

基于振动信号统计特性的变压器绕组状态监测

陈沛龙¹, 刘君¹, 马晓红¹, 王丰华², 张迅¹, 胡兴海³,
许逵¹, 黄军凯¹, 曾鹏¹, 田承越¹

- (1. 贵州电网有限责任公司电力科学研究院, 贵州, 贵阳 550002;
2. 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海交通大学, 上海 200240;
3. 贵州电网有限责任公司兴义供电局, 贵州 兴义 562400)

摘要: 运行中的变压器振动信号与其绕组状态密切相关, 为深入挖掘变压器振动信号的变化规律, 实现绕组状态的准确监测, 本文从在运变压器的振动监测信号特性出发, 通过对预处理后的变压器振动信号进行系统聚类, 得到了变压器绕组振动特征曲线, 进而根据变压器振动信号的统计特性即 T^2 控制图对绕组状态进行监测分析。对某 500kV 变压器振动在线监测信号的分析结果表明, 所提出的系统聚类方法能够有效地提取变压器振动信号的特征, 依据振动信号的 T^2 控制图可以准确地判断变压器的绕组状态。研究结果可为基于振动信号的变压器绕组状态监测提供重要依据。

关键词: 变压器绕组; 振动信号; 系统聚类; 状态监测; T^2 控制图

DOI: 10.12067/ATEEE1801072

文章编号: 1003-3076(2018)09-0074-07

中图分类号: TM411

1 引言

变压器作为电力系统的重要连接环节, 在电力系统中起着电压、电流变换以及电能分配和传输的重要作用。据统计, 绕组变形是变压器的主要故障类型, 且随着电网电压等级及变压器容量的增大, 其故障率居高不下^[1,2]。因此, 积极开展变压器绕组状态监测, 及时发现故障隐患, 对确保电网的安全、优质、稳定及经济运行具有十分重要的意义。

近年来, 振动分析法作为一种灵敏性较高的变压器绕组状态检测方法, 引起了国内外研究人员的关注^[3,4]。其原理是将变压器绕组视作一个机械结构体, 当绕组出现松动或形变时, 其机械性能会随之变化, 故通过监测经由结构件或绝缘油传递至油箱壁的振动信号便可实现绕组状态的分析评估。其中, 如何从监测到的振动信号中提取出合理有效的绕组状态监测指标一直是研究热点。文献[5,6]根据模型变压器空载试验和短路试验下的箱壁振动信号及其与变压器电压电流的关系, 建立了基于振动

信号 100Hz 分量的变压器振动模型, 提出了根据振动信号 100Hz 分量的变化对绕组状态进行监测的方法。在此基础上, 文献[7]考虑了变压器运行参数如电压电流等与振动信号的概率关系, 基于自学习算法和贝叶斯网络提出了变压器概率振动模型来对绕组故障进行诊断。文献[8]以 50Hz 和 100Hz 及其倍频分量作为特征频率, 建立了计及变压器运行参数的振动信号基频折算模型, 根据不同频率分量的变化来诊断绕组状态。文献[9]给出了振动相关性、振动平稳性、能量相似度和频谱复杂度 4 种特征值来分析判断变压器的绕组变形。文献[10]根据变压器振动信号经验小波分解函数分量的 Hilbert 谱, 构建了基于能量的特征矢量对变压器的典型工况进行识别。但上述研究大都在实验室条件下基于模型变压器或小变压器进行研究, 考虑到变压器结构、运行条件及年限的分散性及与变电站现场运行环境的差异性, 所提出的振动信号特征量的有效性仍有待进一步验证。文献[11]在考虑变压器运行参数的前提下, 提出了基于广义回归神经网络的变

收稿日期: 2018-01-27

基金项目: 上海市自然科学基金项目(17ZR1414400)

作者简介: 陈沛龙(1988-), 男, 贵州籍, 高级工程师, 硕士, 研究方向为高电压技术;

王丰华(1973-), 女, 河南籍, 副教授, 博士, 研究方向为电力设备状态监测技术等(通讯作者)。

压器振动基频幅值计算方法,应用某 110kV 在运变压器的表面振动信号验证了计算结果的有效性。人工智能时代对变压器振动在线监测获取的海量振动信号分析方法及其绕组状态识别方法提出了新的需求和挑战^[12,13],为提在运变压器的运行可靠性,有必要进一步研究高效准确的变压器振动信号分析方法,实现变压器绕组状态的准确监测。

聚类分析作为数据挖掘的一种手段,能够快速、准确地从大规模的数据集合里发掘出其中有价值的分布、模式及规则。基于此,本文尝试利用系统聚类对变压器振动信号进行分析,依据从振动信号聚类结果中提取出的振动特征曲线并定义特征指标来判断绕组状态。最后以某 500kV 变压器振动在线监测系统的批量振动监测信号数据为对象,验证所提方法的有效性。

2 基于系统聚类的振动信号分析

根据变压器振动在线监测系统获取的振动信号特性,分别从振动信号标准化和信号截取两个部分进行振动信号预处理。

2.1 振动信号预处理

在对变压器海量振动监测信号进行处理时,为保持信号的形状并降低信号幅值对分析结果的影响,通常可对振动监测系统采集到的振动信号进行标准化处理。本文在此采用 Z-score 标准化法,计算公式为:

$$y = \frac{x_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}} \quad (1)$$

式中, x 和 \bar{x} 分别为原振动信号及其均值; y 为标准化后的振动信号; N 为振动信号长度。

变压器振动在线监测系统持续对在运变压器的振动信号进行采集和存储时,以每相放置一路振动传感器、采样频率 10kHz、存储间隔 5min 和每组信号大小 10MB 来计,一台变压器振动在线监测系统在 1 个月内存储的数据量可达约 1GB 左右。那么,经过较长一段时间的运行,在线监测系统获得的振动数据量将十分庞大,直接对其分析处理会存在计算量大、信号处理效率低等问题。因此,需要对待处理的振动信号进行截取处理,以简化计算量。本文对标准化后的振动信号进行了截取处理,具体方法如下:对监测系统经一定时间间隔存储的各组振动

信号,从前两周期振动波形内的最低点起,截取长度为 0.2s 的振动信号。这样既缩小了待处理的振动信号数据规模,也不会影响变压器振动信号的原有波形结构。

2.2 系统聚类算法

系统聚类的基本思想如下:先将多个样本各自看成一类,然后规定样本之间的距离、类与类之间的距离,选择距离最小的一对并成一个新类,进而计算新类和其他类的距离,再将距离最小的两类合并,重复以上过程,直至各类的大小和形状趋于稳定^[14]。与其他聚类方法相比,系统聚类算法具有距离定义简单、聚类质量不受初始聚类点影响等优势,尤其擅长处理连续性数据。此外,其分组过程的标准是基于对象特征的相异度,即同组中的对象相异度小,不同组中的对象相异度大,故可用来对运行中的变压器振动监测信号进行分析处理。具体步骤如下:

(1) 形成初始距离矩阵 D^0

假设初始样本数据数量为 m ,将每个样本数据视作单独的一个类簇,记作 $C_1^0, C_2^0, \dots, C_m^0$ 。此处,每个样本数据为预处理后的变压器振动信号。依次计算每两个类簇之间的欧氏距离,得到 m 阶初始距离矩阵 D^0 。易知,初始距离矩阵 D^0 是一个对称矩阵,且对角线元素均为 0,故可以只存储上三角或者下三角部分。

(2) 距离矩阵的降维

系统聚类通常将距离矩阵中最小元素对应的类视为距离最近的两类,继而进行类簇合并实现距离矩阵的降维。为便于说明,将经过 N 次聚类运算的距离矩阵表示为 D^N ,寻找距离矩阵 D^N 中的最小元素 d_{\min} ,若最小元素 d_{\min} 所在行和列分别为 i, j ,则将第 i, j 行和第 i, j 列合并,即合并类簇 C_i^N 与类簇 C_j^N 形成新的类簇 C_{ij}^N 。重新计算距离矩阵 D^N ,记为 D^{N+1} ,其中,类簇 C_{ij}^N 至其余类簇的距离可由距离递推公式求得。目前,常用的距离递推公式主要有最短距离法、最长距离法、中间距离法、重心法以及类平均距离法等^[15]。假设新类簇 C_m^N 由类簇 C_i^N 和 C_j^N 合并而成,那么应用这几种距离递推公式得到的类簇 C_i^N 到类簇 C_m^N 的距离 d_{im} 可分别表示为:

$$d_{im} = \min(d_{ii}, d_{ij}) \quad (2)$$

$$d_{im} = \max(d_{ii}, d_{ij}) \quad (3)$$

$$d_{im} = \sqrt{\frac{1}{2}d_{ii}^2 + \frac{1}{2}d_{ij}^2 - \frac{1}{4}d_{ij}^2} \quad (4)$$

$$d_{im} = \sqrt{\frac{n_i}{n_i + n_j} d_{ii}^2 + \frac{n_j}{n_i + n_j} d_{jj}^2 - \frac{n_i n_j}{(n_i + n_j)^2} d_{ij}^2} \quad (5)$$

$$d_{im} = \sqrt{\frac{n_i}{n_i + n_j} d_{ii}^2 + \frac{n_j}{n_i + n_j} d_{jj}^2} \quad (6)$$

式中, d_{ii} 和 d_{jj} 为类簇 C_i^N 至合并前的类簇 C_i^N 和 C_j^N 的距离; d_{ij} 为类簇 C_i^N 和 C_j^N 之间的距离; n_i 为类簇 C_i^N 中的样本数据个数; n_j 为类簇 C_j^N 中的样本数据个数。

显然,选取不同的距离递推公式会对系统聚类结果产生不同的影响。因此,本文中引入聚类相关系数来检验不同距离递推公式产生的二叉聚类树和实际情况相符程度,在此基础上选择合适的距离矩阵降维方法,达到最优的聚类效果^[16]。

聚类相关系数 C 的计算公式为:

$$C = \frac{\sum_{i < j} (d_{ij} - \bar{d})(z_{ij} - \bar{z})}{\sqrt{\sum_{i < j} (d_{ij} - \bar{d})^2 \sum_{i < j} (z_{ij} - \bar{z})^2}} \quad (7)$$

式中, z_{ij} 为距离递推公式产生的二叉聚类树中同一类对象之间的距离; \bar{d} 、 \bar{z} 分别为相应距离的平均值。

一般来说,聚类相关系数值越接近于1,聚类效果越好。

(3) 类簇合并

若 N 次聚类运算后最小距离元素 d_{\min} 对应的两个类簇 C_i^N 和 C_j^N 形成的新类簇为 $C_{ij}^{N+1} = \{C_i^N, C_j^N\}$, 则更新后的分类为 $C_1^{N+1}, C_2^{N+1}, \dots, C_{ij}^{N+1}, \dots$, 返回步骤(2)。

重复以上过程,直至最小元素 d_{\min} 超过预先设定的聚类阈值或距离矩阵维数降至预设值,完成距离矩阵的降维。

因聚类个数的不同会对聚类结果中类簇的形状、所包含的数据量等造成一定影响,使得不同数据区间区分不够明显,最终有可能引起异常数据的误判,从而降低基于振动信号的变压器绕组状态诊断的准确性。因此,为较为准确地确定聚类的个数,使聚类后产生的各类簇之间相对稳定,本文根据类簇的总体距离来确定系统聚类数目,即将聚类结果中每一个类簇包含的所有样本数据对应的类簇中心距离进行累加,即可得到类簇总体距离 J , 其计算公式为:

$$J = \sum_{k=1}^q \sum_{x_i \in C_k^N} (x_i - \sum_{i=1}^a \frac{x_i}{a})^2 \quad (8)$$

$$J_k = (x_i - \sum_{i=1}^a \frac{x_i}{a})^2 \quad (9)$$

式中, q 为聚类个数; J_k 为类簇中心距离,指聚类结果中类簇 C_k^N 的类簇中心与空间内任意一样本数据 x_i 的距离; a 为类簇 C_k^N 中的样本总数。

随着聚类个数 N 的增加,样本数据会被归入到距离最近的类簇中,从而导致总体距离 J 呈现不断减小的趋势,并逐渐稳定。总体距离 J 下降趋势减缓反映了聚类结果中的各类簇形状和大小相对趋于稳定。因此,本文选取总体距离下降减缓处的 N 值作为系统聚类个数。

2.3 振动特征曲线的提取

运行中的正常变压器可以视作是一个内部结构确定的机械系统,因变压器的工作电压通常为一定值,故可认为变压器的铁心振动为一恒定因素,则当变压器绕组存在松动或变形等故障隐患时,其对应的机械性能也将产生相应的变化,进而体现在变压器在线监测中获取的振动信号的变化上。相应地,如果变压器振动在线监测系统采集到的变压器振动信号曲线变化趋势明显偏离历史振动信号曲线或变压器正常工况下的振动信号曲线,可判定变压器绕组状态异常,需要关注。显然,要准确辨别当前的待检变压器振动信号曲线是否异常,需要有一个正常的变压器振动信号特征曲线作为参考,本文在此定义类簇 C_k^N 的类簇中心 X_T 作为变压器振动信号特征曲线,其计算公式为:

$$X_T = \left(\frac{\sum_{i=1}^{K_1} x_{i1}}{K_1}, \frac{\sum_{i=1}^{K_2} x_{i2}}{K_2}, \dots, \frac{\sum_{i=1}^{K_M} x_{iM}}{K_M} \right) \quad (10)$$

式中, K_1, K_2, \dots, K_M 分别为各个类簇中的振动信号数目; M 为振动信号长度。

2.4 绕组状态监测方法

对变压器振动监测信号进行聚类分析的最终目的是使之服务于变压器绕组状态的准确监测。 T^2 控制图是一种基于 T^2 统计量的图形方法,它能够对生产过程的关键质量特性进行测量、记录、评估和监测,并判断过程是否处于控制状态^[17]。因此,本文在此采用 T^2 控制图来根据振动信号的聚类结果分析判断变压器绕组状态。所用的 T^2 统计量由美国学者 Hotelling 提出,它从整体出发,能够检验多元变量的稳定性,因而适合于振动信号的异常判别。

对运行中的变压器来说,可将其振动信号的观测值视为服从正态总体 $N(\mu, \Sigma)$ 的独立同分布。此处, μ 为总体均值; Σ 为总体协方差矩阵。设特征参量 X_1, X_2, \dots, X_p 是从样本数量为 l 的振动信号中提取出的振动特征曲线,可构造待检测振动信号 X 的 T^2 统计量为:

$$T^2 = \frac{l}{l+1}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})\mathbf{S}^{-1}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T \quad (11)$$

式中, $\bar{\mathbf{X}}$ 和 \mathbf{S} 分别为特征参量 X_1, X_2, \dots, X_p 的样本均值和样本协方差矩阵。

当样本数量足够大时,统计量 T^2 表现为 F 分布,即

$$T^2 \sim \frac{(l-1)p}{l-p} F(p, n-p) \quad (12)$$

并且,其 $1-\alpha$ 的置信域为一个 p 维的椭球,由满足式(13)的全部 X 决定:

$$(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})\mathbf{S}^{-1}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T \leq \frac{(l^2-1)p}{l(l-p)} F_{1-\alpha}(p, l-p) \quad (13)$$

T^2 统计量通常描述的是样本到模型中心的距离,它反映了待检测的变压器振动信号偏离正常变压器振动信号特征曲线的程度,即偏离绕组正常工作状态的程度。因此,通过判断待检测振动信号的 T^2 统计量是否在正常振动信号的置信区间内即可判断绕组状态是否正常。

具体应用时,即利用 T^2 控制图对变压器绕组状态进行监测时,可根据求取出的置信区间设定控制上限 U_{CL} 和控制下限 L_{CL} :

$$L_{CL} = 0 \quad (14)$$

$$U_{CL} = \frac{(l-1)p}{l-p} F_{1-\alpha}(p, n-p) \quad (15)$$

由根据统计学中置信区间的定义可知,置信区间 $1-\alpha$ 反映了待判断样本落入已知样本区间的概率,故本文在此取显著性水平 $\alpha = 0.05$ 和 $\alpha = 0.01$ 生成预警限和报警限。

对于每一个待检测振动信号,依次构造它的 T^2 统计量。当变压器绕组状态异常时,其振动信号会明显偏离正常振动信号,相应地,该振动信号的 T^2 统计量相对正常值会有所增加,依据 T^2 控制图可以观测到这一变化。若振动信号的 T^2 统计量超过控制上限,则该振动信号异常,表明此时变压器绕组可能存在故障,需要引起注意。此外,根据 T^2 统计量的散点图的离散情况,也可以对振动信号异常的程度作出初步评估。

3 结果分析

以某 500kV 变电站变压器振动在线监测系统采集到的振动信号为聚类样本,该系统的采样频率为 10kHz,主要对变压器的箱壁振动信号、工作电压和负载电流进行监测。其中,振动信号使用灵敏度为 10mV/g 的 PCB 加速度传感器进行采集,测点放置于变压器箱壁下方距离底座约 1/4 处较为平滑的位置,每相绕组放置一路振动传感器。图 1 为测点位置实物图。

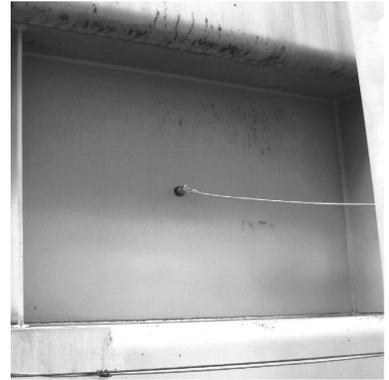


图 1 传感器位置实物图

Fig. 1 Real picture of vibration sensor placement

监测系统每 5min 存储一组数据,时间长度为 10s。限于篇幅和显示方便,图 2 给出了变压器 A 相测点一段时间内的振动信号经预处理后的计算结果,共 500 组振动信号,后续分析均以 A 相振动信号为对象进行计算。由图 2 可见,振动信号呈现出一定的非平稳性特性。

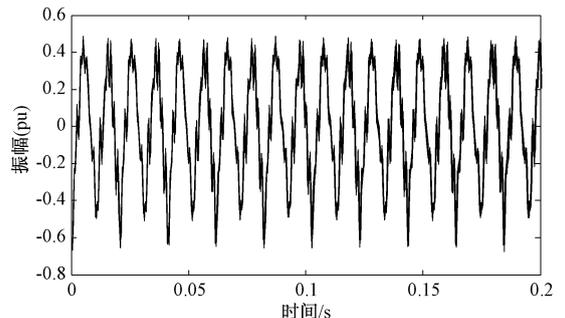


图 2 预处理后的振动信号

Fig. 2 Vibration signals after pretreatment

在对选定的变压器振动监测样本数据进行系统聚类时,需要选取合理的距离递推公式。其中,本文选用的振动信号样本数据为监测系统 2 个月内的数据,共 15000 组样本。表 1 为根据式(2)~式(6)的距

离递推公式计算得到的聚类相关系数。由表1可见,采用中间距离法作为合并类之后的递推公式计算得到的聚类相关系数最大,能够使本文的聚类效果达到最优,故本文选取中间距离法进行距离递推计算。

表1 不同递推公式对应的相关系数值

Tab. 1 Value of cophenetic correlation coefficient corresponding to different recursion formula

方法	最短距离	最长距离	中间距离	重心	类平均
C 值	0.7197	0.8506	0.9257	0.8647	0.8281

图3为计算得到的变压器振动信号在不同聚类个数下类簇总体距离的变化曲线。由图3可知,随着聚类个数的增加,类簇总体距离呈现递减的趋势,并且下降的速度从 $N=6$ 处开始明显放缓,这表明类簇的大小和形状逐渐趋于稳定。所以,本文选择聚类个数为6。

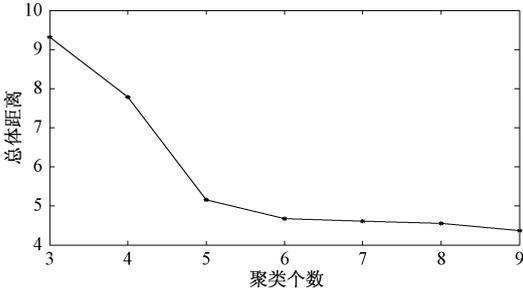


图3 总体距离曲线

Fig. 3 Curve of total distance

依据设定的聚类个数,对变压器振动监测信号进行了系统聚类,提取得到了每一类簇的变压器振动信号特征曲线,如图4所示。由图4可见,不同变压器振动信号特征曲线之间的区别较为明显,每一条振动特征曲线反映了该类振动信号的振动模式。

为了对变压器绕组状态进行分析评判和验证本文所提系统聚类分析方法的有效性,本文选取聚类样本之外的500kV变压器A相测点的10组变压器振动在线监测信号作为测试样本进行分析。图5为预处理后的振动信号。

分别取显著性水平 $\alpha = 0.05$ 和 $\alpha = 0.01$ 的控制上限作为预警限和报警限,计算各待检测振动信号的 T^2 统计量,绘制 T^2 控制图,如图6所示。

由图6可知,这10组变压器振动在线监测信号的 T^2 统计量均远远低于 U_{CL} 预警限,表示变压器绕组状态为正常。此外,所选的各组变压器振动信号的 T^2 统计量相对来说较为接近,这在一定程度上也反映了这些振动信号之间具有较高的相似度。因本

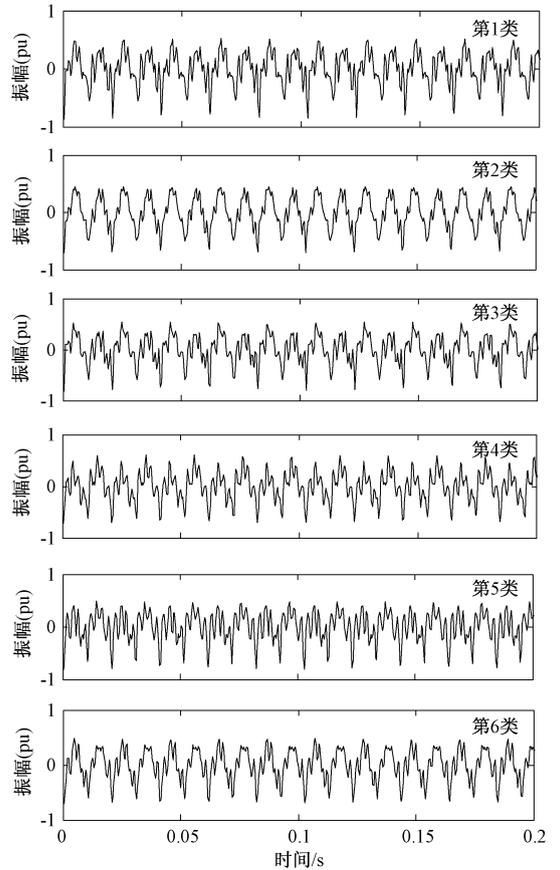


图4 振动特征曲线

Fig. 4 Vibration characteristic curves

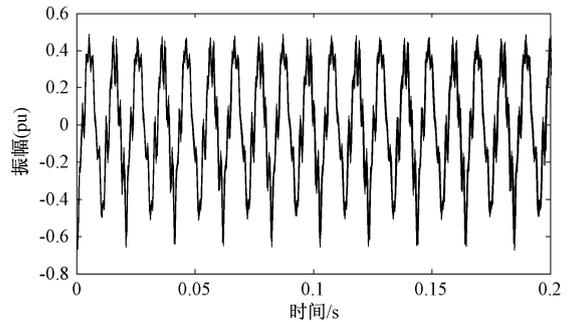


图5 测试样本

Fig. 5 Vibration signals for testing

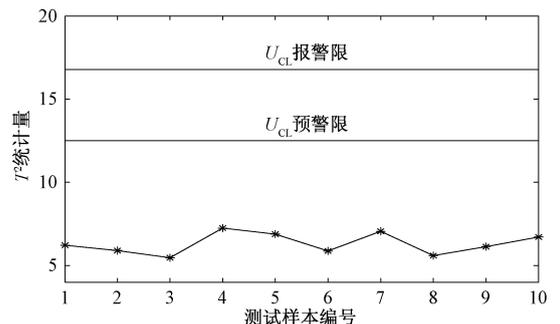


图6 T^2 控制图

Fig. 6 T^2 control chart

文所分析的 500kV 变压器为在运变压器,现场运行状态的综合分析结果也显示其状态为正常。显然, T^2 控制图的判断结果与实际结果相符,从而验证了本文所提方法的准确性和有效性。

4 结论

基于系统聚类的方法对某 500kV 变电站变压器振动在线监测系统的大量振动监测信号的分析结果表明:

(1)对变压器振动监测系统中的振动信号进行系统聚类后提取得到的振动信号特征曲线可以反映运行中的变压器振动特征,基于中间距离法的距离递推公式能够使得变压器振动信号的聚类效果达到最优。

(2) T^2 控制图能够较好地反映在运变压器振动监测信号及绕组状态的过程变化,通过比较振动信号特征曲线的 T^2 统计量与 T^2 控制图中的控制限,可以较为准确地判断变压器的绕组状态,提高变压器的运行可靠性。

(3)本文方法同样适用于其他类型变压器振动信号的特征分析,具体来说,只需对变压器振动在线监测数据进行系统聚类,提取振动信号特征曲线和计算统计振动信号的 T^2 统计量及其控制限即可。

参考文献 (References):

[1] 金文龙, 陈建华, 李光范, 等 (Jin Wenlong, Chen Jianhua, Li Guangfan, et al.). 全国 110kV 及以上等级电力变压器短路损坏事故统计分析 (Statistics and analysis on power transformer damages caused by short-circuit fault in 110kV and higher voltage classes) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 1999, 23 (6): 70-74.

[2] 王梦云 (Wang Mengyun). 2004 年度 110kV 及以上变压器事故统计分析 (Statistics on power transformer damages in 110kV and higher voltages classes) [J]. 电力设备 (Electrical Equipment), 2005, 6 (11): 31-37.

[3] 杨贤, 王丰华, 何苗忠, 等 (Yang Xian, Wang Fenghua, He Miaozhong, et al.). 基于 PSCAD-ANSYS 的变压器绕组振动特性仿真研究 (Research on simulation of transformer vibration based on PSCAD and ANSYS) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2017, 36 (11): 51-56.

[4] Borucki S. Diagnosis of technical condition of power

transformers based on the analysis of vibroacoustic signals measured in transient operating conditions [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27 (2): 670-676.

[5] Garcia B, Burgos J C, Alosa A M. Transformer tank vibration modeling as a method detecting winding deformations-Part I: Theoretical foundation [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21 (1): 157-163.

[6] Garcia B, Burgos J C, Alosa A M. Transformer tank vibration modeling as a method detecting winding deformations-Part II: Experimental verification [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21 (1): 164-169.

[7] Ibargiemputia P H, Linan R, Betancourt E. Transformer diagnosis using probabilistic vibration model [A]. IEEE PES on Transmission and Distribution Conference and Exposition [C]. New Orleans, USA, 2010. 1-8.

[8] 马宏忠, 耿志慧, 陈楷, 等 (Ma Hongzhong, Geng Zhihui, Chen Kai, et al.). 基于振动的电力变压器绕组变形故障诊断新方法 (A new fault diagnosis method for power transformer winding deformation based on vibration) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2013, 37 (8): 89-95.

[9] 孙翔, 何文林, 詹江杨, 等 (Sun Xiang, He Wenlin, Zhan Jiangyang, et al.). 电力变压器绕组变形检测与诊断技术的现在与发展 (Current status and development of test and diagnosis technique of transformer winding deformation) [J]. 高电压技术 (High Voltage Engineering), 2016, 42 (4): 1207-1220.

[10] 赵妙颖, 许刚 (Zhao Miaoying, Xugang). 基于经验小波变换的变压器振动信号特征提取 (Feature extraction for vibration signals of power transformer based on empirical wavelet transform) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2017, 41 (20): 63-70.

[11] 李中, 张卫华, 孙娜, 等 (Li Zhong, Zhang Weihua, Sun Na, et al.). 基于广义回归神经网络的变压器表面振动基频幅值计算 (Calculation of vibration fundamental frequency amplitude of transformer surface based on generalized regression neural network) [J]. 高电压技术 (High Voltage Engineering), 2017, 43 (7): 2287-2293.

[12] 宋人杰, 刘瑞英, 王林 (Song Renjie, Liu Ruiying, Wang Lin). 灰色定权聚类和变权模式在变压器状态评估中的应用研究 (Application of grey fixed weight clustering and variable weight model in transformer condition evaluation) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2017, 36 (3): 75-80.

- [13] 马义松, 武志刚 (Ma Yisong, Wu Zhigang). 基于 Neo4j 的电力大数据建模及分析 (Modeling and analysis of big data for power grid based on Neo4j) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2016, 35 (2): 24-30.
- [14] 简金宝, 王媛媛, 曾祥君, 等 (Jian Jinbao, Wang Yuanyuan, Zeng Xiangjun, et al.). 基于系统聚类分析的馈线接地保护 (Earth fault feeder detection based on hierarchical clustering analysis) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2013, 37 (5): 111-116.
- [15] 罗恩韬, 王国军 (Luo Entao, Wang Guojun). 大数据中一种基于语义特征阈值的层次聚类方法 (A hierarchical clustering method based on the threshold of semantic feature in big data) [J]. 电子与信息学报 (Journal of Electronics and Information Technology), 2015, 37 (12): 2795-2801.
- [16] Jin Rongrong, Xu Bin. Structural damage detection based on principal component analysis and Hotelling T^2 control chart [A]. Proceedings of 2010 International Conference on Circuit and Signal Processing & 2010 Second IITA International Joint Conference on Artificial Intelligence [C]. Shanghai, China, 2010. 257-262.
- [17] 吴英友 (Wu Yingyou). 潜艇机械振动状态监测与预测技术研究 (Study on the vibration condition monitoring and forecast technique for machinery in submarine) [D]. 武汉: 华中科技大学 (Wuhan: Huazhong University of Science and Technology), 2007.

Condition monitoring of transformer windings based on statistics feature of vibration signal

CHEN Pei-long¹, LIU Jun¹, MA Xiao-hong¹, WANG Feng-hua², ZHANG Xun¹,
HU Xing-hai³, XU Kui¹, HUANG Jun-kai¹, ZENG Peng¹, TIAN Cheng-yue¹

- (1. Electric Power Research Institute, Guizhou Power Grid Co. Ltd., Guiyang 550002, China;
2. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
3. Xingyi Power Supply Bureau, Guizhou Power Grid Co. Ltd., Xingyi 562400, China)

Abstract: Vibration signals of the operating transformer are closely related to its winding condition. To further explore the variation tendency of vibration signals of power transformer and realize the condition monitoring of transformer winding, hierarchical cluster is applied to obtain the vibration feature curves of transformer winding based on the processed vibration signals of the operating transformer winding. The T^2 control chart of vibration signals are proposed to judge the winding condition of transformer. The calculated results of the vibration signals of a 500kV transformer have shown that the features of vibration signals are effectively described by the proposed method of hierarchical cluster. The T^2 control chart is capable of accurately assessing the winding condition of transformer. The results could provide the important basis for the on-line condition monitoring of transformer windings.

Key words: transformer winding; vibration signal; hierarchical cluster; condition monitoring; T^2 control chart