的复杂性程度，没有对信号进行分解。而由于外界温度、天气等因素，信号中常会伴有噪声，采用所述的小波熵可以将噪声分离出来。小波熵是小波分解与能量熵的结合，可以体现信号在不同尺度上的复杂性程度。小波包能量熵越大，表示频段内能量分布越均匀，序列的复杂性越大。小波熵的计算方法为：将电流或电压序列f(n)通过不同的滤波器进行不断的细分，将信号分解为不同尺度(M)上的子信号，包括一系列频段二进划分的高频细节子带信号$D_1,D_2,\cdots,D_M$与低频近似子带信号$A_M(n)$，即：

[0049] $$f(n) = D_1(n) + D_2(n) + \cdots + D_M + A_M(n) = \sum_{j=1}^{M} D_j(n) + A_M(n)$$

[0050] 将信号进行小波分解后可以得到信号在每个频段i＝1,2,…,n内的小波能量E_1，$E_2,\cdots,E_n$。根据小波变换前后能量守恒，某一时间窗内信号的总能量E等于各分量能量E_i之和，设小波相对能量e_i为：

[0051] $$e_i = \frac{E_i}{\sum E_i}$$

[0052] 其中，$\sum_{i=1}^{n} e_i = 1$。小波熵H_2等于各个频段的小波相对能量e_i的信息熵的总和：

[0053] $H_2=-\sum e_i \ln e_i$。

[0054] 所述的均方根误差RMSE可按下式计算：

[0055] $$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Xi_{before} - Xi_{after}\right)^2}{n}}$$

[0056] 其中，i表示第i个在线监测指标(i＝1，2，…，n)，n表示在线监测指标总个数。Xi_{before}表示第i个在线监测指标记录的在线监测数据的前段序列的排列熵、小波熵或算术平均数，Xi_{after}表示第i个在线监测指标记录的在线监测数据的后段序列的排列熵、小波熵或算术平均数。$Xi_{before}-Xi_{after}$表示该指标前后段序列的排列熵差、小波熵差或算术平均数差，对其取平方以消除负数的影响。

[0057] 按上述方法即可得到前后段序列的排列熵、小波熵或算术平均数的均方根误差RMSE。

[0058] 步骤(4)中，所述的累计短路电流为位置子样本对应的位置上累计遭受的短路电流之和，短路电流是变压器发生短路时自动记录下来的在线数据，直接决定绕组变形程度。

[0059] 步骤(5)中，所述的支持向量机是机器学习的方法之一，建立在结构风险最小化的基础上，能够较好地解决小样本、非线性和高维数等实际问题。

[0060] 优选地，所述的诊断模型训练步骤包括：寻找到一个可以将变形和正常两类数据分割开的超平面，并使两类数据的间隔最大。离分割面最近的点，被称为支持向量。

[0061] 假设给定的训练集$\{x_i, y_i\}$，i＝1，2，…，N，$y_i \in \{-1,+1\}$，$x_i \in R^d$，如果存在分类超平面$\omega x+b=0$，使得：

[0062] $y_i(\omega x_i+b-1)\geq 0$，(i＝1，2，…，n)

[0063] 则称上述训练集为线性可分，最优分类问题也就转化为约束优化问题，即在上式的约束条件下，求解以下方程：

[0064] $$\min \frac{1}{2}\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\omega} + C\sum_{i=1}^{n}\xi_i$$

[0065] $$\text{s.t.}\begin{cases} y_i(\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}} f(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0,\ \ i = 1,\ 2,\ \cdots,\ n \end{cases}$$

[0066] 其中，ξ_i为考虑到一些样本不能被正确分类而引入的松弛变量；C是对错误分类的惩罚系数，C≥0；n为分类样本个数。

[0067] 对于线性不可分的数据，可以找到一个核函数将数据映射到一个高维空间，再用超平面将变形和正常两类数据分割，可用的核函数除了线性函数外，还有多项式、RBF函数或三角函数等非线性函数。采用网格寻优法不断改变核函数和惩罚系数C的组合来确定使支持向量机训练误差最小的参数组合。

[0068] 步骤(6)中，优选地，所述的诊断各位置子样本对应的位置是否存在绕组变形的判断方法为：若待诊断位置子样本点位于超平面的变形侧，则判断该位置已发生变形；若待诊

断位置子样本点位于超平面的正常侧，则判断该位置没有发生变形。

[0069] 本发明与现有技术相比，主要优点包括：

[0070] (1)利用排列熵、小波熵对在线监测电流、电压信号进行特征提取，可以综合该变压器各监测指标在复杂度、时频域等方面的变异情况，而不需要其他额外的实验设备和试验操作，从而降低人力物力成本。

[0071] (2)通过将各变压器所有监测序列提取的特征之和除以监测指标数的方法，将监测数量不同的变压器的特征统一到了可比较的同一水平，对于监测指标不完整的变压器仍然适用，具有广泛的适用性。

[0072] (3)通过支持向量机从故障特征中自动学习诊断逻辑，实现绕组变形的智能诊断，弥补了人工经验的不足，提高了诊断效率和准确度。

附图说明

[0073] 图1为实施例1的变压器绕组变形位置的在线诊断方法的流程图；

[0074] 图2为实施例1的变压器a短路前后各在线监测指标的排列熵变化图；

[0075] 图3为实施例1的3个变压器的27个位置子样本的短路前的前段序列和短路后的后段序列的排列熵的均方根误差和算术平均数的均方根误差的二维散点分布图。

具体实施方式

[0076] 下面结合附图及具体实施例，进一步阐述本发明。应理解，这些实施例仅用于说明本发明而不用于限制本发明的范围。下列实施例中未注明具体条件的实验方法，通常按照常规条件，或按照制造厂商所建议的条件。

[0077] 实施例1

[0078] 如图1所示，变压器绕组变形位置的在线诊断方法的流程如下：

[0079] S01，收集已知绕组状态的变压器，按照三项三绕组将各变压器拆分为9个位置子样本：高压A相、高压B相、高压C相、中压A相、中压B相、中压C相、低压A相、低压B相、低压C相；

[0080] S02，利用信息熵对各位置子样本进行特征提取，加上是否变形的标签后输入到支持向量机中训练诊断模型；

[0081] S03，将待诊断变压器采用S01的方法拆解成9个位置子样本后，采用S02的特征提取方法，输入到S02训练好的诊断模型中；

[0082] S04，输出支持向量机对待诊断变压器各位置子样本是否变形的诊断结果。

[0083] (1)选取3台已发生变形并明确了具体变形位置的变压器，分别为变压器a、变压器b和变压器c。变压器a的电压等级为110kV，变压器b和变压器c的电压等级为220kV。可直接读取记录的在线监测指标如表1所示。

[0084] 表1可直接读取记录的在线监测指标

[0085]

	高压绕组	中压绕组	低压绕组
A 相电流	指标 1: 高压绕组 A 相电流值	指标 2: 中压绕组 A 相电流值	指标 3: 低压绕组A相电流值
A 相电压	指标 4: 高压绕组 A 相电压值	指标 5: 中压绕组 A 相电压值	指标 6: 低压绕组A相电压值
B 相电流	指标 7: 高压绕组 B 相电流值	指标 8: 中压绕组 B 相电流值	指标 9: 低压绕组B相电流值
B 相电压	指标 10: 高压绕组 B 相电压值	指标 11: 中压绕组 B 相电压值	指标 12: 低压绕组B相电压值
C 相电流	指标 13: 高压绕组 C 相电流值	指标 14: 中压绕组 C 相电流值	指标 15: 低压绕组C相电流值
C 相电压	指标 16: 高压绕组 C 相电压值	指标 17: 中压绕组 C 相电压值	指标 18: 低压绕组C相电压值

[0086] (2)将每台变压器各相各绕组的电流、电压的在线监测数据互作差值，构造电流相差值和电压相差值，与可直接读取记录的在线监测指标组合作为新的完整的在线监测指标。

[0087] (3)将每台变压器的在线监测指标按三相三绕组进行分组，拆分为9个位置子样本，每个位置子样本对应的在线监测指标如表2所示。在3台变压器总计27个位置子样本中，有8个位置子样本经离线试验和拆机分解发现已发生绕组变形，分别为变压器a的中压A相、中压B相、高压A相、高压C相，变压器b的中压B相，变压器c的低压A相、低压B相和低压C相。其余19个位置子样本绕组正常。

[0088] 表2在线监测指标的分组结果

[0089]

位置子样本	下属的在线监测指标
低压 A 相	低压绕组 A 相电流值、低压绕组 A 相电压值、 低压绕组 AB 相电流差值、低压绕组 AB 相电压差值
低压 B 相	低压绕组 B 相电流值、低压绕组 B 相电压值、 低压绕组 AB 相电流差值、低压绕组 AB 相电压差值
低压 C 相	低压绕组 C 相电流值、低压绕组 C 相电压值、 低压绕组 BC 相电流差值、低压绕组 BC 相电压差值
中压 A 相	中压绕组 A 相电流值、中压绕组 A 相电压值、 中压绕组 AB 相电流差值、中压绕组 AB 相电压差值
中压 B 相	中压绕组 B 相电流值、中压绕组 B 相电压值、 中压绕组 AB 相电流差值、中压绕组 AB 相电压差值
中压 C 相	中压绕组 C 相电流值、中压绕组 C 相电压值、 中压绕组 BC 相电流差值、中压绕组 BC 相电压差值
高压 A 相	高压绕组 A 相电流值、高压绕组 A 相电压值、 高压绕组 AB 相电流差值、高压绕组 AB 相电压差值
高压 B 相	高压绕组 B 相电流值、高压绕组 B 相电压值、 高压绕组 AB 相电流差值、高压绕组 AB 相电压差值
高压 C 相	高压绕组 C 相电流值、高压绕组 C 相电压值、 高压绕组 BC 相电流差值、高压绕组 BC 相电压差值

[0090] (4)特征提取。将每个位置子样本的下属在线监测指标记录的在线监测数据按最近一次的短路时间为界划分为短路前的前段序列和短路后的后段序列,并进行最大最小归一化处理。计算处理后的序列的排列熵的均方根误差、小波熵的均方根误差以及算术平均数的均方根误差。将得到的三个均方根误差和对应的位置子样本的累计短路电流作为特征构成四维特征集。

[0091] 以变压器a的低压A相位置子样本为例,按下述步骤提取特征:

[0092] a.按最近一次的短路时间2015年1月24日将低压A相下属监测指标记录的在线监测数据划分为短路前(2013/11/1-2015/1/24)的前段序列T_{before}和短路后(2015/1/24-2015/8/13)的后段序列T_{after},并进行最大最小归一化处理转化到[0,1]区间以去量纲。

[0093] 最大最小归一化处理的公式为:

[0094] $$x^* = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

[0095] 其中,x^*为无量纲在线监测数据,x为在线监测指标记录的在线监测数据,其中x_{max}为同一在线监测指标记录的在线监测数据的最大值,x_{min}为同一在线监测指标记录的在线监测数据的最小值。

[0096] b.按发明内容所述的方法计算两段无量纲在线监测数据序列的排列熵的均方根误差、小波熵的均方根误差以及算术平均数的均方根误差,结果如表3所示。低压A相位置子样本的排列熵的均方根误差、小波熵的均方根误差以及算术平均数的均方根误差分别为0.3203、6.9095和0.0392。

[0097] 表3变压器a的低压A相位置子样本的特征计算和提取结果

[0098]

	排列熵			小波熵			均值		
指标	短路前	短路后	差值	短路前	短路后	差值	短路前	短路后	差值
低压A相电流值	3.0707	2.6097	0.461	17.8113	12.9582	4.8531	0.212	0.1677	0.0443
低压AB相电流差值	3.1141	2.6696	0.4445	13.8621	1.2611	12.601	0.9255	0.9793	-0.0539
低压A相电压值	3.1121	3.0938	0.0184	20.5114	20.5539	-0.0425	0.6004	0.5646	0.0358
低压AB相电压差值	3.083	3.0868	-0.0038	3.6475	0.711	2.9364	0.4967	0.4972	-0.0005
RMSE			0.3203			6.9095			0.0392

[0099] c.将表3中的三个均方根误差和低压A相位置子样本的累计短路电流作为特征构成四维特征集。低压A相位置子样本的累计短路电流从变压器a的台账信息的短路记录中获得,为9.2kA。所以低压A相位置子样本的四维特征集为[0.3203,6.9095,0.0392,9.2]。

[0100] 按步骤a～c提取其它26个位置子样本的特征集,汇总结果如表4所示。

[0101] 表4 27个位置子样本的特征提取结果汇总

[0102]

变压器	位置子样本	前后排列熵差	前后小波熵差	前后均值差	累计短路电流
变压器a	低压A相	0.320317	6.90946	0.039202	9.2
	低压B相	0.222896	7.233183	0.034076	0
	低压C相	0.345881	6.941979	0.045849	9.2
	中压A相	0.36323	27.80493	0.100947	0
	中压B相	0.254158	27.1847	0.068832	0
	中压C相	0.363299	27.96553	0.102912	0
	高压A相	0.319302	15.91197	0.050269	0
	高压B相	0.315275	15.91999	0.050043	0

[0103]

	高压C相	0.325802	15.91999	0.052152	0
变压器b	低压A相	0.020471	36.03064	0.03519	0
	低压B相	0.019591	37.50859	0.032284	0
	低压C相	0.033643	41.35286	0.038622	0
	中压A相	0.072673	30.13068	0.089533	0
	中压B相	0.091766	29.02597	0.08934	10.118
	中压C相	0.116339	28.67999	0.090171	0
	高压A相	0.054301	32.94126	0.088438	5.884
	高压B相	0.019926	31.57624	0.088071	0
	高压C相	0.108691	31.79485	0.08942	0
变压器c	低压A相	0.182103	34.87654	0.068949	26.81
	低压B相	0.219823	40.41053	0.067634	26.81
	低压C相	0.219412	40.88089	0.069945	24.38
	中压A相	0.08231	17.27661	0.021917	51.68
	中压B相	0.07197	20.32252	0.020755	10.056
	中压C相	0.107109	38.55591	0.040062	17.256
	高压A相	0.090561	22.76819	0.041354	0
	高压B相	0.094293	22.82805	0.041885	0
	高压C相	0.095809	25.51844	0.043278	0

[0104] 如图2所示,变压器a大部分在线监测指标的短路前的前段序列和短路后的后段序列的排列熵存在明显差异,具体表现在短路后低压侧电流差、中压侧电压差、高压侧电流及

高压侧电压差在短路后的排列熵显著低于短路前，推断变压器a短路后出现了故障而导致运行状态发生了变化。

[0105] 如图3所示，横轴为短路前的前段序列和短路后的后段序列的算术平均数的均方根误差，纵轴为短路前的前段序列和短路后的后段序列的排列熵的均方根误差，空心圆代表正常的位置子样本，多聚集在图的左下角，实心圆代表变形的位置子样本，多集中在图的右上角，说明与正常的位置子样本相比，变形的位置子样本的短路前的前段序列和短路后的后段序列的排列熵的均方根误差和算术平均数的均方根误差会偏大，即变压器绕组的变形导致在线监测指标记录的在线监测数据的排列熵和算术平均数发生变化，进一步证明了排列熵和算术平均数在诊断绕组变形中的作用。

[0106] 从图3还可看出，正常的位置子样本和变形的位置子样本的边界线呈现出二次曲线的特征，因此在变形位置的诊断模型训练中采用二次曲线SVM会比普通线性SVM的分类效果更好。

[0107] (5)将步骤(4)得到的四维特征集加上是否变形的标签后输入到SVM中进行诊断模型训练和验证，并采用三折交叉验证方法，对模型的判别结果进行了统计。交叉验证是指将训练样本和测试样本分为多个子样本，将这些子样本按照不同比例分割，并利用多数子样本验证少数子样本的方法，结果如表5、6所示。

[0108] 表5支持向量机交叉验证结果统计

[0109]

交叉验证结果	模型判断为正常	模型判断为变形
现实情况为正常	89.47%	10.53%
现实情况为变形	12.50%	87.50%

[0110] 表6支持向量机交叉验证结果

[0111]

变压器	位置子样本	实际运行情况	模型诊断结果	判断结果
变压器 a	低压 A 相	正常	正常	正确
	低压 B 相	正常	正常	正确
	低压 C 相	正常	正常	正确
	中压 A 相	变形	变形	正确
	中压 B 相	变形	变形	正确
	中压 C 相	正常	变形	错误
	高压 A 相	变形	变形	正确
	高压 B 相	正常	变形	错误
	高压 C 相	变形	变形	正确
变压器 b	低压 A 相	正常	正常	正确
	低压 B 相	正常	正常	正确
	低压 C 相	正常	正常	正确
	中压 A 相	正常	正常	正确
	中压 B 相	变形	正常	错误
	中压 C 相	正常	正常	正确
	高压 A 相	正常	正常	正确
	高压 B 相	正常	正常	正确
	高压 C 相	正常	正常	正确
	低压 A 相	变形	变形	正确
	低压 B 相	变形	变形	正确
	低压 C 相	变形	变形	正确

[0112]

变压器 c	中压 A 相	正常	正常	正确
	中压 B 相	正常	正常	正确
	中压 C 相	正常	正常	正确
	高压 A 相	正常	正常	正确
	高压 B 相	正常	正常	正确
	高压 C 相	正常	正常	正确

[0113] 从表5、6可看出，本实施例所述的变压器绕组变形位置的在线诊断方法具有较高的诊断精度，对正常的位置子样本和变形的位置子样本的识别率分别为89.47％和87.5％，能够对变压器的绕组是否变形做出有效的诊断。

[0114] 此外应理解，在阅读了本发明的上述描述内容之后，本领域技术人员可以对本发明作各种改动或修改，这些等价形式同样落于本申请所附权利要求书所限定的范围。

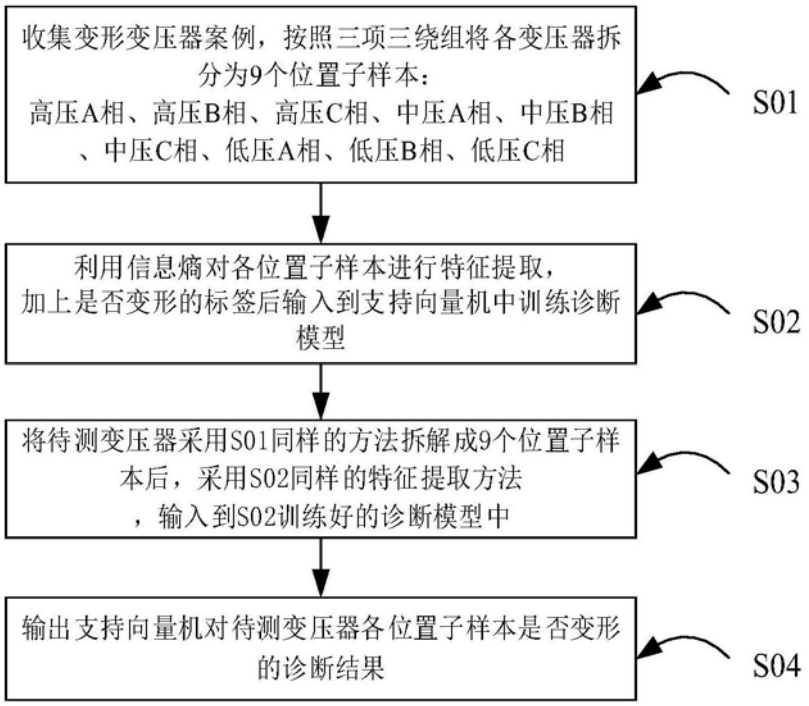

收集变形变压器案例，按照三项三绕组将各变压器拆分为9个位置子样本：
高压A相、高压B相、高压C相、中压A相、中压B相、中压C相、低压A相、低压B相、低压C相
S01
利用信息熵对各位置子样本进行特征提取，加上是否变形的标签后输入到支持向量机中训练诊断模型
S02
将待测变压器采用S01同样的方法拆解成9个位置子样本后，采用S02同样的特征提取方法，输入到S02训练好的诊断模型中
S03
输出支持向量机对待测变压器各位置子样本是否变形的诊断结果
S04

图1

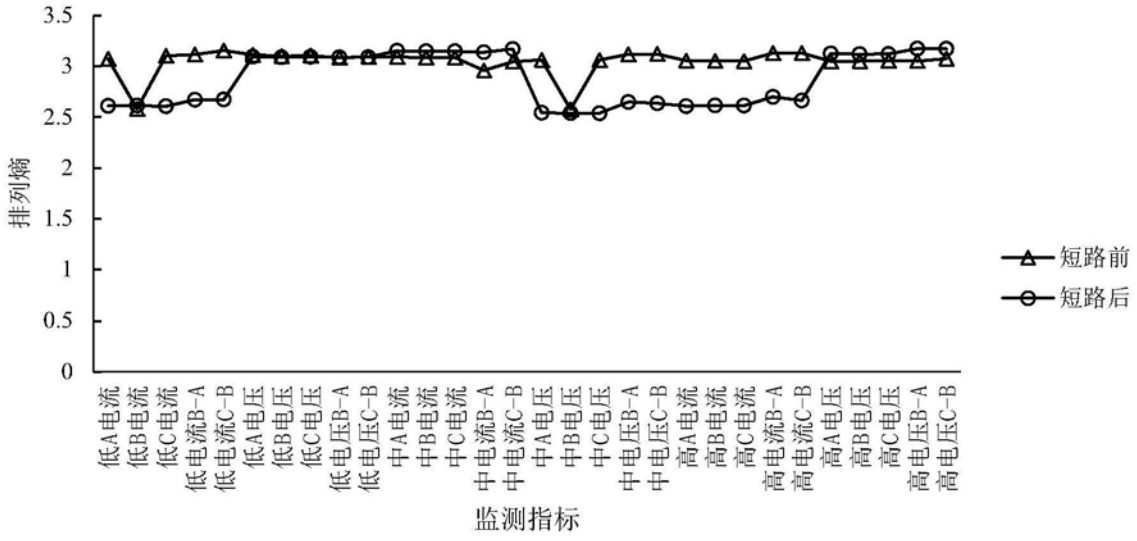

3.5
3
2.5
2
1.5
1
0.5
0
排列熵
低A电流
低B电流
低C电流
低电流B-A
低电流C-B
低A电压
低B电压
低C电压
低电压B-A
低电压C-B
中A电流
中B电流
中C电流
中电流B-A
中电流C-B
中A电压
中B电压
中C电压
中电压B-A
中电压C-B
高A电流
高B电流
高C电流
高电流B-A
高电流C-B
高A电压
高B电压
高C电压
高电压B-A
高电压C-B
监测指标
短路前
短路后

图2

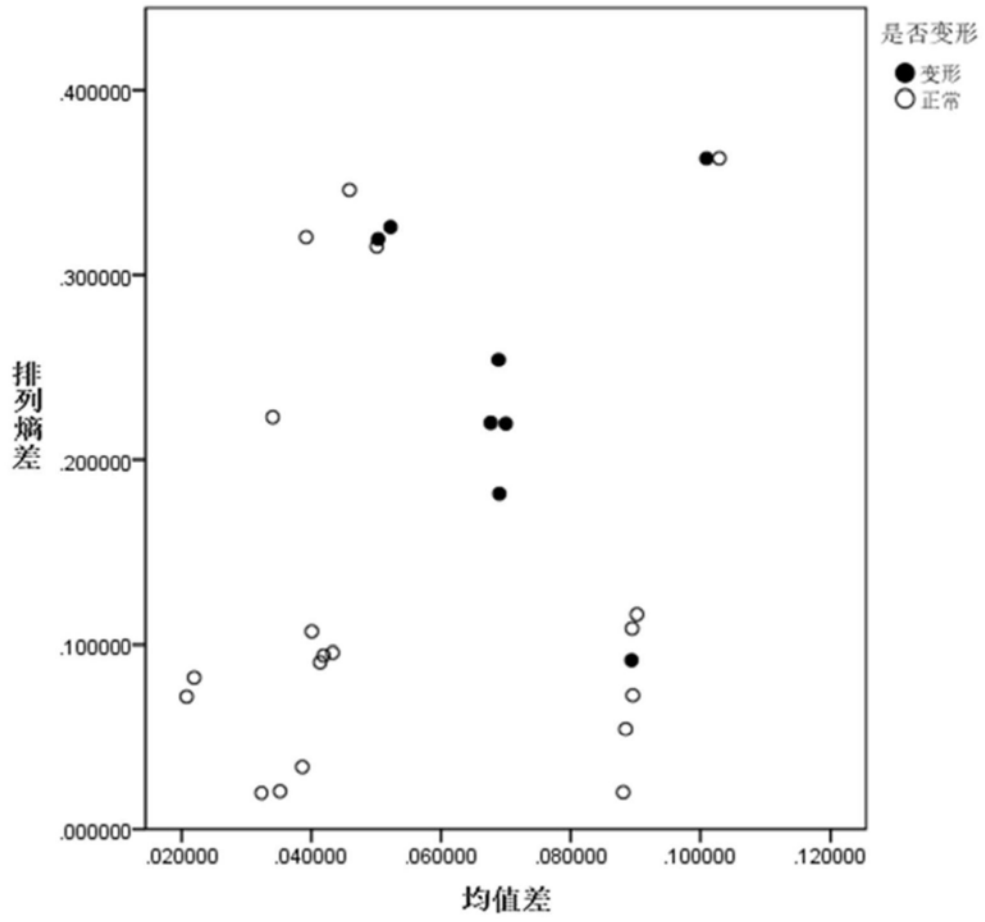

是否变形
变形
正常
.400000
.300000
.200000
.100000
.000000
排列熵差
.020000
.040000
.060000
.080000
.100000
.120000
均值差

图3