

DOI: 10.7667/PSPC161499

基于奇异谱熵和支持向量机的变压器绕组松动识别及定位

张琳¹, 马宏忠², 姜宁³, 高拓宇³, 许宏华⁴

(1. 国网泰州供电公司, 江苏 泰州 225000; 2. 河海大学能源与电气学院, 江苏 南京 211100;
3. 江苏省电力公司检修分公司, 江苏 南京 211102; 4. 江苏省电力公司南京供电公司, 江苏 南京 210008)

摘要: 绕组压紧状态影响着变压器的机械性能和绝缘性能。为此, 提出一种基于奇异谱熵和支持向量机的变压器绕组松动诊断及定位方法。首先进行 110 kV 变压器绕组松动实验并测取不同绕组状态下的振动信号, 对信号进行时间序列重构, 通过奇异值分解提取重构空间的最优特征序列, 结合信息熵得出绕组松动的特征量——奇异谱熵, 并作为诊断模型的输入, 利用粒子群算法对多分类支持向量机进行参数优化。并将其测试结果与 BP 和 PNN 神经网络的诊断效果进行对比。实验结果证明, 该方法能有效地判断绕组是否发生松动并正确识别绕组松动相, 验证了上述方法的可行性和准确性。

关键词: 变压器; 绕组松动; 奇异谱熵; 支持向量机; 松动定位

Recognition and location of transformer winding looseness based on singular value spectrum entropy and SVM

ZHANG Lin¹, MA Hongzhong², JIANG Ning³, GAO Tuoyu³, XU Honghua⁴

(1. State Grid Taizhou Power Supply Company, Taizhou 225000, China; 2. School of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China; 3. Maintenance Branch, Jiangsu Electric Power Company, Nanjing 211102, China; 4. Nanjing Power Supply Company, Jiangsu Electric Power Company, Nanjing 210008, China)

Abstract: Transformers' mechanical properties and insulation performance are affected by pre-compression of winding. A new method for the diagnosis and localization of transformer winding looseness based on singular value spectrum entropy and SVM is proposed. First, 110 kV transformer winding looseness experiment is performed to measure vibration signals under different conditions. Then the time series of signals are reconstructed. Optimal feature sequence of reconstructing space is extracted by singular value decomposition and the features — singular value spectrum entropy is got by combining information to judge winding looseness, which are used as inputs of diagnostic model. The multi classification support vector machine is optimized by particle swarm optimization algorithm. The test result of the model is compared with BP and PNN neural network. The experimental result shows that this method can effectively determine whether the winding is loose and correctly identify the loose phase, which verifies this method's feasibility and accuracy.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51177039).

Key words: transformer; winding looseness; singular spectrum entropy; support vector machine model; loose location

0 引言

变压器在运输和安装时发生碰撞或者在外部短路电流冲击下, 极易造成轴向压紧状态劣化, 使绕组变得松散, 抗短路冲击能力下降^[1], 从而引发变压器内部故障。同时, 研究表明^[2], 轴向压紧力的

变化会导致变压器绕组固有频率改变, 当固有频率接近轴向电磁力频率时, 容易产生谐振, 导致线圈松散、扭转和倒塌, 产生轴向失稳, 严重威胁变压器的正常运行。

目前在绕组压紧状态方面尚未发现成熟有效的监测诊断方法^[3-5]。文献[6]指出油箱外部振动信号能在一定程度上反映内部绕组振动状态, 且振动幅度随负载电流的增加而增加。但是, 振动信号的变化与变压器绕组松动没有明确的函数映射关系。文献

基金项目: 国家自然科学基金(51177039); 江苏省电力公司科技项目(J2015054)

[7]中提出变压器绕组松动即压紧力的下降,相当于垫块材料刚度的增加,绕组振动信号中的基频分量及其倍频均随之发生不同程度的变化,但是负载电流的变化同样会对频率分量造成影响,故仅靠频谱分析判断绕组压紧状态易受负载电流干扰。文献[8]利用相空间重构分析了振动信号的相平面轨线,发现松动状态下的轨线为空心畸变椭圆,绕组松动特征明显,是行之有效的诊断方法,但需要肉眼识别图像特征以判断松动情况,无法进行智能诊断。在变压器故障诊断方面,人们提出了多种有效的变压器故障诊断方法,如神经网络^[9]、聚类算法^[10-11]和Petri网^[12]等,但可能存在需要大量样本、学习时间长、对异常值敏感和易陷入局部最优等问题,而基于小样本统计理论的支持向量机^[13-14](Support Vector Machine, SVM)可以简化高维空间的求解难度,且最终决策函数由少数的支持向量确定,能够剔除大量冗余样本,运算速度较快,综合来说更适用于样本数量较少的变压器绕组故障诊断。

本文以一台型号为SFZ10-31500/110的油浸式变压器为实验对象进行短路实验(此时所测振动信号的主要振动源为绕组^[15]),测取绕组不同状态下多个测点的振动信号,利用奇异值分解提取振动信号重构相空间的最优特征序列,根据信息熵公式计算该序列的不定度来衡量其分布状态,并作为绕组松动状态特征输入向量,建立支持向量机一对多分类模型。测试结果证明本方法不仅可以准确判断绕组是否发生松动,也可以区分绕组松动相,实现绕组松动初步定位,具有较高的准确性和可行性。

1 绕组松动特征提取及诊断模型

1.1 变压器绕组振动机理

负载电流通过变压器时会在绕组周围产生漏磁场,此时绕组内漏磁通分布和绕组受力如图1所示。

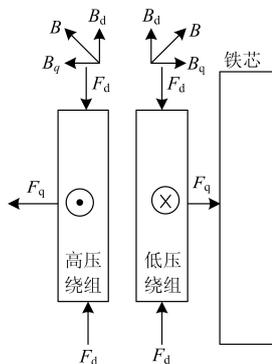


图1 变压器绕组所受电动力

Fig. 1 Electric force on transformer winding

从图1中可以看出,漏磁场可分解为径向分量 B_q 和轴向分量 B_d ,根据洛伦兹力计算公式 $\vec{F} = \vec{J} \times \vec{B}$ (J 是电流密度, B 是漏磁通密度),绕组在电流和漏磁场的共同作用下受到电动力。径向漏磁产生轴向电动力 F_d ,指向绕组轴心;轴向漏磁产生径向电动力 F_q ,使高压绕组向外扩张,低压绕组向内收缩。当绕组发生松动时,负载电流变化不明显,但漏磁场分布会发生变化,绕组所受电动力也会相应改变,从而改变振动信号的信息分布,故通过分析振动信号特征变化可以对变压器绕组进行故障诊断。由于变压器绕组线圈间的绝缘垫块是非线性元件,当绕组经过短路冲击电流时,电动力较大,此时振动信号的非线性特征比较明显^[16]。但是变压器在一般运行状态下,绕组所受电动力相对较小,可看作平稳的线性信号进行分析处理。

1.2 特征提取

奇异谱分析是一种时域信号分析手段,首先利用相空间重构,将嵌入空间等价变换到正交坐标系中。假设每个传感器测得的振动信号为离散时间序列 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, N 为采样点数,选取嵌入维数为 M ,时延常数为 τ ,对振动信号进行相空间重构,将 $(x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(M-1)\tau})$ 作为相空间的第 i 个矢量,其中 $i=1, 2, \dots, N-(M-1)\tau$,构造出 $(N-M+1) \times M$ 维轨迹矩阵 \mathbf{A} 为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \dots & x_{1+(M-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \dots & x_{2+(M-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N-(M-1)\tau} & x_{N-(M-1)\tau+\tau} & \dots & x_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

根据公式 $\mathbf{A} = \mathbf{U} \times \mathbf{S} \times \mathbf{V}'$ 对矩阵 \mathbf{A} 进行奇异值分解,其中, \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 分别是 \mathbf{A} 的奇异向量, \mathbf{S} 由奇异值 δ_i 构成, $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \geq \delta_k$, k 为非零奇异值的个数。 δ_i 代表与 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{i-1}$ 无关的剩余信号量的最大变化趋势,即矩阵的最优特征,包含了原时间序列的动力学特征。

当变压器某相绕组发生松动时,其磁场分布随之改变,振动信号特征分布也相应变化,可以通过奇异谱变化反映出来。为了衡量奇异谱所发生的变化,本文将奇异谱和信息熵结合,计算振动信号的奇异谱熵 H_s ,反映变压器振动信号的能量在奇异分解下的不确定性。判断变压器绕组是否发生松动及进行松动定位。

信息熵可以用于评定信息传递过程中信宿相对于信源状态的不确定性,度量事物所包含的信息量以及事物状态演化过程的信息传输量^[17-19]。由于信源输出是随机量,因而其不定度可以用概率分布来

度量。设信息源为 n 个符号的序列, 第 i 个符号出现的概率为 P_i , $i=1, 2, \dots, n$, 则定义信息熵为

$$H(x) = H(P_1, P_2, \dots, P_n) = -\sum_{i=1}^n P_i \log P_i \quad (2)$$

令 $p_i = \delta_i / \sum_{i=1}^k \delta_i$, 即第 i 个模式在整体中出现的概率, 计算奇异谱熵 H_s 。

以 110 kV 变压器在额定电流下其中一个测点所测振动数据为例, 变压器绕组在正常和松动情况下的奇异谱熵如表 1 所示。

表 1 额定电流下变压器在不同状态下振动信号的奇异谱熵

Table 1 Singular spectrum entropies of the vibration signal under different conditions with rated current

测量次数	1	2	3	4	5
绕组正常	0.7155	0.6740	0.6816	0.6737	0.6949
A 相绕组松动	0.5342	0.5455	0.5447	0.5413	0.5459
B 相绕组松动	0.6305	0.6312	0.7232	0.6344	0.6280

根据表 1 数据分析可知, 正常和 A 相、B 相松动状态下, 对应的奇异谱熵之间有明显的差异性, 证明奇异谱熵可以反映绕组松动的变化, 且能较好地区分不同相绕组松动的状态。

1.3 多分类支持向量机(SVM)

由 1.2 节可知, 变压器振动信号的奇异谱熵值虽能反映绕组松动信息, 但数值均小于 1, 且存在异常数据, 利用阈值进行诊断容易导致误判, 且考虑到变压器的故障数据有限, 训练样本数量较少, 所以提出将奇异谱熵作为支持向量机分类模型的输入, 对绕组松动进行判断及定位。

支持向量机是一种基于统计学理论的机器学习方法, 通过在两类样本间寻找一个最佳分类超平面, 实现对样本进行分类的目的^[20]。如图 2 所示, 共有两类样本, 支持向量机的学习策略^[21]便是找出一个分类超平面, 使超平面间隔最大化, 并将其转化为一个凸二次规划问题的求解, 由求得的最优分类超平面对样本进行分类, 处于超平面边界上的样本点即为支持向量。

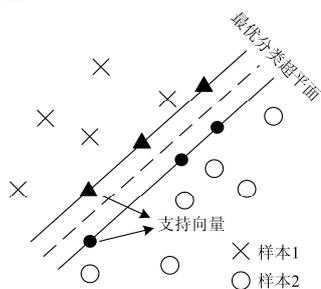


图 2 SVM 最优分类超平面

Fig. 2 Optimal classification hyperplane of SVM

若对象为非线性分类样本, 可以利用内积核函数将样本点映射到“高维空间”, 并根据 Lagrange 优化算法计算其在此空间的分类超平面。

考虑到变压器有多种故障状态, 因此需要对多类型样本进行分类, 所以本文采用一对一(one-versus-one)分类方法, 在任意两类样本间设计一个 SVM, 假设样本共有 m 个类别, 则需要构建 $m(m-1)/2$ 个 SVM, 各分类器对分类结果所对应的类别投票, 累计所获票数最多的类别即为最终判断结果。

SVM 多分类可以解决小样本情况下的机器学习问题, 提高泛化性能, 解决高维问题, 避免神经网络结构选择和局部极小点问题, 相对来说更适合变压器绕组松动缺陷诊断的实际应用。

2 实验分析

2.1 实验设备

实验变压器是一台型号为 SFZ10-31500/110 的三相油浸式变压器, 如图 3, 接线方式为 YNd11, 低压侧额定电流 I_N 和额定电压 U_N 分别为 1732 A 和 10.5 kV。



图 3 变压器外观

Fig. 3 Transformer's appearance

实验采用型号为 JF-2020 压电式加速度传感器, 其激励由采集仪提供, 输出电压与振动加速度对应关系为 20 mV/g(g 为重力加速度)。

采集仪型号为 NICOLET7700, 实验中采集频率设置为 10 kHz, 采样时长 10 s。

实验通过液压系统的油泵对绕组压紧力进行精确调节, 模拟绕组松动。

2.2 绕组松动缺陷模拟

将变压器放油、吊罩, 根据不同的实验方案, 通过液压系统设置故障相绕组的压紧力。绕组松动状态共设置 3 种: 三相绕组均正常(均为额定压紧力, 28 MPa)、A 相绕组松动(A 相绕组压紧力为 0 MPa, 其他两相均为 28 MPa)和 B 相绕组松动(B

相绕组压紧力为 0 MPa, 其他两相均为 28 MPa), 考虑到 A 相与 C 相对称, 情况类似, 因此实验中未考虑 C 相松动的状态。设置好压紧力后对变压器进行装置、注油和静置。

由发电机对变压器进行供电并控制其电流, 电流状态共有 6 种, 分别是 $20\%I_N$ 、 $40\%I_N$ 、 $60\%I_N$ 、 $80\%I_N$ 、 $100\%I_N$ 和 $110\%I_N$ 。考虑到大型变压器的绕组通过固定构件紧密接触油箱顶部, 所以油箱顶部测得的振动信号相对明显, 故将振动信号的测点设置在图 4 中油箱顶部的 1、2、3 号点, 分别对应 C、B、A 三相绕组。每设定一次故障测量多组数据。

2.3 输入特征量分析

利用 1.2 节提到的奇异谱熵原理对不同状态下的绕组振动信号进行特征提取并进行归一化, 其中, 采样点数 N 为 5000, 嵌入维数 M 设为 1000。为了观察不同负载电流对特征量的影响, 取 3 组绕组正常状态时变压器在不同负载电流下的振动奇异谱熵数据, 并计算出各个负载电流下熵值所占百分比, 具体数据见表 2。

表 2 绕组正常时变压器在不同电流下振动信号的奇异谱熵

Table 2 Singular spectrum entropies of the normal winding under different currents

序号	$20\%I_N$	$40\%I_N$	$60\%I_N$	$80\%I_N$	$100\%I_N$	$110\%I_N$
1	19.62	17.04	15.68	15.34	16.05	16.27
2	18.51	17.92	16.45	15.58	16.02	15.50
3	16.09	19.29	16.31	16.02	16.40	15.89

奇异谱熵反映的是振动数据重构相空间最优特征的概率分布情况, 从原理上来说不受负载电流影响, 由表 2 中数据可知, $60\%I_N \sim 110\%I_N$ 下的熵值上下波动不大, 证明不同负载电流对奇异谱熵影响较弱, 可忽略; 然而 $60\%I_N$ 以下的振动信号奇异谱熵百分比相对较高, 原因可能是负载电流过低时, 振动信号幅值较小, 由于环境及仪器设备的噪声干扰, 所测信号信噪比较低, 导致熵值与其他电流下相差较大。所以只观察 $60\%I_N$ 及以上负载电流下的特征量。图 4 为测点 1 处不同状态和不同负载电流下的奇异谱熵均值对比柱状图。

柱状图中也可看出, A 相、B 相绕组松动时, 熵值受负载电流的影响均不大。综上所述, 可忽略负载电流对奇异谱熵的影响。同时, 由图 4 可知, 3 种状态下的熵值存在明显差异, 经计算, A 相松动后, 奇异谱熵值比正常状态时降低了 22%左右, B 相松动时熵值降低了 3%左右, 表明绕组振动信号在不同状态下的模式复杂度发生了不同程度的变化。图 5 为不同测点处绕组在不同状态下的熵值对比图。

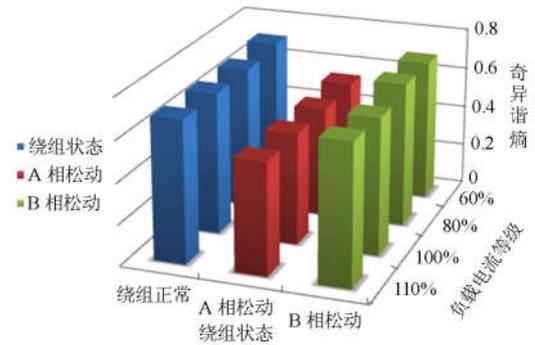


图 4 不同状态和不同负载电流下的奇异谱熵

Fig. 4 Singular spectrum entropies under different load currents and different states

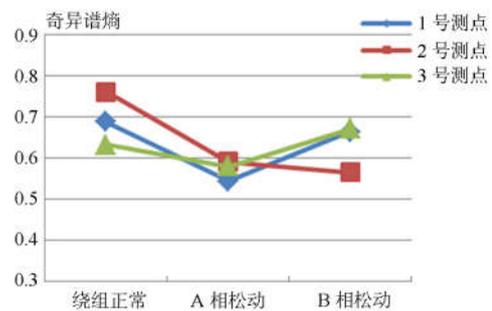


图 5 不同测点处不同状态下奇异谱熵对比

Fig. 5 Comparison of singular spectrum entropies under different currents and different states

由图 5 可知, 各个测点处的奇异谱熵值在各相绕组松动时产生的变换及变化程度各不相同。原因是各相绕组产生的振动的传播路径不同, 各相绕组产生的振动信号抵达各个测点后信息分布情况发生了变化: 1 号测点处 B 相松动后熵值略有降低, 而 A 相松动时熵值降低程度较为明显; 2 号测点处熵值随 A 相松动、B 相松动呈递减趋势; 3 号测点处振动信号的熵值在 A 相松动后降低, 在 B 相松动时有所增加。所以利用不同测点的振动信号奇异谱熵能有效识别绕组的松动相。

2.4 绕组松动诊断及定位

实验中分别从各测点处采集了多组绕组在正常、A 相松动、B 相松动 3 种状态下的振动信号, 计算出对应的奇异谱熵并进行归一化。将 1、2、3 号测点的熵值作为输入向量 $[X_1, X_2, X_3]$ 并赋予分类标签, 绕组正常时标签为 0, A 相绕组松动时标签为 1, B 相松动为 -1。选取其中 42 组特征向量作为训练样本, 18 组作为测试样本。部分训练样本及对应标签见表 3。

表 3 SVM 模型部分训练样本
Table 3 Part of SVM training samples

故障类型	输入向量			标签
	X_1	X_2	X_3	
绕组正常	0.6816	0.7459	0.6508	0
	0.6737	0.7476	0.6477	0
A 相松动	0.5336	0.6051	0.7069	1
	0.5413	0.5926	0.5746	1
B 相松动	0.6346	0.5457	0.6608	-1
	0.6351	0.5522	0.6217	-1

以 RBF 函数为 SVM 分类模型的核函数, 训练并建构 SVM 多分类模型, 利用粒子群算法(PSO)对分类模型的松弛系数 g 和错分惩罚系数 C 进行参数寻优, 其中, 学习因子 $c_1=c_2=0.1$, 种群数量为 50, 最大迭代次数为 100, 优化对象核函数参数 g 的搜寻范围为[0.001, 100], 惩罚因子 c 的搜寻范围为[0.001, 200]。优化结果如图 6 所示, 确定最优核函数参数为 1.0178, 最优惩罚因子为 16.1348。

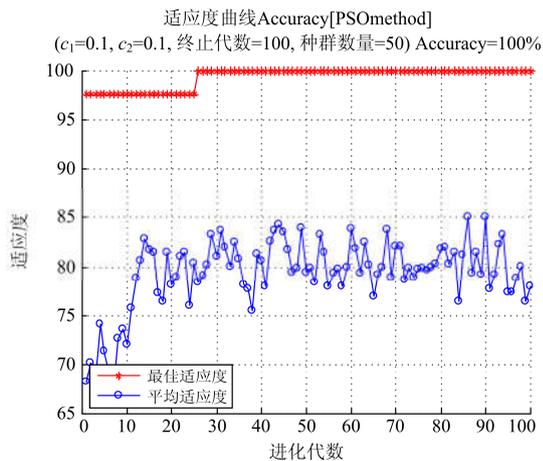


图 6 PSO 寻优适应度曲线

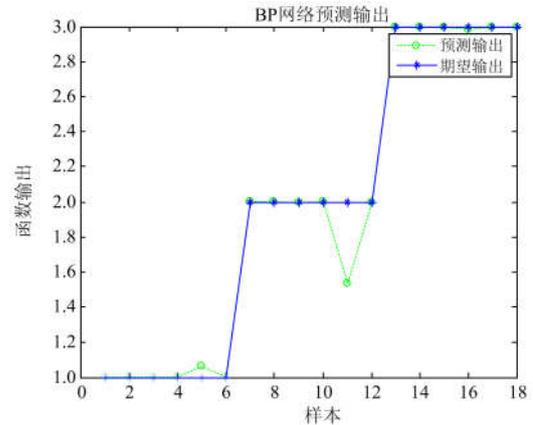
Fig. 6 PSO optimal fitness curve

利用 18 组测试样本对模型进行分类测试, 为了比较不同神经网络算法对绕组松动的诊断和定位效果, 在使用相同的训练样本和测试样本的基础上, 建立 SVM 模型、BP 神经网络与 PNN 网络 3 种分类模型。BP、PNN 网络测试结果如图 7, 分类精度见表 4。

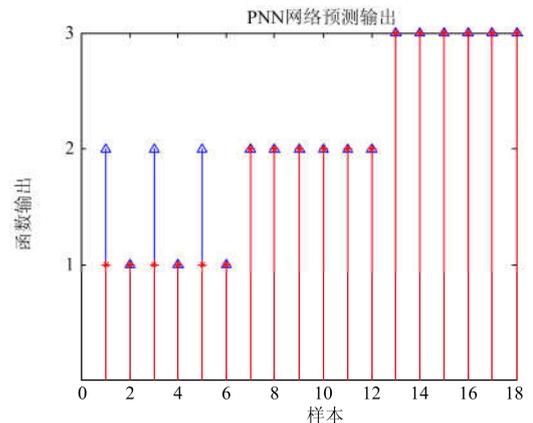
表 4 3 种模型分类结果

Table 4 Classification results of 3 models

分类模型	分类准确度
SVM	100%(18/18)
BP	94.44%(17/18)
PNN	83.33%(15/18)



(a) BP 网络测试结果



(b) PNN 网络测试结果

图 7 神经网络模型测试结果

Fig. 7 Test results of neural networks

由图 7 可知, 对于此组测试样本, SVM 的分类效果高达 100%, 而 BP 神经网络和 PNN 网络在判断 A 相绕组松动时均出现不同程度的误分。证明 SVM 模型在诊断变压器绕组是否发生松动及进行松动相定位方面准确性较高。

3 结论

负载电流在 $60\%I_N$ 以上(包括 $60\%I_N$)时, 奇异谱熵值波动在正常范围内, 可认为不随负载电流变化而变化, 能有效反映变压器绕组松动后振动信号的信息分布情况的变化, 用来提取绕组松动特征。

利用 SVM 多分类模型对振动信号的奇异谱熵进行分类识别, 可以诊断绕组松动并找出松动相, 经比较, 其准确度要高于其他神经网络方法。

实验证明了本文提出的绕组松动诊断及定位方法的有效性和实用性, 能够有效监测电力变压器绕组压紧状态并及时找出松动相绕组。

本文讨论了单相绕组发生松动的状态, 混合相松动的情况仍需继续分析。文中以 110 kV 钟罩式大

型变压器为实验对象, 而小型变压器的振动信号抗干扰能力较弱, 可能对奇异谱熵的提取造成影响, 所以该方法的推广性需进一步研究。

参考文献

- [1] 王洪方, 王乃庆, 李同生. 变压器绕组轴向压紧力对绕组轴向振动特性的影响[J]. 电网技术, 1999, 23(9): 8-11.
WANG Hongfang, WANG Naiqing, LI Tongsheng. Influence of axial pre-compression level on axial vibrations in transformer windings[J]. Power System Technology, 1999, 23(9): 8-11.
- [2] 李洪奎, 李岩. 不同预紧力下变压器绕组轴向振动模式分析[J]. 电机与控制学报, 2010, 14(8): 98-106.
LI Hongkui, LI Yan. Axial vibration modal analysis of transformer windings under different levels of pre-compression[J]. Electric Machines and Control, 2010, 14(8): 98-106.
- [3] 石鑫, 朱永利, 萨初日拉, 等. 基于深度信念网络的电力变压器故障分类建模[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(1): 71-76.
SHI Xin, ZHU Yongli, SACHU Rila, et al. Power transformer fault classifying model based on deep belief network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 44(1): 71-76.
- [4] BERLER Z, GOLUBEV A, RUSOV V, et al. Vibro-acoustic of transformer clamping pressure monitoring[C] // Conference Record of the 2000 IEEE International Symposium on Electrical Insulation, Anaheim, CA, USA, 2000: 263-266.
- [5] 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): 43-48.
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): 43-48.
- [6] 郝震, 龙凯华, 赵燕坤, 等. 引起变压器异常振动的两种缺陷的诊断[J]. 中国电力, 2014, 47(6): 55-65.
HAO Zhen, LONG Kaihua, ZHAO Yankun, et al. Abnormal vibration diagnostic methods of transformers caused by two defects[J]. Electric Power, 2014, 47(6): 55-65.
- [7] 王丰华, 段若晨, 耿超, 等. 基于“磁-机械”耦合场理论的电力变压器绕组振动特性研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(9): 2556-2562.
WANG Fenghua, DUAN Ruochen, GENG Chao, et al. Research of vibration characteristics of power transformer winding based on magnetic-mechanical coupling field theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(9): 2556-2562.
- [8] 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. Feature recognition of large transformer winding looseness based on the phase space reconstruction of vibration signals[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(12): 169-175.
- [9] 施恂山, 马宏忠, 张琳, 等. PSO改进RBPNN在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(17): 40-44.
SHI Xunshan, MA Hongzhong, ZHANG Lin, et al. Application of RBPNN improved by PSO in fault diagnosis of transformers[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(17): 40-44.
- [10] 雷浩轶, 刘念, 崔东君, 等. 基于GA与PSO混合优化FCM聚类的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(22): 52-56.
LEI Haoxia, LIU Nian, CUI Dongjun, et al. Transformer fault diagnosis based on optimized FCM clustering by hybrid GA and PSO[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(22): 52-56.
- [11] 苑津莎, 张利伟, 李中, 等. 基于互补免疫算法的变压器故障诊断[J]. 电工技术学报, 2015, 30(24): 67-75.
YUAN Jinsha, ZHANG Liwei, LI Zhong, et al. Fault diagnosis of transformers based on complementary immune algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(24): 67-75.
- [12] 戴晨曦, 刘志刚, 胡轲, 等. 基于模型与模糊Petri网融合的高铁牵引变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(11): 26-32.
DAI Chenxi, LIU Zhigang, HU Ke, et al. Fault diagnosis for traction transformer of high speed railway on the integration of model-based diagnosis and fuzzy Petri nets[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(11): 26-32.
- [13] 汪海燕, 黎建辉, 杨风雷. 支持向量机理论及算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(5): 1281-1286.
WANG Haiyan, LI Jianhui, YANG Fenglei. Overview of support vector machine analysis and algorithm[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(5): 1281-1286.

- [14] 武中利, 杨建, 朱永利, 等. 基于粗糙集理论和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(18): 80-83.
WU Zhongli, YANG Jian, ZHU Yongli, et al. Power Transformer fault diagnosis based on rough set theory and support vector machines[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(18): 80-83.
- [15] 汲胜昌, 王世山, 李清泉, 等. 用振动信号分析法监测变压器绕组状况[J]. 高电压技术, 2002, 28(4): 12-15.
JI Shengchang, WANG Shishan, LI Qingquan, et al. The application of vibration method in monitoring the condition of transformer winding[J]. High Voltage Engineering, 2002, 28(4): 12-15.
- [16] 田玉芳. 变压器绕组状态的振动检测法研究[D]. 济南: 山东大学, 2014.
TIAN Yufang. Research on the vibration analysis method in detecting the condition of transformer winding[D]. Jinan: Shandong University, 2014.
- [17] 谢平. 故障诊断中信息熵特征提取及融合方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2006.
XIE Ping. Study on information entropy feature extraction and fusion method in fault diagnosis[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2006.
- [18] 周云龙, 张岗. 基于集合经验模态分解样本熵和LIBSVM的离心风机故障诊断方法[J]. 热力发电, 2017, 46(2): 114-119.
ZHOU Yunlong, ZHANG Gang. A new diagnosis method for centrifugal fans based on ensemble empirical mode decomposition sample entropy and LIBSVM[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(2): 114-119.
- [19] 王允建, 陈丰. 基于信息熵的多谐波源定位研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 35-40.
WANG Yunjian, CHEN Feng. Research on multiple harmonic sources localization based on information entropy[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 35-40.
- [20] 薛浩然, 张珂珩, 李斌, 等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 8-13.
XUE Haoran, ZHANG Keheng, LI Bin, et al. Fault diagnosis of transformer based on the cuckoo search and support vector machine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 43(8): 8-13.
- [21] 王禹朋, 阎维平, 祝云飞, 等. 支持向量机理论与遗传算法相结合的300 MW机组锅炉多目标燃烧优化机组锅炉多目标燃烧优化[J]. 热力发电, 2015, 44(10): 91-96.
WANG Yupeng, YAN Weiping, ZHU Yunfei, et al. Multi-objective combustion optimization for a 300 MW unit using support vector machine theory combining with genetic algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2015, 44(10): 91-96.

收稿日期: 2016-09-10; 修回日期: 2016-12-02

作者简介:

张琳(1991—), 女, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力设备状态监测与故障诊断; E-mail: zhang_lin4121@163.com

马宏忠(1962—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电力设备状态监测与故障诊断。

(编辑 周金梅)