

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.05.007

电机电流—振动—旋转角度多特征分析的真空有载分接开关故障诊断研究

董青迅, 罗 杨, 蔡 川, 刘 鑫, 胡祥胜, 蒋闵威

(国网四川省电力公司成都供电公司, 成都 610021)

摘要: 有载分接开关的故障诊断是保证变压器安全运行的重要措施。文中通过检测110 kV变压器真空有载分接开关(OLTC)驱动电机电流、传动轴旋转角度和3个振动信号,分析了OLTC切换过程中电机电流正负脉冲波形、旋转角度与振动信号。采用巴特沃斯高通滤波器和时频域分析对测试信号进行处理,提取了幅值、均值、最大/最小值、频域幅值平均值和重心频率等多种特征参量。基于电气、振动与角度等多元信息特征分析,提出了基于随机森林的真空OLTC机械故障诊断方法,获得了正常工况、传动轴不同松动程度、弧形板松动与过渡电阻松动情况下的故障诊断结果,对传动轴松动故障程度(轻微/严重)进行了定量鉴别,故障类别的识别准确率大于95%。文中提出的故障模拟与多信息特征的诊断方法对OLTC的状态检测与故障诊断具有重要意义。

关键词: 真空有载分接开关; 振动信号; 传动轴松动; 机械故障; 最小二乘; 随机森林

Research on Fault Diagnosis of Vacuum On-load Tap-changer Based on Multi-feature Analysis of Motor Current-vibration-rotation Angle

DONG Qingxun, LUO Yang, CAI Chuan, LIU Xin, HU Xiangsheng, JIANG Minwei

(State Grid Sichuan Power Company Chengdu Power Supply Company, Chengdu 610021, China)

Abstract: Fault diagnosis of on-load tap-changer(OLTC) is an important measure to ensure the safe operation of transformers. In this paper, the positive and negative pulse waveforms of motor currents, the rotation angle and vibration signals during the OLTC switching process of the OLTC is analyzed through the detection of the motor current, rotation angle of the transmission shaft, and three vibration signals of the vacuum on-load tap changer(OLTC) for a 110 kV transformer. The Butterworth high-pass filter and time-frequency domain analysis are used for signal processing. A variety of such characteristic parameters as amplitude, mean value, maximum/minimum value, amplitude average value in frequency domain and centroid frequency are extracted. Based on multiple information features analysis such as electrical, vibration, and angular, a vacuum OLTC mechanical fault diagnosis method based on random forest is proposed. The fault diagnosis results under normal operating conditions, different degrees of looseness in the drive shaft and loose arc resistors are obtained. The degree of looseness fault of transmission shaft (slight/serious) is quantitatively determined. The identification accuracy of fault category is higher than 95%. The fault simulation and multi-information feature-based diagnostic method proposed in this paper is of great significance for the state detection and fault diagnosis of OLTC.

Key words: vacuum on-load tap-changer; vibration signal; looseness of transmission shaft; mechanical fault; least squares; random forest

收稿日期:2025-09-10; 修回日期:2025-11-24

基金项目:国网四川省电力公司科技项目(521904230002)。

Project Supported by Science and Technology Project of State Grid Sichuan Electric Power Company of China(521904230002).

0 引言

有载分接开关(on-load tap-changer, OLTC)是电力变压器中的核心部件,在动态负荷下改变高压绕组匝数,从而调节变压器变比,即在电流连续条件下实现电压调整、电压波动补偿、功率调节、改善电网性能及提升电能质量等作用^[1-3]。OLTC由于运行工况恶劣且频繁动作,易引发故障,造成停电等严重影响。统计数据表明,OLTC故障约占整个电力变压器故障的20%^[4]。因此,开展OLTC故障检测及诊断对电力系统安全稳定运行具有重要意义。

机械故障是OLTC故障的主要形式,其出现随机性强,故障具有多样性。目前,研究者普遍采用加速度传感器采集分接开关动作时振动信号,并基于振动信号进行OLTC的机械状态评估与故障诊断^[5-6]。文[7]提出了一种变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)与Fisher-score特征选择的OLTC机械故障诊断方法,通过支持向量机(support vector machine, SVM)实现了振动信号的分类识别与故障诊断。文[8]分析了OLTC振动信号的混沌动力学特性,采用Bayes估计相空间融合与改进支持向量数据描述的方法对OLTC机械故障进行了诊断。文[9-11]等分析了分接开关振动信号的时变特征,采用连续小波变换获得了振动信号的时域包络线,进而对分接开关的触头老化、烧蚀、松动等典型故障极性特征值提取,然后采用Kohonen's自组织映射网络的方法,实现了故障诊断。文[12]采用自适应小生境递阶遗传算法对振动信号的VMD参数寻优,提取信号的能量熵和模糊熵,进而构建耦合隐马尔可夫模型进行故障诊断,诊断结果高于传统的HMM和SVM方法。

除OLTC切换过程中的振动信号外,有研究者通过驱动电机电流,结合振动信号进行OLTC故障诊断^[13-15]。文[1]通过检测获得分接开关的驱动电机电流和振动信号,通过处理获得了电机电流的持续时间、绝对值之和以及振动信号的经验模态分解能量等特征,通过随机森林(random forest)和孤立森林(isolation forest)方法提出了分接开关故障诊断方法。通过分析OLTC驱动电机电流与传动轴转矩力信号,提取了电机电流包络线特征值,提出了传动机构卡涩故障诊断方法^[13]。文[15-16]指出分接开关机械故障对操动机构的旋转角度有影响,可作为诊断依据,但缺乏相关故障诊断研究。目前研究大多采用单一振动或电机电流信息进行故障检测与诊

断,但外部驱动电机传动轴松动等故障难以采用振动信号检测。此外,基于振动、电机电流和旋转角度等多信息特征的OLTC机械故障检测与诊断研究相对匮乏。

文中针对变压器真空有载分接开关机械故障诊断展开研究,首先,通过加速度传感器、旋转角度传感器以及电流传感器测试了OLTC的振动、电机电流和传动轴旋转角度等多元信息。然后,采用时域—频域分析方法对测试信号降噪与特征值提取。最后,结合多元信息特征值,提出真空OLTC过渡电阻松动、弧形板松动与传动轴不同松动程度的随机森林机械故障诊断方法,准确诊断了真空OLTC的机械故障。

1 有载分接开关的实验测试与结果

1.1 有载分接开关测试平台

实验对象是一台VCMIII-500Y型真空有载分接开关,安装在110 kV变压器内部。检测用多信息传感器的布局位置见图1。

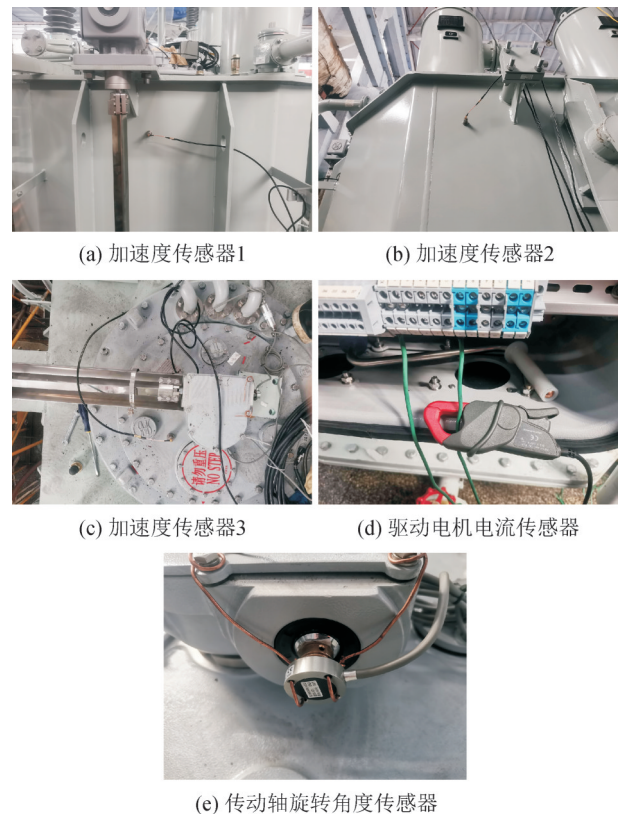


图1 110 kV变压器有载分接开关检测平台

Fig. 1 Measurement system of the OLTC of 110 kV power transformer

图1中,3个加速度传感器用于监测分接开关切换时的振动信号,分别安装在分接开关箱壁的窄面、宽面与顶部位置,传感器型号为1010LC型。加

速度传感器1安装在变压器中OLTC安装位置侧面(窄面)偏上。这一位置对应OLTC的开关油室、选择开关和切换芯子,可以准确测试切换开关动作时的另外一个横向分量。同时,此传感器距离驱动电机垂直传动轴较近,可检测切换过程中此传动轴振动信号,有利于丰富振动特征信息。加速度传感器2安装在变压器中OLTC安装位置侧面(宽面)偏上。这个位置对应OLTC的开关油室和切换芯子,切换动作时,振动信号通过横向传播到达变压器侧面偏上位置,可以有效检测切换开关动作时的横向分量,便于分析振动特征值,进行故障诊断。加速度传感器3安装在变压器中OLTC安装位置的正上方顶盖上,其下面就是OLTC开关油室、切换芯子与选择开关,旁边为驱动电机横向传动轴与进入OLTC传动机构的结合处。此传感器可以检测切换过程中OLTC开关动作、弧形板等纵向传播分量,有利于分析振动信号纵向特征,进而进行故障诊断。此外,此传感器可检测横向传动轴振动信号,便于深入分析传动轴故障。总之,3个振动传感器布局在以OLTC为中心的 x, y, z 方向,可进行3个方向维度的振动信号检测,检测覆盖面广,有利于OLTC检测与故障诊断研究。

驱动电机电流检测采用Fluke i200钳形电流探头,安装在驱动电机供电三相电源线中的一相上,见图1(d);旋转角度传感器固定在分接开关顶部传动轴末端,见图1(e)。实验时以驱动电机电流为触发信号,同步采集振动和旋转角度信号,采样频率100 kHz,数据采集时间为10 s,采集的多元信号传输到计算机进行数据储存与处理。

1.2 有载分接开关检测结果

真空OLTC正常情况下传感器采集的数据见图2。前3个信号为切换过程中分接开关箱壁的窄面、宽面与顶部位置的振动信号。可以看出电机启动后有一个小的振动信号,然后出现2个小的振动信号,为选择开关动作的信号。其中振动信号2、3较弱。前面的大部分时间是驱动电机对弹簧机构的储能过程。6~6.5 s之间最大的信号才是分接开关切换动作时的振动信号,是文中进行信号处理与故障诊断关心的区域。振动信号1(窄面)的幅值最大,振动信号2、3(侧面和顶部)的幅值较小。这是由于侧面与顶部距离开关位置不同引起的信号传播差异导致的。第1种信号为驱动电机电流信号,可以看到整个过程中电机电流联系变化,开关动作切换时电流变化不明显。第3种信号为旋转角度信号,可以看到信号周期变化,一个周期内信号呈现线性变化,变化范围为0~5 V,刚到对应轴旋转角度0~

360°。下一个周期又从0开始,如此往复。信号的周期数也代表了驱动电机轴的旋转圈数。

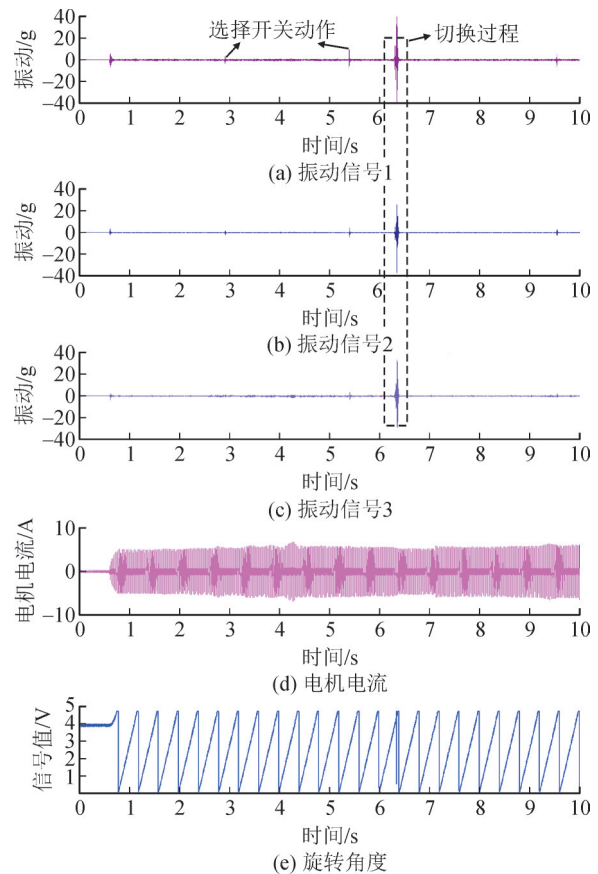


图2 正常情况下振动信号、电机电流与传动轴旋转角度检测结果

Fig. 2 Measurement results of, motor current, vibration signals and rotation angle of the connecting shaft under normal condition

真空OLTC设置机械故障的图片见图3。

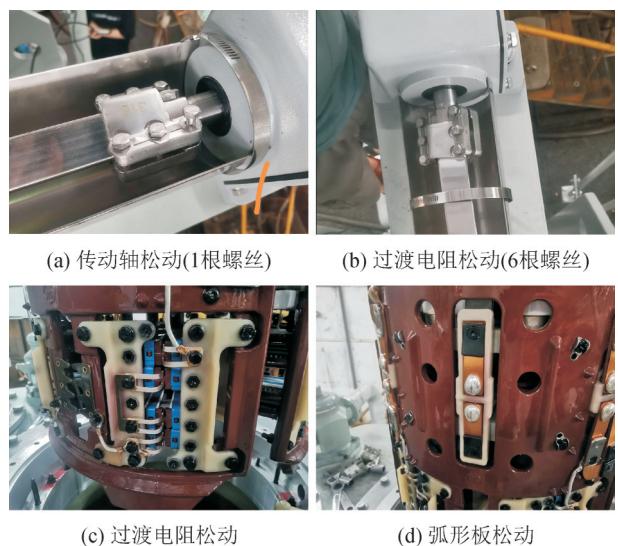


图3 OLTC机械故障模拟

Fig. 3 Mechanical fault models of OLTC

文中分别设置了4种故障:①操动机构的传动轴轻微松动,见图3(a),松动了连接横向传动轴导杆

的一颗螺丝;②传动轴严重松动,松动横向传动轴的6颗螺丝,见图3(b);③切换开关中的过渡电阻松动故障。真空开关使用的是双电阻过渡电路,设置时将连接一相过渡电阻的4根螺丝全部松动,即将图3(c)中的4根与过渡电阻链接的螺丝松动;④弧形板松动故障,将图3(d)中固定弧形板的4颗螺丝松动。分别设置好故障后将分接开关切换芯子放入110 kV 变压器中进行实验。

文中松动故障均为 OLTC 长期运行中的典型故障。传动轴结构连接处多次转动中容易造成螺丝松动,导致 OLTC 储能不足,进而引发开关故障^[7]。已有研究报道变电站换流变真空又在分接开关接触电阻与中性点连接处紧固螺栓与螺孔的配合松动引起的放电烧蚀故障^[18]。另外,由于机械振动、过热等作用容易引起弧形板固定处松动,导致触头接触等问题。因此,文中的故障模拟研究具有代表性,对 OLTC 故障诊断研究具有重要意义。

2 有载分接开关特征信号处理与分析

正常情况下测试信号在开关切换过程的信号见图4。

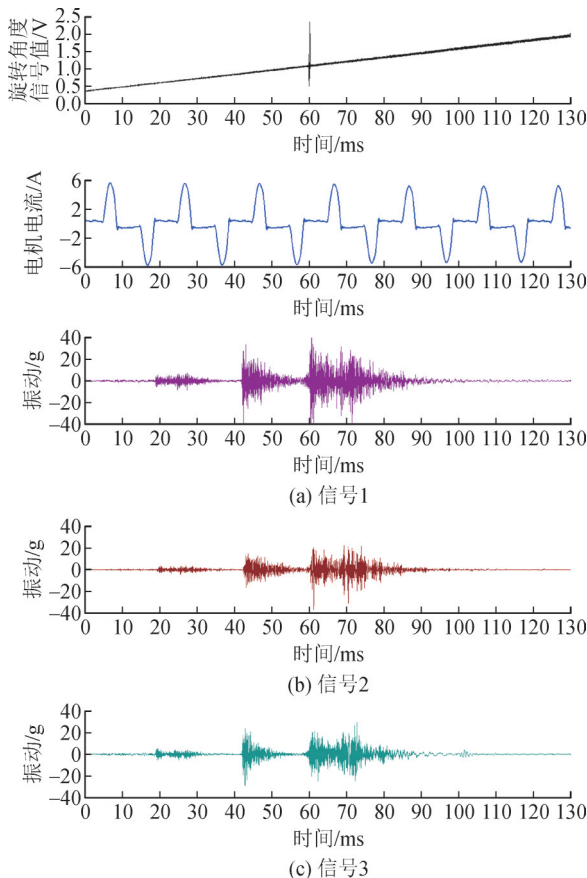
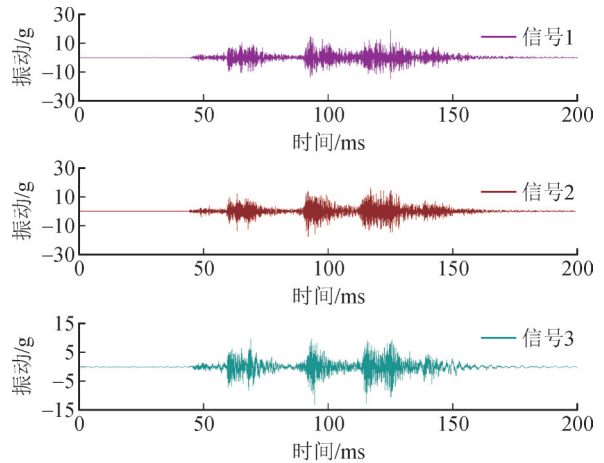


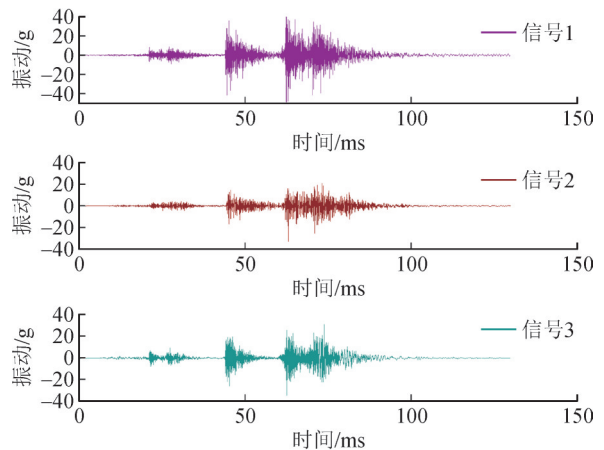
图4 正常状态下测试结果(切换动作过程)

Fig. 4 Measurement results at normal case during switching action

由图4可知,旋转角度信号在切换过程中存在时出现一个明显的干扰,需要进行滤除。振动信号存在明显的分段特征,这与分接开关动作时序有关,3种振动信号存在本体与噪声的干扰,需要进行信号处理与分析。传动轴松动(轻微—1根螺丝,严重—6根螺丝)、过渡电阻松动与弧形板松动故障的振动信号测试结果见图5、6。由图5、6可以看到振幅值与频率特性发生了变化,具体情况需要进行后面的信号处理与分析。



(a) 传动轴松动(1根螺丝)



(b) 过渡电阻松动(6根螺丝)

图5 传动轴松动测试结果

Fig. 5 The vibration signals at the fault case of connecting shaft

2.1 基于高通滤波器的振动信号降噪

文中振动信号低频波段中杂波信号较为显著,因此采用高通滤波器去除信号中的低频成分。文中采用巴特沃斯高通滤波器(Butterworth highpass filter)对信号进行降噪与分析,巴特沃斯高通滤波器可表示为

$$|H(\omega)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega_c}{\omega}\right)^{2n}} \quad (1)$$

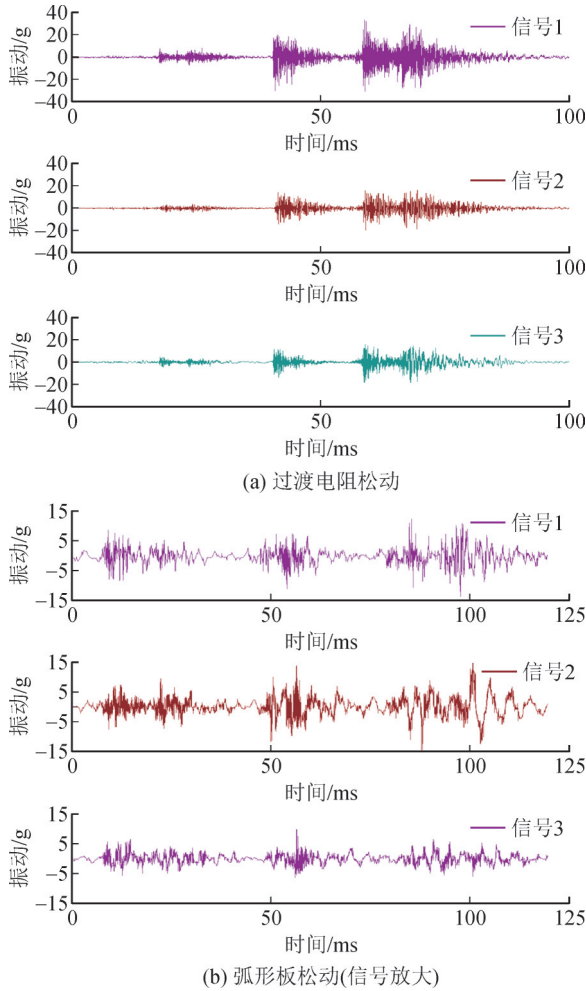


图6 过渡电阻与弧形板松动测试结果

Fig. 6 The vibration signals at the fault cases of transition resistance and arc panel

式(1)中: n 为高通滤波器的阶数; ω 为频率; ω_c 为截止频率, 即振幅为-3 dB时的频率。

经多次实验后选取 1 kHz 作为截止频率进行滤波。去噪后的正常与传动轴松动振动信号的时域结果见图7。由图7可以看出, 经过高通滤波处理后真空 OLTC 的振动信号干扰波形明显减少。同时, 保留了局部突变和尖峰特征, 具有较好的拟合精度。

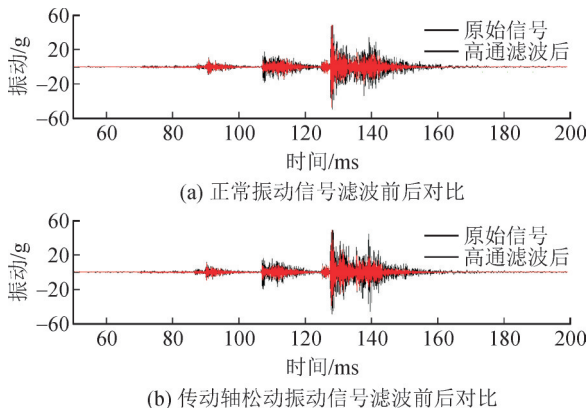


图7 振动信号去噪处理结果

Fig. 7 The denoising processing results of vibration signal

2.2 多传感器信号的特征值提取与分析

OLTC 振动信号具有非平稳特性, 时频分析对非线性非平稳信号的特征分析更准确, 适合于振动等机械信号。短时傅里叶变换(STFT)在传统傅里叶变换(FFT)的基础上, 通过加窗处理计算时域信号, 随时间移动时间窗可将长段信号分解成多段信号。短时傅里叶变换得^[19]

$$\text{STFT}(t, f) = \int x(\tau)g(t - \tau)\exp(-j2\pi\tau)d\tau \quad (2)$$

式(2)中: $x(t)$ 为长度为 T 的时间信号; $x(\tau)$ 为 $x(t)$ 中的一段信号; $g(t)$ 为窗函数。窗函数的本质是加权函数, 即与原信号的一段信号相乘, 以消除信号分段引起的频谱能量泄露。窗函数 Hanning 为

$$HN = \frac{1}{2} \left[1 - \cos\left(\frac{\omega t}{L-1}\right) \right] \quad (3)$$

式(3)中: t 为信号中的时间点; L 为窗函数的长度。

本项目采用 STFT 对信号进行了处理, 然后提取了各个信号时域的最大值、最小值、均方根值, 频域的幅值平均值、重心频率、频率方差以及中值频率, 共 7 个特征值, 主要特征量的计算公式为:

$$e_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{j} \sum_{i=1}^j x_i^2} \quad (4)$$

$$f_{\text{cen}} = \frac{\sum_{i=1}^k f_k X(k)}{\sum_{i=1}^k X(k)} \quad (5)$$

$$f_{\text{rvf}} = \frac{\sum_{i=1}^k (f_k - f_{\text{cen}})^2 X(k)}{\sum_{i=1}^k X(k)} \quad (6)$$

$$f_{\text{mid}} = \begin{cases} \frac{1}{2}(f_k + f_{k+1}) & k \text{ 为偶数} \\ f_k & k \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (7)$$

式(4)-(7)中: e_{RMS} 为信号的均方根值; j 为信号的数据个数; f_k 为信号的频谱分量; $X(k)$ 表示频域的幅度谱; $f_{\text{cen}}, f_{\text{rvf}}, f_{\text{mid}}$ 分别为信号频域的重心频率、频率方差以及中值频率。

最大、最小、 e_{RMS} 特征量用于分析各个信号的时域幅值变化程度, 有利于 OLTC 振动、传动轴旋转角度与电机电流切换时的特征分析。频域的幅值平均值代表信号多频率成分的幅值平均值, 特别有利于振动信号的特征分析。重心频率反映信号在频谱中分量较大的信号, 与功率谱的分布相关, 表示信号的频率重点范围, 有利于振动、电机信号的分析。频率方差是信号标准差的平方, 用于衡量功率谱能量的分散程度, 可以反映振动信号的频率分散性。中值频率代表信号频率分量的中值, 在数据量

较多时可有效反映信号的中心频段。OLTC 振动信号特征值的分析已有较多的研究,对振动信号的幅值、频谱、功率谱等进行了提取与分析。研究认为振动信号的频率与幅值特性可以有效反映正常与故障信号的差异。虽然功率谱、短时能量等可以反映更多的振动信号特征,但提取方法较为复杂,且信号特征量变化幅度大,数据稳定性差。因此,文中采用短时傅里叶变换提取了上述振动信号的时域幅值、方差与频域的多个特征频率,有利于快速获得正常与故障时振动信号特征,便于有效进行故障诊断。除了振动信号外,文中的特点在于获得旋转角度与电机电流的信号,并提取了类似的时域与频域特征值。旋转角度线性度较强,通过提取均方

根,可获得传动轴转动情况。通过信号的频谱分量 f_k 可获得角度分布的频率范围。重心频率和频率方差有利于分析传动轴旋转时的频段特征。电机电流为步进电机,幅值、频率较为单一,但可根据最大值、频率方差和中值频率等有效反映电流特征。

计算获得的部分信号的特征值见表 1。其中振动信号列出的是信号 3 的特征,可以看出旋转角度均值变化较大,这是由于开关每次切换时,启动电机带动传动轴旋转的圈数及位置有所差异。过渡电阻松动与传动轴松动后旋转角度特征值有所增加。电机电流最大值变化不大,振动信号时域和频域的特征值有波动。需要综合多参量特征值进行后续故障诊断。

表 1 提取的多信号特征值(部分结果)

Table 1 Extracted multi-parameter values (partial results)

状态	旋转角度信号均值/V	电机电流最大值/A	振动信号最大值/g	振动信号均值/g	振动信号重心频率/Hz	振动信号中值频率/Hz
正常	1.046	5.615	40.269	2.006	0.047	19 606.566
	4.246	5.460	41.649	1.745	0.043	20 596.197
弧形板松动	2.119	5.439	13.420	1.303	0.065	23 294.654
	4.331	5.447	12.568	1.028	0.094	25 699.114
	2.125	5.676	10.831	1.174	0.089	29 650.496
	4.332	5.827	35.893	1.892	0.047	20 746.391
过渡电阻松动	4.304	5.473	52.350	2.104	0.053	20 289.607
	4.292	5.396	30.232	1.717	0.041	19 647.280
	1.881	5.292	46.270	1.664	0.044	20 231.605
	4.230	5.232	24.417	1.638	0.038	20 299.951
	2.446	5.712	47.829	2.124	0.049	19 506.330
传动轴松动 (1个和6个)	2.781	5.927	40.682	1.928	0.049	20 176.544
	3.757	5.698	45.036	2.632	0.122	21 559.573
	3.687	6.367	44.691	2.363	0.246	20 238.944
	4.873	6.867	47.761	2.944	0.138	21 608.124

3 有载分接开关故障诊断方法

随机森林是一种具有双随机特性的集成学习强分类器^[20],通过随机抽取训练样本及部分特征,形成随机子空间训练决策树。按此规则抽取原样本数据的随机特征,对每棵决策树进行训练。文中的故障诊断算法是基于 CART(classification and regression tree)构成的决策树模型实现的。

在决策树中,基尼系数衡量的是一个数据集(或一个节点)的不纯度,即其中包含的不同类别样本的混合程度。基尼系数越小,表示数据集的不纯度越低,即样本倾向于属于同一类别。对于给定的一个节点,假设属性 A 有 K 个不同的取值,其基尼系数

$Gini(A)$ 为^[21]

$$Gini(A) = 1 - \sum_{i=1}^k p_i^2 \quad (8)$$

式(8)中, p_i 为属性 A (样本集) 上第 i 个取值所占样本的比例。决策树算法会计算每个属性的基尼系数,然后选择具有最小基尼系数的特征作为划分节点。

基于基尼系数的特征选择准则,通过递归地选择最佳特征进行划分,决策树构建完成后,能够以基尼系数为准则进行预测和分类。

OLTC 故障时往往在多个信号上都有所体现,为了研究多个信号特征值的关系,采用最小二乘法结合随机森林算法进行多信息特征分析的故障诊

断。最小二乘法就是将不同传感器的检测信息,如振动、电机电流和旋转角度进行近似拟合,获得的拟合函数针对不同信号的误差的平方和最小。在多元信号特征值的基础上,在数据训练中采用最小二乘法对多个信息特征值的权重因子进行成分分析,分析方法与文[22]类似。然后通过随机森林中决策树进行数据训练和故障分类,可提高故障诊断的准确性。

考虑上述的随机森林的原理和算法,结合随机森林的一般训练过程,考虑训练时数据的随机性和特征的随机性,其关键步骤如下^[4]:

- 1)对样本集 B 有放回的随机抽取 N 个样本,重复 K 次形成训练样本集 B_i , 其中 $i=1, 2, \dots, K$ 。
- 2)以 B_i 为根节点生成决策树 $S(k)$, 叶子节点在分裂时随机选取 m 个特征, 根据信息增益由大到小的优先级确定分裂特征, 且任 $S(k)$ 自由生长, 不进行剪枝。
- 3)重复步骤 2, 生成的 K 棵决策树构成训练模型, 并输入待测样本进行测试, 按照集成投票的思想输出最终分类结果。投票公式为

$$Q(x) = \arg \max_y \sum_{i=1}^K I[q_i(x) = y] \quad (9)$$

式(9)中: x 为训练样本数据; y 为目标分类; $q_i(x)$ 为训练好的第 i 棵决策树模型。该式指 K 棵决策树中数量最多的类别即为最终结果。

基于随机森林算法构建的真空 OLTC 故障诊断流程图见图 8。经过信号处理后获得的电机电流、旋转角度、振动信号等特征量进行数据集训练。分别从正常、过渡电阻故障、传动轴松动故障数据中抽取 30 组作为训练集, 剩下 50 组作为测试集。对训练集和测试集中的特征向量数据进行标准化处理, 然后进行生成子训练集构成决策树训练模型, 通过计算对比获得故障的识别与分类效果, 并对比算法的准确性。

4 结果与分析

测试集结果的准确度见图 9, 其中 1 为正常; 2 为过渡电阻松动故障; 3 为传动轴轻微松动; 4 为传动轴严重松动; 5 为弧形板松动。由结果可知, 除了正常情况下有一个数据有误差外, 其余数据预测值与真实数据吻合, 测试集预测准确度较高为 95.6%, 可以准确识别文中的正常、过渡电阻故障与传动轴松动的机械故障。决策树增多, 结果的误差会突然

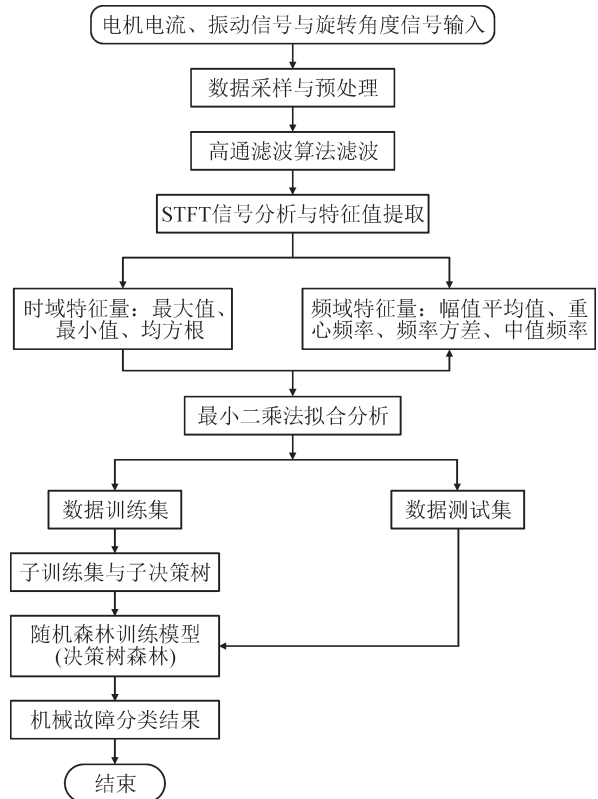


图 8 基于最小二乘—随机森林算法的 OLTC 多信息故障诊断流程

Fig. 8 OLTC multi-information fault diagnosis process based on least squares-random forest algorithm

先减小, 然后稳定在一个较小的值, 决策树在 90 时, 误差在 0.32 可以接受的范围。决策树越多对计算的要求越高, 耗时长。因此, 需要在计算代价与准确率间平衡, 找到合适的决策树目。另外, 各信息的特征值重要性差异较大, 其中驱动电机电流的最小值和振动信号的幅值平均值、重心频率、中值频率以及旋转角度的 e_{RMS} 对故障识别结果的影响较大。

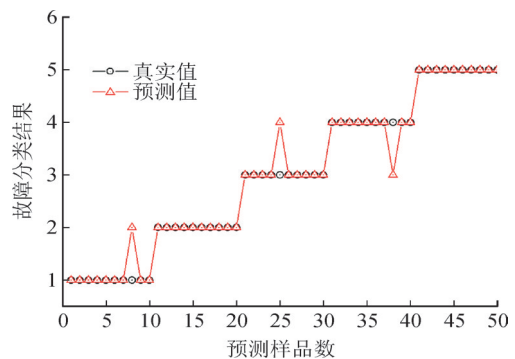


图 9 OLTC 的故障诊断结果

Fig. 9 Fault diagnosis results of OLTC

5 结论

文中采用驱动电机电流、振动、旋转角度等多信息传感器检测了真空 OLTC 正常切换、过渡电阻

松动轻微与严重、传动轴松动以及弧形板松动故障时开关动作时的多类型信号。通过信号处理与分析,提取了真空 OLTC 的电气、机械特征参量,提出了基于随机森林的真空 OLTC 机械故障诊断方法^[23-31],主要的结论如下:

1)搭建了 110 kV 变压器真空 OLTC 驱动电机电流、传动轴旋转角度和 3 个振动信号检测与分析平台。正常与故障实验测试结果表明,驱动电机是一种步进电机,切换过程中电机电流出现正负脉冲波形,故障时有微小变化。旋转角度与电机旋转速度和位置有关。振动信号存在明显的分段特征,这与分接开关动作时序有关。故障时振动信号幅值与频率特性发生变化。

2)采用巴特沃斯高通滤波器和时域频域分析对测试信号进行处理与特征值提取。结果表明,1 kHz 截止频率的滤波器可以有效去除背景的低频干扰。采用短时傅里叶变换提取了信号时域与频域的多种特征参量,如幅值、均值、最大/最小值,频域幅值平均值和重心频率等,用于故障诊断研究。

3)提出了基于随机森林,结合最小二乘数据分析的真空 OLTC 机械故障诊断方法。该方法考虑的电气、机械等多种信号特征参量,通过优化决策树结构与数目,以及最小二乘权重与成分分析,获得了正常工况、传动轴松动与过渡电阻松动情况下的故障诊断结果,并对传动轴松动故障程度(轻微/严重)进行了定量评估。故障类别的识别准确率大于 95%,且决策树数目在一定范围内,误差较小。文中研究针对实际变压器安装 OLTC 进行检测与诊断,对实际电力变压器应用中 OLTC 振动、电流以及旋转角度的检测与故障诊断具有重要意义。

参考文献:

- [1] 马勇,王树刚,王同磊,等.基于驱动电机电流与振动信号的有载分接开关故障诊断方法[J].高压电器,2022,58(5):202-210. MA Yong, WANG Shugang, WANG Tonglei, et al. Fault diagnosis method for on-load tap changer based on driven motor current and vibration signal[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5): 202-210.
- [2] 栾兰,吕腾飞,姜良刚,等.基于TQWT及SVM算法的有载分接开关带电检测技术研究[J].变压器,2024,61(2):44-50. LUAN Lan, LYU Tengfei, JIANG Lianggang, et al. Research on OLTC live detection technology based on TQWT and SVM algorithm[J]. Transformer, 2024, 61(2): 44-50.
- [3] 吴欣烨,胡敏,宋人杰,等.高压输变电变压器真空有载分接开关的运维分析和检修策略[J].变压器,2024,61(9):60-64. WU Xinye, HU Min, SONG Renjie, et al. Operation maintenance condition analysis and overhaul strategy of transformer vacuum on-load tap-changer[J]. Transformer, 2024, 61(9): 60-64.
- [4] 阳瑞霖,莫凡,金艳,等.基于重心平均动态时间规整算法的有载分接开关机械故障诊断[J].高电压技术,2023,49(4):1515-1525. YANG Ruilin, MO Fan, JIN Yan, et al. Diagnosis for mechanical faults of on-load tap changer based on barycenter averaging dynamic time warping[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(4): 1515-1525.
- [5] RIVAS E, BURGOS J C, GARCÍA-PRADA J C. Vibration analysis using envelope wavelet for detecting faults in the OLTC tap selector[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25(3): 1629-1636.
- [6] 赵书涛,王紫薇,陈志华,等.有载分接开关GLCM纹理特征及改进随机森林算法的故障诊断方法[J].高电压技术,2022,48(9):3593-3601. ZHAO Shutao, WANG Ziwei, CHEN Zhihua, et al. GLCM texture features of on-load tap changer and fault diagnosis method based on improved random forest algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3593-3601.
- [7] 杨森,陈莎莎,李光茂,等.基于变分模态分解与特征选择的变压器有载分接开关机械故障诊断[J].南方电网技术,2019,13(1):39-47. YANG Sen, CHEN Shasha, LI Guangmao, et al. Mechanical fault diagnosis of transformer on-load tap-changer based on variational mode decomposition and feature selection[J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(1): 39-47.
- [8] 王丰华,曾全昊,郑一鸣,等.基于Bayes估计相空间融合和CM-SVDD的有载分接开关机械故障诊断[J].中国电机工程学报,2020,40(1):358-368. WANG Fenghua, ZENG Quanhao, ZHENG Yiming, et al. A mechanical fault diagnosis of on-load tap-changers based on phase space fusion of Bayes estimation and CM-SVDD[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(1): 358-368.
- [9] KANG P, BIRTWISTLE D. Condition monitoring of power transformer on-load tap-changers. Part I: Automatic condition diagnostics[J]. IEE Proceedings - generation, Transmission and Distribution, 2001, 148(4): 301-306.
- [10] KANG P, BIRTWISTLE D. Condition monitoring of power transformer on-load tap-changers. Part II: Detection of ageing from vibration signatures[J]. IEE Proceedings - generation, Transmission and Distribution, 2001, 148(4): 307-311.
- [11] KANG Pengju, BIRTWISTLE D. Condition assessment of power transformer on-load tap changers using wavelet analysis and self-organizing map: field evaluation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2003, 18(1): 78-84.
- [12] 蔡宇琦,方瑞明,彭长青,等.基于ANHGA-VMD和耦合隐马尔可夫模型的有载分接开关机械故障诊断[J].高电压技术,2021,47(11):3949-3959. CAI Yuqi, FANG Ruiming, PENG Changqing, et al. Mechanical fault diagnosis of on-load tap-changer based on ANHGA-VMD and coupled hidden markov model[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11): 3949-3959.
- [13] 陈明,马宏忠,潘信诚,等.基于电机电流检测的有载分接开关机械故障诊断[J].大电机技术,2020(5):71-75.

- CHEN Ming, MA Hongzhong, PAN Xincheng, et al. On - line mechanical fault diagnosis of on-load tap changer based on motor current detection[J]. Large Electric Machine and Hydraulic Turbine, 2020(5):71-75.
- [14] 王丰华, 樊家昊, 郑一鸣, 等. 真空灭弧 OLTC 与油灭弧 OLTC 的振动特性对比[J]. 高电压技术, 2019, 45(9):2834-2841.
WANG Fenghua, FAN Jiahao, ZHENG Yiming, et al. Vibration characteristic comparison between vacuum arcing on - load tap - changer and oil blast on - load tap - changer[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(9):2834-2841.
- [15] 赵 彤, 李庆民, 张国强, 等. 有载调压分接开关驱动电机旋转角度的在线监测方法[J]. 高压电器, 2005, 41(5):343-346.
ZHAO Tong, LI Qingmin, ZHANG Guoqiang, et al. On - line monitoring method of the rotating angle of drive motor for on-load tap changers[J]. High Voltage Apparatus, 2005, 41(5):343-346.
- [16] SEO J, MA Hui, SAHA T K. A joint vibration and arcing measurement system for online condition monitoring of onload tap changer of the power transformer[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(2):1031-1038.
- [17] 梁毅毅, 吴 雄, 吴晓晖, 等. 一起 220 kV 主变压器有载分接开关触头烧损缺陷分析[J]. 四川电力技术, 2023, 46(1):78-82.
LIANG Hongyi, WU Xiong, WU Xiaohui, et al. Analysis of burning damage defects of contacts of on-load tap-changer in 220 kV main transformer[J]. Sichuan Electric Power Technology, 2023, 46(1):78-82.
- [18] 骆欣瑜, 廖文龙, 刘 睿, 等. 一起换流变压器真空有载分接开关乙炔异常分析[J]. 四川电力技术, 2023, 46(3):90-94.
LUO Xinyu, LIAO Wenlong, LIU Rui, et al. Analysis on an abnormal acetylene of vacuum on-load tap-changers for converter transformer[J]. Sichuan Electric Power Technology, 2023, 46(3):90-94.
- [19] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 短时傅里叶变换的时频聚集性度量准则研究[J]. 振动. 测试与诊断, 2017, 37(5):948-956.
ZHAO Xuezhi, YE Bangyan, CHEN Tongjian. Study on measure rule of time-frequency concentration of short time fourier transform [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(5):948-956.
- [20] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5-32.
- [21] 刘亚丽, 李国栋, 刘 云, 等. 基于随机森林的电动汽车充电行为为聚类技术研究[J]. 电力工程技术, 2019, 38(6):115-121.
LIU Yali, LI Guodong, LIU Yun, et al. Clustering technology of electric vehicle charging behavior based on random forest[J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(6):115-121.
- [22] 赵华哲, 李 强, 杨家建. 基于最小二乘原理多传感器加权数据融合[J]. 微型机与应用, 2013, 32(12):7-10.
ZHAO Huazhe, LI Qiang, YANG Jiajian. A weighted multi-sensor data fusion based on least squares principle[J]. Microcomputer & Its Applications, 2013, 32(12):7-10.
- [23] 刘志伟, 宁 克, 刘星廷, 等. 基于 LSTM 和随机森林的避雷器故障预警算法[J]. 电子设计工程, 2024, 32(22):137-141.
LIU Zhiwei, NING Ke, LIU Xingting, et al. Fault warning algorithm of arrester based on LSTM and random forest[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(22):137-141.
- [24] 李 蔚, 吴懿范, 毛静宇, 等. 基于改进随机森林算法的汽轮机振动故障诊断研究[J]. 浙江电力, 2024, 43(9):107-116.
LI Wei, WU Yifan, MAO Jingyu, et al. Research on diagnosis for vibration faults in steam turbines using IRF algorithm[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(9):107-116.
- [25] 王 雷, 楚明月, 王晓华, 等. 基于随机森林的智能变电站一次侧设备运行状态监测方法研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(7):184-190.
WANG Lei, CHU Mingyue, WANG Xiaohua, et al. Research on monitoring method of primary equipment operation state in intelligent substation based on random forest[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(7):184-190.
- [26] 牛荣泽, 张 凯, 谢芮芮, 等. 基于随机森林的电缆管网综合监测系统研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(10):74-81.
NIU Rongze, ZHANG Kai, XIE Ruirui, et al. Research on monitoring system of cable network pipeline based on random forest[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(10):74-81.
- [27] 肖湘奇, 肖 宇, 黄 瑞, 等. 基于随机森林算法的低压系统漏电检测技术研究[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(3):38-47.
XIAO Xiangqi, XIAO Yu, HUANG Rui, et al. Research on leakage detection technology of low-voltage power system based on random forest algorithm[J]. Journal of Electric Power Science And Technology, 2024, 39(3):38-47.
- [28] 王群飞, 尹忠东, 鄂 涛. 基于随机森林算法的 V2G 充电桩故障诊断研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(8):111-118.
WANG Qunfei, YIN Zhongdong, E Tao. Research on fault diagnosis of V2G charging pile based on random forest algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(8):111-118.
- [29] 王金忠, 吴焰龙. 基于随机森林的智能电网多源数据异常检测[J]. 电子设计工程, 2024, 32(7):149-152.
WANG Jinzhong, WU Yanlong. Multi - source data anomaly detection in smart grid based on random forest[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(7):149-152.
- [30] 朱 海. 基于鲸鱼优化算法改进随机森林的电弧故障检测方法[J]. 电器与能效管理技术, 2024(2):21-27.
ZHU Hai. Arc fault detection method based on whale optimization algorithm to improve random forest[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2024(2):21-27.
- [31] 郭 敏, 郭小璇, 吴 宁, 等. 基于多特征融合和随机森林的串联电弧故障检测方法[J]. 电力电容器与无功补偿, 2024, 45(4):104-112.
GUO Min, GUO Xiaoxuan, WU Ning, et al. Series arc fault detection method based on multi-feature fusion and random forest [J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2024, 45(4):104-112.

董青迅(1986—), 男, 高级工程师, 研究方向为变电设备技术监督及状态评价(通信作者)(E-mail:357214842@qq.com)。