

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2019.11.034

基于振动信号SVM分类的变压器状态识别

武立平¹, 吴强¹, 丰遥², 要智宇¹, 王仲², 赵莉华²

(1. 国网山西省电力公司阳泉供电公司, 山西 阳泉 045000; 2. 四川大学电气信息学院, 成都 610065)

摘要: 为提高基于振动信号的变压器状态识别准确率, 提取振动信号的峰峰值、均值、偏度等时域特征量和主频率幅值占比、基频幅值占比、50 Hz及其奇次倍频幅值占比等频域特征量构成特征向量, 运用支持向量机(SVM)分类方法对变压器进行状态识别。采集了变压器正常与故障运行状态下的振动信号, 结合实测信号分析了各特征量随变压器状态的变化, 最后对比了单个特征量与多特征量结合对变压器正常短路、正常空载、故障短路、故障空载4种状态的识别准确率。结果表明, 结合振动信号多个特征量的SVM分类对变压器的状态识别准确率显著高于单个特征量的识别准确率。

关键词: 变压器; 振动; 支持向量机; 状态识别

State Recognition of Transformer Based on SVM Classification of Vibration Signals

WU Liping¹, WU Qiang¹, FENG Yao², YAO Zhiyu¹, WANG Zhong², ZHAO Lihua²

(1. State Grid Shanxi Yangquan Power Supply Company, Shanxi Yangquan 045000, China; 2. College of Electrical Engineering and Information Technology, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: To improve the accuracy of transformer state recognition based on vibration signals, the time-domain and frequency-domain features of the vibration signals of a transformer are extracted to constitute the feature vector, including peak-to-peak value, average, skewness, proportion of main frequency amplitude, proportion of fundamental frequency amplitude, and frequency amplitude proportion of 50 Hz and its odd-order multiplication. The classification method of support vector machine(SVM) is used to achieve state recognition of the transformer. The vibration signals of the transformer in normal and fault conditions are collected, and the variation of each characteristic quantity of the signals with transformer state is analyzed. In addition, the recognition accuracy of four kinds of transformer states is compared between application of single characteristic quantity and application of multiple characteristic quantities. The results show that the SVM classification of vibration signals improves the accuracy of transformer state recognition.

Key words: transformer; vibration; SVM; state recognition

0 引言

变压器在不同状态下运行产生的振动信号特性存在差异, 基于振动信号的变压器状态识别具有良好的应用前景。

基于振动信号的变压器状态识别的主要研究思路是提取反映变压器状态的信号特征量, 通过特征量的变化规律判断变压器的状态^[1]。通过分析变压器振动产生机理和在油箱内部的传递过程, 可以

分析变压器振动信号的基本特性和影响因素。在傅里叶变换的基础上, 可提取变压器振动信号的基频和各次谐波信息。有研究者基于振动信号频谱提出采用基频占比^[2]、特征频率响应^[3]等特征量进行变压器状态诊断。随着信号处理技术的发展, 结合信号时域和频域特性的时频分析逐渐得到应用, 应用于变压器振动信号的时频分析方法包括小波分解^[4]、小波包分解^[5]以及基于EMD分解的希尔伯特黄变换^[6]等。时频分析以时频谱分布变化规律为依

收稿日期: 2019-04-12; 修回日期: 2019-06-13

基金项目: 国家电网公司科技项目(SGSXYQ00XTJS1800265)。

Project Supported by Science and Technology Project of SGCC(SGSXYQ00XTJS1800265).

据,判断变压器的状态。然而,现有研究多基于振动信号的单一特征量对变压器状态进行诊断,变压器状态与振动信号特征量不是一一对应关系,变压器不同的状态可能对应相同的特征量变化,基于单一特征量的状态识别可能发生误判断。

文中针对振动信号特征量与变压器状态之间的复杂对应关系,提出采用变压器振动信号的多个特征量,基于SVM分类,通过机器学习原理对变压器状态进行识别,结合不同特征量对各状态识别能力的互补关系,提高变压器状态识别准确率。

1 SVM分类原理

SVM分类是建立在统计学习理论和结构风险最小化基础上的机器学习方法^[7]。对于线性可分和线性不可分的样本均适用。设有样本 $(x_i, y_i) (x_i \in R^d; y_i \in \{-1, +1\}; i = 1, 2, \dots, n)$, x_i 为特征向量, y_i 为类型标签。若样本线性可分,则支持向量机将分类问题转化为求解凸二次优化问题,见式(1)

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t. } y_i [(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: ω 为权重向量; C 为惩罚因子; ξ 为松弛因子; b 为偏置。

通过拉格朗日算子得到上述优化问题的对偶描述,在满足 $y_i [(\omega \cdot x_i) + b] = 1$ 的条件下,可得到分类决策函数

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_i \alpha_i y_i (x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (2)$$

式(2)中, α_i 为拉格朗日系数。

若样本线性不可分,则可通过非线性映射将输入空间的样本映射到高维线性可分特征空间中,利用核函数求出特征向量中的最优分类决策函数

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1} \alpha_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \right\} \quad (3)$$

式(3)中, $K(x_i, x_j)$ 为核函数,核函数满足 $K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \rangle$ 。

SVM原理结构见图1^[8-10]。

2 变压器振动信号特性及特征量

2.1 变压器振动特性

变压器运行中的本体振动信号主要来源于铁心和绕组。铁心振动由铁心材料在交变磁场中的磁致伸缩效应引起;绕组振动由绕组电流在漏磁场

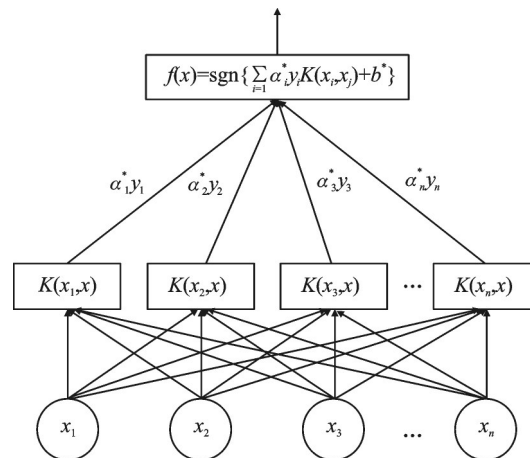


图1 SVM原理结构图

Fig. 1 Sketch map of support vector machine

中产生的交变安培力引起^[11-12]。根据铁磁材料在交变磁场下的磁致伸缩特性和绕组电流在漏磁场中的受力特性,可推导出变压器铁心和绕组振动基频幅值分别与电源电压和电流幅值的平方呈线性关系^[13],变压器振动信号基频为电源频率的2倍。由于铁心材料的磁饱和性,绕组间固体绝缘材料具有的非线性,铁心内外框磁路长短不同等因素影响,实际运行中的变压器振动信号除含有基频分量外,还含有高次谐波分量^[14]。

文中采用PCB356A16压电式加速度传感器以及NI9234数据采集仪采集变压器振动信号,采样频率为25.6 kHz。实验室测试接线图见图2。

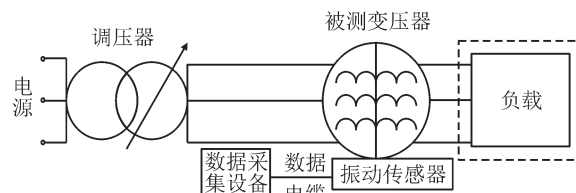


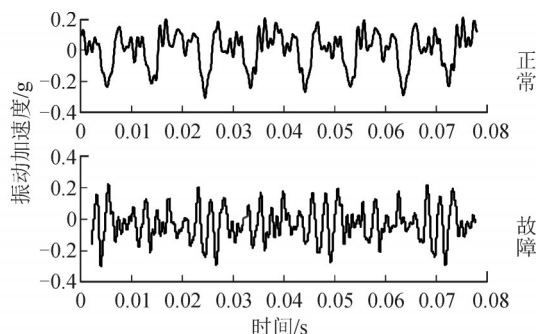
图2 变压器振动信号采集接线图

Fig. 2 Vibration signal acquisition system

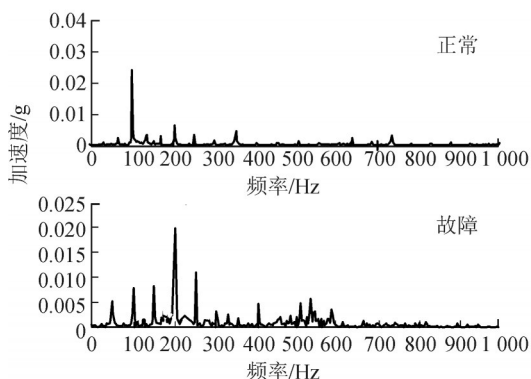
由图2可知,在实验室条件下,通过调压器输出所需电压施加于被测变压器,振动传感器安装在被测变压器油箱表面,通过数据电缆将振动信号传递至数据采集仪。接入负载时采集负载运行下变压器振动信号;不接负载时,对变压器进行空载和短路实验,分别采集变压器空载与短路条件下的振动信号。对在运变压器进行测试时,直接将振动传感器安装在变压器表面采集振动信号。

某变压器正常与铁心故障两种状态下的振动信号波形和频谱见图3。由图3可知,变压器故障前后振动信号波形发生改变。从频谱分布可以看出,正常状态下振动信号以100 Hz基频为主要频率分量,只含有很少的高次谐波,故障后信号频谱分布

复杂,频谱幅值最大由 100 Hz 转移至 200 Hz 分量处,并伴有其他高次谐波明显增加。



(a) 变压器故障前后振动信号波形



(b) 变压器故障前后振动信号频谱

图3 变压器故障前后振动波形及频谱

Fig. 3 Waveform and spectrum of vibration signals before and after transformer fault

2.2 变压器振动信号特征量

振动信号作为变压器运行状态的直接响应,其时域波形反映变压器振动的总体特征,频域则可以反映信号的组成成分以及各成分之间的关系^[4],因此文中从时域和频域提取振动信号的特征量。

2.2.1 振动信号时域特征量

变压器振动信号时域波形受运行环境、传播路径和采集过程等影响,会在波形局部造成随机毛刺干扰^[14],但是不影响波形的总体变化规律,因此可以从振动时域信号提取变压器振动的总体特征。研究表明^[2-3],变压器铁心和绕组状态发生改变,例如铁心松动,绕组变形后,变压器振动强度变大,反映在时域波形即为振动信号的峰峰值变大,所以峰峰值可以作为振动信号的时域特征量,表征变压器振动强度的变化。此外,实际测试表明变压器振动为不对称振动,采用平均值可以表征变压器振动相对于平衡位置的偏移。相应的,偏度可以表征信号概率分布密度相对于平均值的不对称程度^[15]。所以选取峰峰值、平均值和偏度作为变压器振动信号的时域特征量。各值的计算原理见表1。

根据表1的计算原理^[15],分别计算2.1节中测试的变压器故障前后振动波形时域特征量,结果见

表1 时域特征量的计算原理

Table 1 Principle of time-domain characteristic

特征量	原理
峰峰值	$x_{pp} = x_{\max} - x_{\min}$
平均值	$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$
偏度	$Skew(x) = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{(n-1)\sigma^3}$

表2。由表2可知,被测变压器发生铁心故障后,时域特征量发生相应的变化,其中峰峰值和平均值减小,偏度值增大。

表2 振动信号故障前后时域特征值

Table 2 Time-domain characteristic value of vibration signal before and after transformer fault

状态	峰峰值	平均值	偏度
正常	0.619 8	0.001 500	0.008 4
松动	0.610 3	0.000 507	0.036 2

2.2.2 变压器振动信号频域特征量

变压器振动信号含有多种频率成分,各频率成分的变化规律和相互关系随变压器状态变化而变化。变压器发生状态变化时通常伴随不同程度的非线性特性的改变,非线性特性改变可以由信号各频率成分之间的相互关系表征,文中采用振动信号主成分频率、振动信号基频占比和振动信号 50 Hz 奇次倍频率占比作为变压器振动信号的特性特征量。

1) 振动信号主成分频率。振动信号主成分频率取决于变压器本体振动特性,变压器正常运行时振动信号主要集中于基频,主成分频率为 100 Hz,随着变压器状态改变,振动信号非线性特性改变,其振动信号主成分频率位置可能发生偏移。振动信号经过不同的路径传递至油箱表面不同位置,变压器油箱表面不同位置的实测振动信号中包含相同的变压器本体振动信号和不同路径的干扰成分。因此,不同测试位置振动信号的最相关成分即为变压器本体振动信号主成分。交叉小波变换以小波分析理论为基础,可以分析变压器两不同测试位置的振动信号在各频段的相关性,提取信号主成分^[16-17]。

对2.1节中测试变压器故障前后振动信号分别进行交叉小波变换,故障前后的分析结果见图4。

图4为变压器故障前后振动信号交叉小波分析结果,图4中颜色表示能量密度,右侧为对应的色标值。由图4(a)可知,变压器正常运行时,不同位置振动信号在 1 000 Hz 内各频段均具有一定的相关性,但是 100 Hz 频率处信号相关性最强,所以变压器正

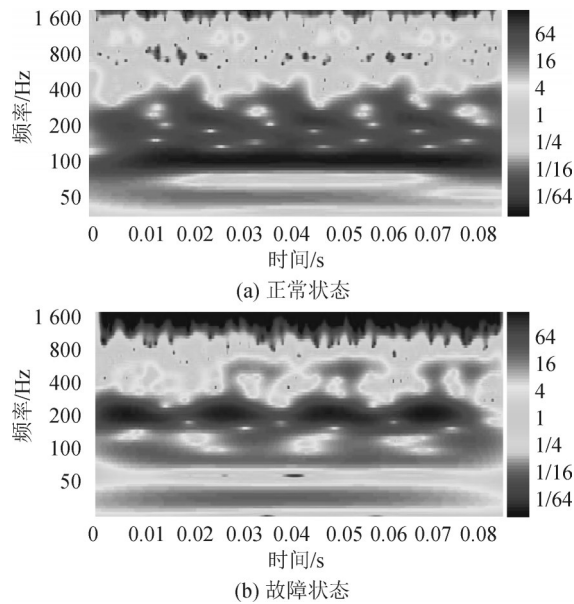


图4 变压器故障前后振动信号交叉小波分析结果
Fig. 4 The cross-wavelet transform result of transformer's normal and fault status

常状态运行的振动信号主成分频率为 100 Hz。由图 4(b)可知,铁心发生故障后,振动信号交叉小波变换结果分布规律发生变化,其最相关频段转移至 200 Hz,即故障后测试变压器主成分频率从正常状态下的 100 Hz 变为 200 Hz。

2)振动信号基频占比。根据变压器振动原理,振动信号由基频 100 Hz 及其倍次谐波构成。振动信号基频占比是指在信号频谱中,基频幅值与各频次幅值总和之比,变压器状态改变时,频谱分布规律发生改变,以基频占比作为特征量同时包含了基频与谐波的变化规律。由于变压器振动信号集中分布在 1 000 Hz 以内,所以只考虑 1 000 Hz 以内的各频率分量幅值。

统计 2.1 节中测试变压器故障前后振动信号各频次幅值,结果见表 3(表 3 中正常和松动的基频占比分别为 47.2%和 21.3%;总和分别为 0.050 2 和 0.032)。

表3 故障前后振动信号各频次幅值

Table 3 Vibration amplitude at different frequencies					
频率/ Hz	正常	松动	频次/Hz	正常	松动
100	0.023 7	0.006 8	700	0.000 0	0.000
200	0.014 9	0.020 7	800	0.000 0	0.000
300	0.006 1	0.000 0	900	0.001 8	0.000
400	0.003 7	0.001 3	1 000	0.000 0	0.000
500	0.000 0	0.002 2	—	—	—
600	0.000 0	0.001 0	—	—	—

3)振动信号 50 Hz 奇次倍谐波占比。实测变压

器振动数据显示,振动信号通常还含有 50 Hz 及其奇次倍数的频率分量,这是由于变压器结构复杂,铁心绕组振动信号相互影响导致。且 50 Hz 及其奇次倍数的频率分量在变压器故障后表现更加显著。

统计 2.1 节中测试变压器故障前后振动信号 50 Hz 的奇次倍幅值,结果见表 4(表 4 中正常和故障的总和分别为 0.028 7 和 0.041 2)。

表4 故障前后振动信号 50 Hz 的奇次倍幅值

Table 4 Vibration amplitude of 50 Hz odd multiple harmonic

频率/ Hz	正常状态	故障状态	频率/ Hz	正常状态	故障状态
50	0.007 7	0.006 4	650	0.000 0	0.000 0
150	0.005 0	0.008 1	750	0.000 0	0.000 0
250	0.010 9	0.010 0	850	0.000 0	0.000 0
350	0.002 0	0.003 3	950	0.000 0	0.000 0
450	0.001 6	0.004 2	—	—	—
550	0.001 5	0.009 2	—	—	—

表 4 为测试变压器故障前后 50 Hz 奇次倍各分量幅值统计。结合表 3 统计数据,可得变压器故障前后振动信号 50 Hz 奇次谐波占比分别为 36.38%和 56.28%。可见,测试变压器发生故障后,50 Hz 奇次倍数谐波含量显著提升,50 Hz 奇次倍数谐波占比可以作为变压器状态识别的特征量。

2.3 基于振动信号SVM分类的变压器状态识别方法

把 2.2 节中提出的变压器振动信号时域和频域特征量构成信号特征向量,作为 SVM 分类的输入样本,对变压器状态进行识别,具体过程见图 5。

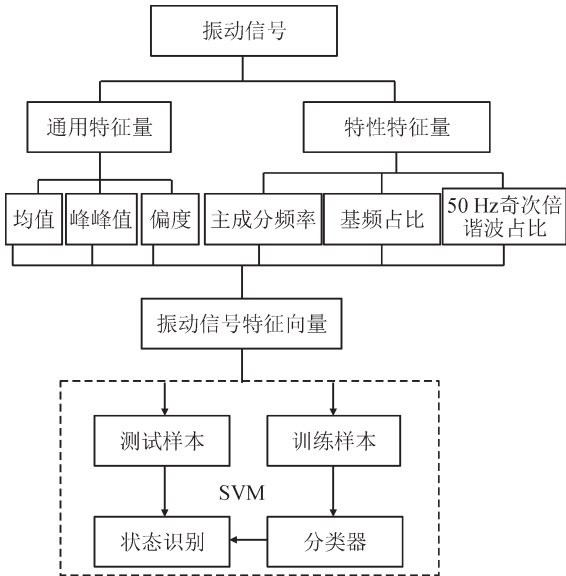


图5 变压器SVM状态识别流程图

Fig. 5 SVM status recognition flow chart

基于振动信号SVM分类的变压器状态识别流程图见图5。由图5可知,首先基于变压器振动信号,提取包括时域特征量和频域征量在内的6个特征变量组成变压器振动信号特征向量。提取多组已知状态下的振动信号特征向量分别作为SVM分类的训练样本和测试样本,训练样本通过统计学习理论和结构风险最小化原理训练得到特征向量和状态参数之间的决策函数。再应用于测试样本的分类,得到测试样本的分类结果和准确率。

3 基于振动信号SVM分类的变压器状态识别

为验证文中采用的基于变压器振动信号特征量的SVM分类对变压器的状态识别效果。对一台S7型的1 000 kVA变压器人为设置松动故障,分别采集正常状态下的变压器短路、空载振动信号和松动状态下的短路、空载振动信号,共4种状态的变压器振动信号。采集400组数据,200组为训练样本,200组为测试样本。两种样本中4种状态下的振动信号各有50组。文中采集了变压器同一状态下的多组数据,有可能会重复出现重复采样问题。但是,在数据采集过程中已经通过改变变压器运行条件,尽可能多地囊括了变压器同一种状态在不同运行条件下的振动信号,因此若数据采集过程中出现重复采样也不会对分类结果产生较大的影响。

首先对各组振动信号进行特征量提取,构成振动信号特征向量。4种状态下一组特征量归一化后见表5。

表5 变压器4种状态下的振动信号特征量

特征量	正常短路	松动短路	正常空载	松动空载
均值	0.29	0.22	1.00	0.05
峰峰值	0.60	1.00	0.55	0.57
偏度	0.29	0.18	1.00	0.12
主成分频率	0.50	0.50	0.50	1.00
基频占比	0.74	1.00	0.28	0.24
50 Hz奇次倍谐波占比	1.00	0.90	0.75	0.60

由表5可知,各特征量的值随变压器状态变化而变化。对比每个特征量在各种状态的值,可知不

同特征量不是对每种状态都有明显区别,例如:主成分频率在正常短路、松动短路和正常空载3种状态下具有相同的值,在松动空载状态下有不同的值,说明主成分频率在这4种状态中能识别松动空载状态,但对其他3种状态识别效果不佳。基频占比特征值在正常短路、松动短路和正常空载3种状态下具有较大的差别,但是正常空载与松动空载这2种状态基频占比相近,所以该特征量对前3种状态识别有效,但可能混淆正常空载与松动空载状态。因此综合各特征量,才能对变压器多状态进行更准确的识别。同时,由于表4只含有各状态下一组数据,不具有通用性。因此将200组训练样本进行训练得到状态分类的决策函数,再采用决策函数对测试样本进行分类,得到分类结果以及识别准确率。为对比结合多特征量与单个特征量的状态识别准确率,首先计算单个特征量状态识别的准确率见表6。

表6 单个特征量状态识别的准确率

特征量	均值	峰峰值	偏度	主成分频率	基频占比	50 Hz奇次倍谐波占比
准确率	43.5	70.0	82.5	50.0	88.0	56.5

由表6可知,单个特征量对变压器的4种状态识别的准确率最高的为基频占比,准确率为88.0%,最低的为均值,准确率为43.5%。单个特征量作为识别标准都具有一定的不准确率。将6个特征量构成特征向量,作为分类样本,分类样本中1~50为正常短路状态的振动信号,51~100为故障短路的振动信号,101~150为正常空载振动信号,151~200为故障空载振动信号,状态识别结果见图6。

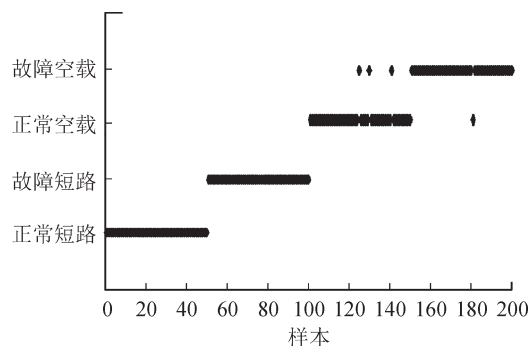


图6 综合特征量状态识别结果

Fig. 6 The accuracy of multi features status recognition

由图6分类结果可知,正常和故障短路状态的振动信号都得到了准确的结果,正常空载状态有3组样本被误识别为故障空载状态,故障空载状态有1组样本被误识别为正常空载状态,总体状态识别准确率为98%。相对于单个特征量识别准确率有显著提升。

4 结论

文中对支持向量机(SVM)分类原理进行了介绍,采集了试验变压器样机正常、故障状态下的振动信号,并提取了故障前后振动信号的多个特征量,运用支持向量机(SVM)分类方法对变压器样机正常、故障状态进行识别,对比了单个特征量与多特征量识别的准确率。得出如下结论:

1)变压器运行状态发生改变,其产生的振动信号特性也会随之改变。

2)变压器状态与振动信号特征量不是一一对应关系,变压器不同的状态可能对应相同的特征量变化,基于单一特征量的状态识别将发生误判断。

3)基于变压器振动信号,提取信号时域特征量:均值、峰峰值和偏度;频域特征量:主成分频率、振动信号基频占比和振动信号50 Hz奇次倍频率占比,组成特征向量应用SVM分类原理对变压器状态进行识别,识别准确率显著高于单个特征量的识别准确率。

参考文献:

- [1] 汲胜昌,张凡,钱国超,等. 稳态条件下变压器绕组轴向振动特性及其影响因素[J]. 高电压技术,2016,42(10): 3178-3187.
JI Shengchang, ZHANG Fan, QIAN Guochao, et al. Characteristics and influence factors of winding vibration of power transformer in steady-status operation condition[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(10): 3178-3187.
- [2] 马宏忠,赵宏飞,陈楷,等. 基于振动的变压器铁心松动判定方法[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 System, 2013, 37(14): 101-106.
- [3] 刘宝稳,马宏忠,李凯,等. 大型变压器绕组轴向固有频率振动分布特性与试验分析[J]. 高电压技术,2016,42(7): 2329-2337.
LIU Baowen, MA Hongzhong, LI Kai, et al. Distribution characteristics and experimental analysis of natural frequency vibration of large transformer winding[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(7): 2329-2337.
- [4] 颜秋容,刘欣,尹建国. 基于小波理论的电力变压器振动信号特征研究[J]. 高电压技术,2007,33(1): 165-168.
YAN Qiurong, LIU Xin, YIN Jianguo. Features of vibration signal of power transformer using the wavelet theory[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(1): 165-168.
- [5] 汲胜昌,刘味果,单平,等. 小波包分析在振动法监测变压器铁芯及绕组状况中的应用[J]. 中国电机工程学报,2001,21(12): 25-28.
JI Shengchang, LIU Weiguo, SHAN Ping, et al. The application of the wavelet packet to the monitoring of the core and winding condition of transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(12): 25-28.
- [6] 陈祥献,王婧頔,黄海,等. 基于Hilbert-Huang变换的电力变压器铁心压紧力监测方法[J]. 振动与冲击,2010, 9(9): 9-12.
CHEN Xiangxian, ANG Jingdi, HUANG Hai, et al. HHT based method for monitoring core clamping pressure of power transformers[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(9): 9-12.
- [7] 洪翠,杨华锋,卢国仪,等. 基于振动信号SVM分类的配变故障识别方法[J]. 仪器仪表学报,2016,37(6): 1299-1308.
HONG Cui, YANG Huafeng, LU Guoyi, et al. Fault identification method for distribution transformer based on SVM classification if vibration signal[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(6): 1299-1308.
- [8] 艾延廷,费成巍. 转子振动故障的小波能谱熵SVM诊断方法[J]. 航空动力学报,2011,26(8): 1830-1835.
AI Yanting, FEI Chengwei. Rotor vibration fault diagnosis method based on wavelet energy spectrum entropy and SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(8): 1830-1835.
- [9] 司马莉萍,舒乃秋,李自品,等. 基于SVM和D-S证据理论的电力变压器内部故障部位识别[J]. 电力自动化设备,2012,32(11): 72-77.
SIMA Liping, SHU Naiqiu, LI Zipin, et al. Identification of interior fault position based on SVM and D-S evidence theory for electric transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(11): 72-77.
- [10] 姜万录,吴胜强. 基于SVM和证据理论的多数据融合故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2010,31(8): 1738-1743.
JIANG Wanlu, WU Shengqiang. Multi-data fusion fault diagnosis method based on SVM and evidence theory[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8): 1738-

- 1743.
- [11] 张彬,徐建源,陈江波,等. 基于电力变压器振动信息的绕组形变诊断方法[J]. 高电压技术, 2015, 41(7): 2341-2349.
- ZHANG Bin, XU Jianyuan, CHEN Jiangbo, et al. Diagnosis method of winding deformation based on power transformer vibration information[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(7): 2341-2349.
- [12] GARCIA B, BURGOS J C, ALONSO A M. Transformer tank vibration modeling as a method of detecting winding deformations - Part II: Experimental verification[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(1): 164-169.
- [13] ANTONI J, RANDALL R B. The spectralkurtosis: Application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006(20): 308-331.
- [14] 朱叶叶,汲胜昌,张凡,等. 电力变压器振动产生机理及影响因素研究[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(6): 115-125.
- ZHU Yeye, JI Shengchang, ZHANG Fan, et al. Vibration mechanism and influence factors in power transformers[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(6): 115-125.
- [15] 胡松,江亚群,黄纯. 基于偏度系数的变压器励磁涌流识别方法[J]. 电网技术, 2018, 42(6): 1555-1559.
- HU Song, JIANG Yaqun, HUANG Chun. Identification method of transformer inrush current based on skewness coefficient[J]. Power System Technology, 2018, 42(6): 1555-1559.
- [16] GRINSTED A, MOORE J C, JEVREJEVA S. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series[J]. Nonlinear Processes in Geophysics, 2004, 11(5/6): 561-566.
- [17] 王峰,苑津莎,李中. 基于交叉小波变换的变压器振动信号分析[J]. 电工电能新技术, 2014, 33(4): 36-40.
- WANG Feng, YUAN Jinsha, LI Zhong. Analysis of transformer vibration signal based on cross wavelet transform[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2014, 33(4): 36-40.
- 武立平(1965—),男,本科,高级工程师,主要研究方向为输变电技术。
- 赵莉华(1968—),女,硕士,副教授,主要研究方向为电气设备状态监测(通讯作者)。

(上接第231页)

- 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2006: 1491-1498.
- [9] 董俊杰. 基于HOG和SVM的服装图像检索系统的设计与实现[D]. 广州:中山大学, 2014.
- DONG Junjie. The design and implementation of clothing image retrieval system based on HOG and SVM[D]. Guangzhou: Sun Yat-sen University, 2014.
- [10] 慕春雷. 基于HOG特征的人脸识别系统研究[D]. 成都:电子科技大学, 2013.
- MU Chunlei. The research of face research system based on HOG feature[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013.
- [11] 徐超,高梦珠,查宇锋,等. 基于HOG和SVM的公交乘客流量统计算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(2): 446-452.
- XU Chao, GAO Mengzhu, ZHA Yufeng, et al. Bus passenger flow calculation algorithm based on HOG and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(2): 446-452.
- [12] MALISIEWICZ T, GUPTA A, EFROS A A. An ensemble of exemplar-svm for object detection and beyond[C]//2011 IEEE International Conference on Computer Vision. [S.l.]: IEEE, 2011: 89-96.
- [13] 李航. 统计学习方法[M]. 北京:清华大学出版社, 2012.
- LI Hang. Statistical learning method[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012.
- [14] 周志华. 机器学习[M]. 北京:清华大学出版社, 2016.
- ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [15] 徐渊,许晓亮,李才年,等. 结合SVM分类器与HOG特征提取的行人检测[J]. 计算机工程, 2016, 42(1): 56-60.
- XU Yuan, XU Xiaoliang, LI Cainian, et al. Pedestrian detection combining with SVM classifier and HOG feature extraction[J]. Computer Engineering, 2016, 42(1): 56-60.
- 朱梓倩(1993—),女,硕士研究生,主要研究电力设备故障检测。
- 刘蓉(1978—),女,博士,副教授,主要研究电力设备故障检测(通讯作者)。