

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2018.01.036

基于改进凝聚层次聚类算法的变压器绕组及铁心故障诊断研究

李 敏¹, 陈 果¹, 沈大千¹, 陈飞洋¹, 罗宇昆¹, 王 昕²

(1. 国网四川省电力公司广安供电公司, 四川 广安 638500; 2. 上海交通大学电工与电子技术中心, 上海 200240)

摘要:为实现振动响应法在线诊断变压器绕组及铁心故障,提出一种基于改进凝聚层次聚类算法的变压器故障诊断方法。首先,运用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法对变压器振动信号进行特征值提取,得到变压器振动信号的特征向量。然后,应用凝聚层次聚类算法对测试变压器振动信号的特征向量进行层次分类,分类得到变压器正常、绕组轴向变形、绕组径向变形、铁心故障4种状态。同时,为克服凝聚层次聚类算法计算量大的缺点,对该算法进行了改进,从而提高了变压器状态分类的速度。最终,经实例测试,结果证明该改进方法能有效快速地识别出变压器所处的状态,实现变压器绕组及铁芯的在线监测与故障诊断。

关键词: 振动响应法; 集合经验模态分解; 凝聚层次聚类; 故障诊断

Research on Fault Diagnosis of Transformer Winding and Core Based on the Improved Agglomerative Hierarchical Clustering Algorithm

LI Min¹, CHEN Guo¹, SHEN Daqian¹, CHEN Feiyang¹, LUO Yukun¹, WANG Xin²

(1. Guang'an Power Supply Company of State Grid Sichuan Electric Power Company, Sichuan Guang'an 638500, China;

2. Center of Electrical & Electronic Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In order to realize online condition monitoring of transformer by vibration response method, this paper proposes one kind of transformer fault diagnosis method based on the improved agglomerative hierarchical clustering algorithm. First of all, using ensemble empirical mode decomposition (EEMD) method to get vibration signal characteristic values of transformer. Then, agglomerative hierarchical clustering algorithm is used to classify vibration signal characteristic values of test transformers and get 4 kinds of characteristic values, including the normal state of transformer, winding axial deformation, winding radial deformation and iron core fault state. Meanwhile, to overcome the shortcoming of hierarchical clustering algorithm, which has a large amount of computation, improvements are made to speed on transformer classification. Finally, by testing practical examples, the experimental results prove that, this method can recognize transformer's state immediately and effectively, which can realize on-line monitoring and fault diagnosis for transformer winding and core.

Key words: vibration response method; ensemble empirical mode decomposition; agglomerative hierarchical clustering; fault diagnosis

0 引言

变压器是电网中最重要的一次电气设备,其正

常运行关系着电网的安全、稳定和供电可靠性。而变压器长期运行引起的绕组变形和铁心故障是变压器故障的主要组成部分^[1]。因此,为了保证电网

收稿日期:2017-08-08; 修回日期:2017-10-30

基金项目:国家自然科学基金项目(61673268);国家自然科学基金重点项目(61533012);上海市自然科学基金(14ZR1421800);流程工业综合自动化国家重点实验室开放课题基金资助。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(61673268), the Key Project of NSFC(61533012), Shanghai Natural Science Foundation(14ZR1421800), State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries.

安全运行,有必要对变压器绕组及铁心的状态监测与故障诊断方法进行研究。

传统的变压器故障检测方法有短路阻抗法、频率响应法和低压脉冲法等。目前,这些方法只能实现变压器的离线检测^[2],但离线检测具有盲目性^[3],无法检测出变压器运行过程中绕组变形和铁心的故障,因此有必要对变压器进行在线监测。振动分析法通过分析变压器箱体表面的振动信号来监测绕组和铁心的状况,且监测时不会影响变压器运行^[4],可实现变压器安全可靠地在线监测。

变压器故障诊断的准确性很大程度上取决于信号特征提取的结果^[5],目前对振动信号的特征提取已有一些研究。文[6]采用短时傅里叶变换提取振动信号特征值,但只能进行频域分析,因此无法准确表达信号的局部特性;文[7]利用小波分析对变压器振动信号进行时域和频域综合分析,能有效诊断变压器故障。但存在小波基选取难度大,且无法自适应的问题^[8]。由于非线性因素对变压器振动信号影响较大,时频域分析时会存在频谱泄漏、噪声影响等问题^[9-10]。针对非线性的振动信号,文[11]采用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法处理,能有效提取出信号的特征值,但EMD存在模态混叠的缺点。而EMD的改进方法—EEMD^[12]的提出为特征提取方法提供了新思路。

文中提出一种基于改进凝聚层次聚类算法的变压器绕组及铁心故障诊断方法。首先,采用EEMD处理变压器振动信号,提取出变压器振动信号的特征向量。然后,为提高聚类速度,对凝聚层次聚类算法进行改进,并将其用于变压器振动信号特征向量的分类,得到变压器正常、绕组轴向变形、绕组径向变形、铁心故障4种变压器状态。最后,为验证本故障诊断方法的可行性,选取测试变压器进行故障诊断试验。实例结果证明,该方法能快速有效地识别出变压器所处的状态。

1 变压器振动信号的特征值提取

1.1 变压器振动原理

变压器的振动是由变压器铁心、绕组以及冷却装置等附件的振动产生的。其中,冷却装置等附件的振动并不持续发生,且其频率均小于100 Hz^[13],较易从变压器振动信号中分辨出来。而绕组和铁心的振动均是通过变压器油等绝缘介质传递到箱体表面^[14],因此可直接采集箱体表面的振动信号来判断绕组和铁芯的状态变化。

研究表明,变压器的绕组振动是由流过绕组的

负载电流所产生的电磁力引起的,而铁心振动通常是由硅钢片的磁致伸缩效应^[15]导致的。变压器绕组和铁心按2倍于系统电压的频率振动^[16],即基频为100 Hz。

1.2 振动信号的特征值提取

由于变压器绕组和铁心振动信号均属于非线性非平稳信号,且包含高频分量。为提取变压器振动信号的特征值,文中采用EEMD方法,即在EMD的基础上通过添加强度相同但序列不同的白噪声来补充有缺失的信号,并对新信号进行分解^[17]。EEMD提取特征向量的过程如下:

1)在检测到的变压器振动信号 $x(t)$ 上加入白噪声序列 $\omega(t)$,即

$$X(t) = x(t) + \omega(t) \quad (1)$$

2)运用EMD将加入白噪声后的振动信号 $X(t)$ 分解为IMF分量,即

$$X(t) = \sum_{j=1}^n h_j + r_n \quad (2)$$

式(2)中: h_j 为 $X(t)$ 分解后的第 j 个IMF分量; r_n 为对 $X(t)$ 分解后的余项; n 为分解层数。

3)每次在 $x(t)$ 上加入不同的白噪声序列 $\omega_i(t)$ ($i=1,2,\dots,n$),反复重复步骤1)、2),则

$$X_i(t) = x(t) + \omega_i(t) \quad (3)$$

可分解成

$$X_i(t) = \sum_{j=1}^n h_{ij} + r_{in} \quad (4)$$

4)由步骤3)分解得到的各个IMF的均值作为最终结果为

$$h_j(t)' = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h_{ij}(t) \quad (5)$$

式(5)中: $h_j(t)'$ 表示对原始变压器振动信号 $x(t)$ 进行EEMD分解后得到的第 j 个IMF分量。

5)对EEMD分解后的IMF分量进行希尔伯特变换,得到每个IMF分量随时间变化的瞬时频率和振幅,并计算出每个IMF分量的能量 E_j 为

$$E_j = \sum_{i=1}^{n_{\text{IMF}}} A_j^2(i) \quad (6)$$

式(6)中: $A_j(i)$ 为第 j 个IMF分量的振幅; n_{IMF} 为每个IMF分量的长度。

6)计算第 j 个IMF分量的特征值 v_j ,并由 N 个 v_j 构成变压器特征向量 $\mathbf{V}$,即

$$v_j = \sqrt{E_j} \quad (7)$$

$$\mathbf{V} = [v_1, v_2, \dots, v_N] \quad (8)$$

该特征向量 $\mathbf{V}$ 能综合表征变压器所处的状态。

2 层次聚类算法

聚类是指将物理或抽象对象的数据集合并分成多个类的过程,该过程需要满足相同类内的数据差异度最小、不同类内的数据差异度最大的原则^[18]。聚类算法作为检测数据异常的常用方法,已广泛应用于变压器故障诊断领域。

层次聚类^[19]是对给定的数据对象进在不同层次阶段上按一定的规则将其聚集若干个类,使各个类内部的数据之间具有较大的相似性,而各个类之间的数据具有较小的相似性。按照层次形成方式,可分为凝聚和分裂2种层次聚类算法。凝聚的层次聚类是一种自底向上的策略。文中绘制了凝聚的层次聚类算法(agglomerative nesting, AGNES)和分裂的层次聚类算法(divisive analysis, DIANA)对包含5个对象的数据集合进行处理的过程,见图1。凝聚层次算法中,假设每个对象单独为一类,这些类根据某种距离度量准则逐步合并,直到所有对象最终合并形成一个类^[20]。分裂层次聚类则相反,采取的自顶向下的策略。然而,研究显示分裂方法的效率和性能较凝聚方法低^[21],因此,绝大多数情况下都采用凝聚层次聚类算法进行分类。文中从以下2个方面分析层次聚类算法。

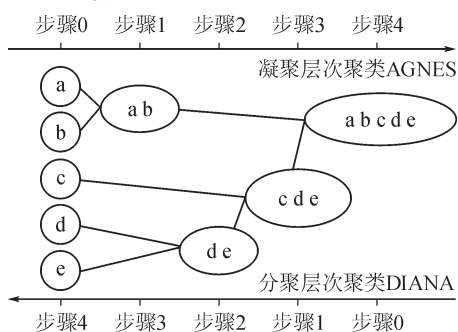


图1 凝聚/分裂层次聚类算法过程图

Fig. 1 Process of agglomerative/divisive hierarchical clustering algorithm

2.1 对象间距离度量方法的选择

计算对象间的距离是经常采用的求相异度的方法。可采用闵可夫斯基距离度量准则^[22],对象*i*和*j*之间的距离计算公式为

$$d(i, j) = \left(\sum_{p=1}^n |x_{ip} - x_{jp}|^m \right)^{\frac{1}{m}} \quad (9)$$

式(9)中: $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}$ 和 $x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jp}$ 分别是2个对象的*p*个属性值; $m=1$ 时为城市街区(Cityblock)距离, $m=2$ 时为欧几里得(Euclid)距离。

2.2 类间距离度量方法的选择

对于任意2个类之间的距离度量^[23], 广泛采用

以下4种方法:

1)最短距离法(Single-link):是指用2个聚类中所有数据点的最短距离代表2个聚类的距离。

$$d_{\min}(c_i, c_j) = \min_{q \in c_i, q' \in c_j} |q - q'| \quad (10)$$

2)最长距离法(Complete-link):是指用2个聚类中所有数据点的最长距离代表2个聚类的距离。

$$d_{\max}(c_i, c_j) = \max_{q \in c_i, q' \in c_j} |q - q'| \quad (11)$$

3)平均值距离法:是指用2个聚类各自中心点之间的距离代表2个聚类的距离。

$$d_{\text{mean}}(c_i, c_j) = |m_i - m_j| \quad (12)$$

4)平均距离法(Average-link):是指用2个聚类所有数据点间的距离的平均距离代表2个聚类的距离。

$$d_{\text{avg}}(c_i, c_j) = \frac{1}{n_i n_j} \sum_{q \in c_i} \sum_{q' \in c_j} |q - q'| \quad (13)$$

式(10)-(13)中: $|q - q'|$ 是2个对象*q*和*q'*之间的距离; m_i 、 m_j 分别是类 c_i 、类 c_j 的平均值; n_i 、 n_j 分别是类 c_i 、类 c_j 中对象的数目。

层次聚类算法的距离和规则容易定义,限制少,而且不需要预先制定聚类数。然而,运用上述方法时仍各有缺陷。比如,最短距离法容易受链式结构的影响;平均距离法和最长距离法倾向于集中在内部,从而容易形成同种的紧密类;平均值距离法可能导致聚类逆增^[24]。因此,需结合实际情况选择层次聚类算法。

3 凝聚层次聚类法的改进

3.1 算法的改进原理

层次聚类算法在每合并完一个类后,在下次合并前必须重新计算合并后的新类与原有类之间的距离,对大量数据集合而言,计算量惊人,从而增加了算法的时间复杂度^[25]。这种凝聚层次聚类算法不具有很好的可伸缩性,因为合并取决于对大量的数据对象或类的检查和估算。因此,算法改进的目标是提高层次聚类算法的运行速度。

若能使对象合并后不需重新计算类间距离,而是直接利用初始距离矩阵的数据,则可以节省大量的计算时间,提高对象合并速度。

文中结合相似性^[26],对上述凝聚型层次聚类算法做出一些改进。

假设对象*i*和*j*的综合距离为

$$d'(i, j) = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^m d_k^2(i, j)}}{m} \quad (14)$$

式(14)中, d_k 可根据类间距离度量方法, 选择为 $d_{\min}$ 、 $d_{\max}$ 、 d_{mean} 、 d_{avg} 。

对象 i 和 j 的相似度 s 为

$$s(i, j) = 1 - d'(i, j) \quad (15)$$

为了能应用于所有的类间距离度量方法, 文中采用了一个结构体数组来记录原始数据的初始位置及它们之间的相似度 s 。

层次聚类的改进方法步骤如下:

1) 计算数据集中任意 2 个对象 i, j 之间的相似度 $s(i, j)$, 并存储在一维结构体数组 s 中。

2) 对一维数组 s 按从大到小的次序进行排序。

3) 对数组 s 中的当前元素, 首先判断其对应的 2 个对象已合并成一类, 如果没有, 就将这 2 个对象合成一个类; 如果其中一个已被合并到某一类, 则将另一个也合并到那个类中; 如果它们已分别被合并到 2 个不同的类, 则将它们所在的那 2 个类合并成一个类。

4) 取数组 s 中的下一个元素, 重复步骤 3), 直到数组 s 中所有的元素处理完毕。

3.2 算法对比实验

文中将四川广安某供电局的型号为 SFZ9M-40000/110 的 110 kV 三相变压器作为实验对象, 在同一额定电压、同一额定电流(电压和电流的偏差在 $\pm 10\%$ 之内不影响实验结果)的运行环境下, 采集了分别处于正常、绕组轴向变形、绕组径向变形和铁心故障 4 种状态的变压器振动信号, 共计 50 组。

实验应用 EEMD 方法提取了变压器振动信号的特征值, 形成共 50 个特征值向量, 将其与变压器状态一一对应, 再进行层次聚类。通过对层次聚类算法的对象间距离度量方法和类间距离度量方法进行组合对比, 并考察该算法的运行时间和准确率, 从而找出聚类效果最好的算法。其中, 准确率是指由层次聚类算法产生的聚类结果和实际情况的相同比例, 数值越接近于 1, 说明聚类结果与实际相符程度越高, 层次聚类算法对比见表 1。

1) 对象间距离度量方法的选择。2 种聚类图分别见图 2、3。

从表 1、图 2、3 可以看出, Cityblock 和 Euclid 对象间距离度量方法的聚类效果相同, 即分类出 3 种不同的变压器状态, 而准确率也相同。由于 Euclid 距离算法的运行时间较短, 文中选择 Euclid 距离算法。

2) 类间距离度量方法的选择。Euclid-Single 聚类图见图 4。

从表 1、图 3、4 可以看出, Average 和 Single 类间距离度量方法的准确率相近, 但 Average 方法没有

表 1 层次聚类算法对比

Table 1 Comparison among hierarchical clustering algorithms

算法	运行时间/s	准确率	故障诊断结果
Cityblock-Average	2.384 1	0.90	正常状态、绕组轴向变形、铁心故障。
Euclid-Average	2.377 4	0.90	正常状态、绕组轴向变形、铁心故障。
Euclid-Single	2.396 4	0.88	正常状态、绕组轴向及径向变形、铁心故障。
改进 Euclid-Single	1.262 3	0.92	正常状态、绕组轴向及径向变形、铁心故障。

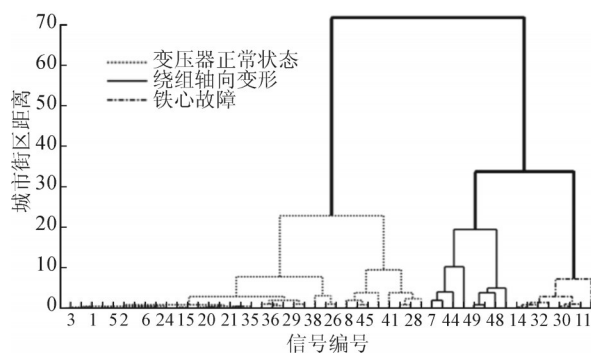


图 2 Cityblock-Average 聚类图

Fig. 2 Clustering result of Cityblock-Average algorithm

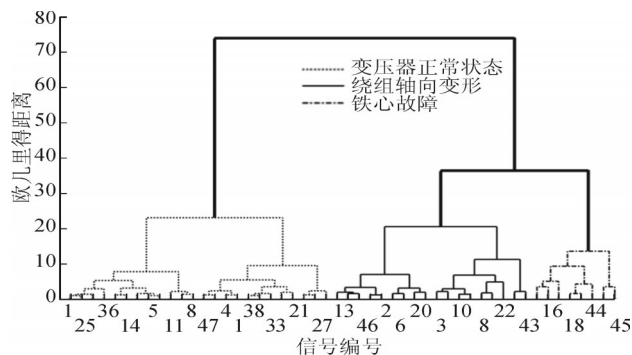


图 3 Euclid-Average 聚类图

Fig. 3 Clustering result of Euclid-Average algorithm

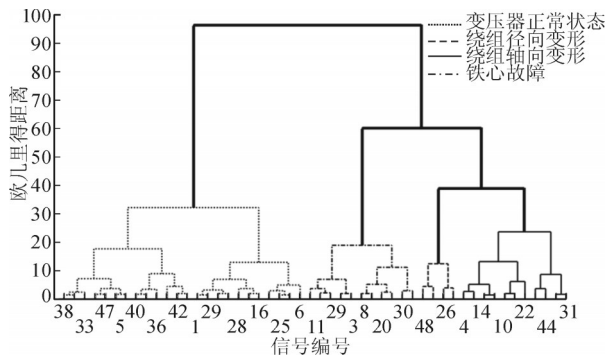


图 4 Euclid-Single 聚类图

Fig. 4 Clustering result of Euclid-Single algorithm

分类出变压器绕组径向变形故障,说明 Single 算法的聚类效果更好。

综上,文中初步选择 Euclid-Single 层次聚类算法进行分类。

3.3 改进算法的应用

为了提高层次聚类算法的速度,文中对 Euclid-Single 层次聚类算法进行改进,并将其与原算法进行对比,见图5。从表1、图4、5可以看出,改进后的算法和原算法聚类结果相同,都分类出4种变压器状态。相比之下,改进后的算法运行时间更短,准确率更高。因此,改进的层次聚类算法应用于变压器故障诊断效果更好,而且提高了故障诊断速度。

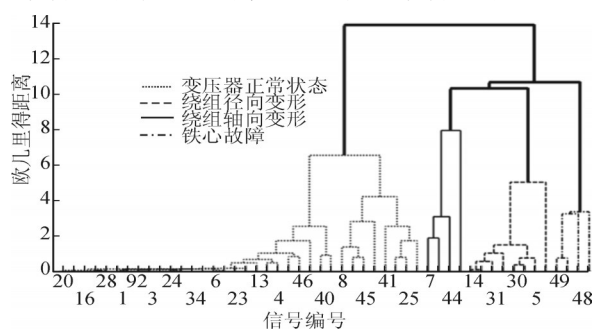


图5 改进 Euclid-Single 聚类图

Fig. 5 Clustering result of the improved Euclid-Single algorithm

4 实例验证

4.1 变压器振动信号采集

变压器振动信号采集系统由加速度传感器、数据采集卡、计算机组成,见图6。采集信号试验中,将3个ICP型加速度振动传感器(灵敏度为100 mV/g)经永磁体固定在高压侧箱壁上。



图6 变压器振动信号采集系统

Fig. 6 Vibration signal acquisition system of transformer

铁心和绕组的振动到达变压器箱体表面的路径不同。由于变压器的体积通常较大,而箱体的振动特征与最近的振源相关,可以选择每相绕组对应的箱壁中部、底部以及箱壁侧面位置进行采样数据。采样频率为23.6 kHz。

4.2 实例分析

为进一步验证基于改进凝聚层次聚类的变压器故障诊断方法的可行性,对四川广安供电局的5台220 kV三相变压器进行了测试。被测变压器型号SSZ11-180000/220,额定容量180 MVA,额定电压220/121/10.5 kV,接线组别YNyn0d11。测试是在同

一额定电压、同一额定电流(电压和电流的偏差在 $\pm 10\%$ 之内不影响测试结果)的运行环境下,采集 $5 \times 6 = 30$ 组变压器振动数据并对其进行分析。

首先,对30组变压器振动信号进行特征值提取,得到了测试变压器的30组振动信号特征向量。其次,采用了改进的 Euclid-Single 层次聚类算法对这些特征向量进行分类。结果测得,该改进算法的运行时间仅需1.1723 s。而测试的最终故障诊断结果见图7和表2,其中以T代表变压器号。图7中直观地显示出被测变压器振动信号特征值的分类情况,比如,代表T₁的1-6组振动信号特征值均分别属于正常状态,代表T₂的7-12组特征值则属于绕组和铁心故障状态,以此类推。表2总结了图7的结果,列出经诊断方法分类出的状态及其对应的变压器。

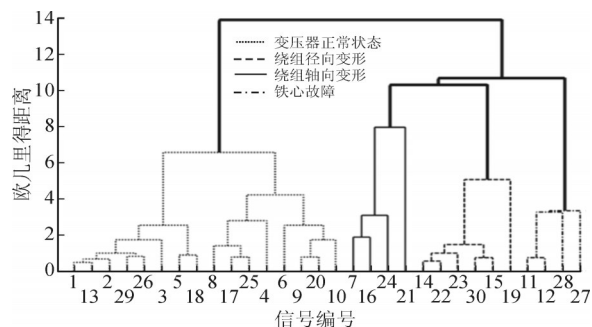


图7 变压器故障诊断结果图

Fig. 7 Results of transformer fault diagnosis

表2 变压器状态分类结果

Table 2 Results of classification of transformer state

变压器状态	变压器号
正常状态	T ₁
绕组径向变形	T ₄ 、T ₅
绕组轴向变形	T ₂ 、T ₃ 、T ₄
铁心故障	T ₂ 、T ₅

事后返厂吊罩检查发现,5台变压器中,T₁是处于正常状态的;T₂铁心有轻微松动,绕组有轴向轻微变形;T₃仅有绕组轴向轻微变形;T₄绕组故障严重,径向和轴向均有多处变形;T₅铁心轻微松动,绕组有径向轻微变形。可知,实际结果与故障诊断结果相同,从而证明了该变压器故障诊断方法的可行性。

5 结论

文中基于改进的凝聚层次聚类算法对变压器振动信号进行分类,有效实现了变压器绕组及铁心的在线监测与故障诊断,并得出以下结论。

1)运用EEMD方法处理试验所得的变压器振动信号,并能够有效地提取正常状态、绕组轴向变形、

绕组径向变形、铁心故障4种变压器状态的特征值。

2)采用改进凝聚层次聚类算法对变压器振动信号特征向量进行分类,层次结构清晰,对算法中距离矩阵的改进提高了层次聚类的速度。

3)经实例测试和返厂吊罩验证,该方法能快速而准确地识别出变压器所处的状态,为变压器故障诊断提供了新方法。

参考文献:

- [1] 孟永鹏,钟波,贾申利. 振动分析在电力设备状态检测中的应用和发展[J]. 高压电器, 2005, 41(6):461-465.
MENG Yongpeng, ZHONG Bo, JIA Shenli. Application and development of the vibration analysis in the condition monitoring of electrical equipment[J]. High Voltage Apparatus, 2005, 41(6):461-465.
- [2] 孙翔,何文林,詹江杨,等. 电力变压器绕组变形检测与诊断技术的现状与发展[J]. 高电压技术, 2016, 42(4):1207-1220.
SUN Xiang, HE Wenlin, ZHAN Jiangyang, et al. Current status and development of test and diagnostic technique of transformer winding deformation[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(4):1207-1220.
- [3] 吴曾雄. 基于振动分析法的变压器状态监测系统的研究与实现[D]. 广州:华南理工大学, 2016.
WU Zengxiong. Research and implementation of condition monitoring system for power transformer based on vibration analysis[D]. Guangzhou:South China University of Technology, 2016.
- [4] 周求宽,万军彪,王丰华,等. 电力变压器振动在线监测系统的开发与应用[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(3):162-166.
ZHOU Qiukuan, WAN Junbiao, WANG Fenghua, et al. Design and implementation of online vibration monitoring system for power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(3):162-166.
- [5] 李莉,朱永利,宋亚奇. 变压器绕组多故障条件下的振动信号特征提取[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(8):140-146.
LI Li, ZHU Yongli, SONG Yaqi. Feature extraction for vibration signal of transformer winding with multiple faults[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(8):140-146.
- [6] 李斌,李爽,鲁旭臣. 高压断路器机械特性振动信号特征提取和故障诊断方法研究[J]. 高压电器, 2015, 51(10):138-144.
LI Bin, LI Shuang, LU Xuchen. Research on method of feature extraction and fault diagnosis based on vibration signal for high voltage circuit breaker mechanism characteristics[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(10):138-144.
- [7] 王春宁,朱跃光,马宏忠,等. 基于振动信号和小波神经网络的变压器故障诊断[J]. 中国电力, 2014, 47(4):75-79.
WANG Chunning, ZHU Yueguang, MA Hongzhong, et al. Fault diagnosis of power transformer based on vibration and wavelet neural network[J]. Electric Power, 2014, 47(4):75-79.
- [8] PENG Z K, TSE P W, CHU F L. A comparison study of improved hilbert-huang transform and wavelet transform: application to fault diagnosis for rolling bearing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(4):974-988.
- [9] 祝丽花,杨庆新,闫荣格,等. 考虑磁致伸缩效应电力变压器振动噪声的研究[J]. 电工技术学报, 2013, 28(4):1-6.
ZHU Lihua, YANG Qingxin, YAN Rongge, et al. Research on vibration and noise of power transformer cores including magnetostriction effects[J]. Transaction of China Electrotechnical Society, 2013, 28(4):1-6.
- [10] 周宇,马宏忠,李凯,等. 基于相空间重构的大型变压器绕组松动的振动特征识别[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(12):169-175.
ZHOU Yu, MA Hongzhong, LI Kai, et al. Winding looseness recognition based on phase space reconstruction of large transformer vibration signals[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(12):169-175.
- [11] 朱跃光,马宏忠,陈楷,等. 基于振动信号的电力变压器故障诊断系统的开发[J]. 电工电能新技术, 2013, 32(3):116-120.
ZHU Yueguang, MA Hongzhong, CHEN Kai, et al. Development of fault diagnosis system for power transformer based on vibration[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2013, 32(3):116-120.
- [12] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1):1-41.
- [13] GARCIA B, BURGOS J C. Transformer tank vibration modeling as a method of detecting winding deformations-Part 1: Theoretical foundation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(1):157-163.
- [14] 程锦,李延沐,汲胜昌,等. 振动法在线监测变压器绕组及铁心状况[J]. 高电压技术, 2005, 31(4):43-45.
CHENG Jin, LI Yanmu, JI Shengchang, et al. Application of vibration method on monitoring the winding and core condition of transformer[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(4):43-45.
- [15] 王春宁,耿志慧,马宏忠,等. 基于振动的电力变压器铁心松动故障诊断研究[J]. 高压电器, 2015, 51(12):59-65.
WANG Chunning, GENG Zhihui, MA Hongzhong, et al. Fault diagnosis of transformer core loosening based on vibration[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(12):59-65.
- [16] 马宏忠,赵宏飞,陈楷,等. 基于振动的变压器铁芯松动判定方法[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(14):101-106.
MA Hongzhong, ZHAO Hongfei, CHEN Kai, et al. Determine method for transformer core looseness based on vibration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(14):101-106.
- [17] 臧状,陈江波,李辉,等. EEMD能量熵在配电变压

- 器绕组状态监测中的应用[J]. 高压电器, 2015, 51(11): 187-193.
- ZANG Zhuang, CHEN Jiangbo, LI Hui, et al. State monitoring of distribution transformer windings with EEMD energy entropy[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(11):187-193.
- [18] 王 韶, 周 鑫. 应用层次聚类法和蚁群算法的配电网无功优化[J]. 电网技术, 2011, 35(8):161-167.
- WANG Shao, ZHOU Xin. Optimization of reactive power in distribution network with hierarchical clustering and ant colony algorithm[J]. Power System Technology, 2011, 35(8): 161-167.
- [19] 郭景峰, 赵玉艳, 边伟峰, 等. 基于改进的凝聚性和分离性的层次聚类算法[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(sl): 202-206.
- GUO Jingfeng, ZHAO Yuyan, BIAN Weifeng, et al. A hierarchical clustering algorithm based on improved cluster cohesion and separation[J]. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(sl):202-206.
- [20] 李新叶, 李新芳. 基于改进层次聚类的同家族变压器状态变化规律分析[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(19): 104-109.
- LI Xinye, LI Xinfang. Condition evolution regularity analysis of power transformer in the same family based on improved hierarchical clustering[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(19):104-109.
- [21] BABNIK T, AGGARWAL R K, MOORE P J. Principal component and hierarchical cluster analyses as applied to transformer partial discharge data with particular reference to transformer condition monitoring[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2008, 23(4):2008-2016.
- [22] WANG Y Y, ZENG X J, DONG Z Y, et al. Stator single-phase-to-ground fault protection for bus-connected power-formers based on hierarchical clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2013, 28(4):991-998.
- [23] 段明秀. 层次聚类算法的研究及应用[D]. 长沙:中南大学, 2009.
- DUAN Mingxiu. The research and application of hierarchical clustering algorithm[D]. Changsha:Central South University, 2009.
- [24] 李雅洁, 孟晓丽, 宋晓辉, 等. 基于最优FIR滤波器与层次聚类的配电网单相接地故障选线方法[J]. 电网技术, 2015, 39(1):143-149.
- LI Yajie, MENG Xiaoli, SONG Xiaohui, et al. Single-phase-to-ground fault line detection for distribution network based on optimal finite impulse response filter and hierarchical clustering[J]. Power System Technology, 2015, 39(1):143-149.
- [25] 段明秀, 杨路明. 对层次聚类算法的改进[J]. 湖南理工学院学报(自然科学版), 2008, 21(2):28-29.
- DUAN Mingxiu, YANG Luming. Improving hierarchical clustering algorithm[J]. Journal of Hunan Institute of Science and Technology(Natural Sciences), 2008, 21(2):28-29.
- [26] 刘文军, 游兴中. 一种改进的凝聚层次聚类法[J]. 吉首大学学报(自然科学版), 2011, 32(4):11-14.
- LIU Wenjun, YOU Xingzhong. Improved algorithm of agglomerative hierarchical clustering[J]. Journal of Jishou University(Natural Science), 2011, 32(4):11-14.
- 李 敏(1969—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为变压器在线监测及故障诊断技术。
- 王 昕(1972—), 男, 博士, 副教授, 主要从事变压器、高压断路器、电力设备在线检测和监测等方面的研究。

(上接第235页)

- and its algorithm[D]. Xi'an: Northwest University, 2009.
- [20] 张海平, 何正友, 张 钧. 基于量子神经网络和证据融合的小电流接地选线方法[J]. 电工技术学报, 2009, 24(12): 171-178.
- ZHANG Haiping, HE Zhengyou, ZHANG Jun. A fault line detection method for indirectly grounding power system based on quantum neural network and evidence fusion[J]. Transactions of China Electro-technical Society, 2009, 24(12): 171-178.
- [21] 廖瑞金, 廖玉祥, 杨丽君, 等. 多神经网络与证据理论融合的变压器故障诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(3):119-124.
- LIAO Ruijin, LIAO Yuxiang, YANG Lijun, et al. Study on synthetic diagnosis method of transformer fault using multi-neural network and evidence theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(3): 119-124.
- [22] 黄新波, 陶 晨, 刘 斌. 智能断路器机械特性在线监测技术和状态评估[J]. 高压电器, 2015, 51(3):129-134.
- HUANG Xinbo, TAO Chen, LIU Bin. On-line monitoring technology of mechanical properties and state evaluation method for intelligent circuit breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(3): 129-134.
- [23] 敖蕾蕾, 王慧芳, 张 弛, 等. 基于D—S证据理论的输电设备状态检修多目标群决策[J]. 电网技术, 2014, 38(6): 1627-1633.
- AO Leilei, WANG Huifang, ZHANG Chi, et al. Multi objective and group decision-making research based on D-S evidence theory in condition-based maintenance for transmission and transformation equipment[J]. Power System Technology, 2014, 38(6): 1627-1633.
- 刘建华(1973—), 男, 副教授, 博士研究生, 主要从事电气设备故障诊断方面的研究工作。
- 周明平(1991—), 男, 硕士研究生, 主要从事断路器故障诊断方面的研究工作。