

DOI:10.12158/j.2096-3203.2020.01.022

# 基于参数自适应 VMD 和 SA-ELM 的有载分接开关故障诊断

钱国超<sup>1,2</sup>, 彭庆军<sup>2</sup>, 程志万<sup>2</sup>, 古洪瑞<sup>1</sup>, 于虹<sup>2</sup>

(1. 重庆大学电气工程学院, 重庆 400030;

2. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 云南 昆明 650200)

**摘要:**机械振动信号能反映有载分接开关的运行状态。为提高有载分接开关机械故障的诊断准确率,提出了一种基于参数自适应变分模态分解(VMD)和模拟退火优化极限学习机(SA-ELM)的故障诊断方法。首先对振动信号进行VMD分解,根据能量准则自适应确定模态数的取值,得到一组窄带、区分度较好的模态分量。然后求取各模态的能量值,形成特征向量组,不同故障状态的模态特征区分明显。最后将特征向量组输入SA-ELM,实现振动信号的识别和诊断。在模拟试验平台上进行试验并对采集的信号进行分析,结果表明文中故障诊断方法可有效提高有载分接开关机械故障的诊断准确率。

**关键词:**有载分接开关;变分模态分解;模态能量;极限学习机;故障诊断

**中图分类号:**TM403.4

**文献标志码:**A

**文章编号:**2096-3203(2020)01-0157-08

## 0 引言

有载分接开关是变压器中唯一可动的关键部件。据统计,20%以上的变压器事故源于有载分接开关的异常工作,其中触头、弹簧等部件的机械故障占开关故障的70%以上。因此,对有载分接开关的机械振动信号进行特征提取和故障诊断,可及时判别开关的运行状态,有利于保障设备的安全与电网的可靠运行<sup>[1-5]</sup>。

针对有载分接开关的故障诊断,传统算法通常基于信号的时域特征,如文献[6-7]采用小波变换对开关振动信号进行处理,提取幅值、时间间隔等时域特征,并建立状态评价准则。由于开关振动信号具有较强随机性和瞬时性,仅考虑时域特征较片面,易出现误判。而且信号具有非平稳性,对其作快速傅里叶变换<sup>[8]</sup>得到的频率特征也不是一个稳定有效的指标。

有载分接开关的故障诊断通常结合时频域分析算法,提取的特征对各状态的区分明显,有利于提高故障诊断准确率。文献[9-10]利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)<sup>[11-12]</sup>和希尔伯特变换(Hilbert transformation, HT)对开关振动信号进行时频分析,得到希尔伯特-黄(Hilbert-Huang transformation, HHT)边际谱具有更准确的频率分布和幅值特征。然而,EMD算法具有模态混叠现象,导致分解所得的模态分量物理意义不明确。文献[13]采用限制带宽EMD算法和洛伦兹信息量

进行故障诊断。文献[14]利用窄带噪声辅助多元EMD算法与功率特征矩阵实现有载分接开关的故障诊断。文献[15]介绍了互补集总经验模态分解。这些改进的EMD算法仍存在算法效率低、抗噪性较差、缺乏严格数学基础等问题,影响故障诊断效果。

文献[16]采用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)对开关振动信号进行处理,并提取权重散度为特征,采用和声搜索优化相关向量机进行诊断,具有较高的准确率。VMD具有良好的信噪分离能力,模态混叠不明显,伪分量较少,有利于得到稳定有效的特征指标,提高诊断准确率。由于进行VMD分解前需预设模态数 $K$ ,不同 $K$ 值对分解结果存在较大影响,因此需研究自适应选取 $K$ 值的方法。此外,极限学习机(extreme learning machine, ELM)具有学习效率高、泛化性能好等优势,可进一步提高开关的故障诊断率。

文中运用基于能量判据的参数自适应VMD算法进行有载分接开关的振动信号分解;提取各模态分量的能量特征,特征具有明确的物理含义,特征向量组在不同故障下具有明显的区分;通过基于模拟退火(simulated annealing, SA)优化的ELM(SA-ELM)进行故障诊断。通过在有载分接开关模拟试验平台上进行试验与分析,证明了文中方法诊断开关故障类型的有效性。

## 1 基于参数自适应 VMD 和能量特征的特征提取算法

### 1.1 振动信号的 VMD

VMD的整体框架为一个变分问题,使得各模态

收稿日期:2019-08-07;修回日期:2019-09-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(U1766217)

的估计带宽和最小。为了估计各模态的带宽,先通过HT得到单边频谱,再通过混合中心频率把模态频谱调制到基频带,最后对解调信号进行高斯平滑处理。由此产生的变分约束问题为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t. } \sum_{k=1}^K u_k(t) = y(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $K$ 为模态数; $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$ 为分解所得的 $K$ 个模态分量; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ 为各模态中心频率。为求解该变分约束问题,引入二次惩罚参数 $\alpha$ 和Lagrange算子 $\lambda(t)$ ,把变分约束问题转化为非约束性问题。由此得到的Lagrange函数为:

$$\begin{aligned} L(u_k(t), \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| y(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), y(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \end{aligned} \quad (2)$$

采用交替乘子方向法(alternate direction method of multipliers, ADMM)<sup>[17]</sup>通过迭代更新 $u_k^{n+1}$ ,  $\omega_k^{n+1}$ ,  $\lambda^{n+1}$ ,求解式(2)的鞍点,具体步骤如下:

- (1) 初始化 $\{u_k^1\}$ ,  $\{\omega_k^1\}$ ,  $\{\lambda^1\}$ ,令 $n=1$ ;
- (2) 根据式(3)和式(4)迭代更新 $u_k$ ,  $\omega_k$ :

$$u_k^{n+1} = \frac{y(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

- (3) 根据式(5)更新 $\lambda$ :

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau \left( y(\omega) - \sum_{k=1}^K u_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (5)$$

(4) 重复步骤(2)和(3),直至满足迭代终止条件:

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\|u_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (6)$$

式中: $\varepsilon$ 为判别精度。

- (5) 输出结果,得到 $K$ 个模态分量。

## 1.2 参数自适应VMD

进行VMD分解前需要预设模态数 $K$ 和二次惩

罚因子 $\alpha$ ,其中模态数 $K$ 的取值对分解结果有较大的影响。文中利用能量为判据,自适应地确定 $K$ 的取值。振动信号经VMD后,如果余量的能量与原信号能量之比小于阈值 $\delta$ (取 $\delta=0.01$ ),则认为信号分解完全,由此可自适应地确定分解的模态数。具体流程如图1所示。

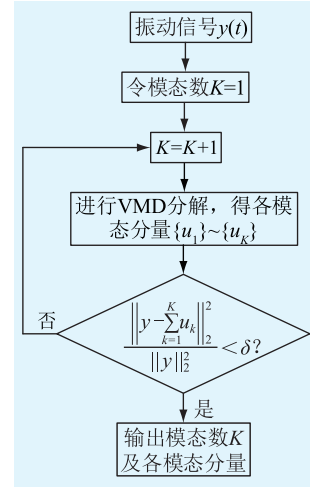


图1 参数自适应变分模态分解流程

Fig.1 Flow chart of the parameter-adaptive VMD method

## 1.3 模态能量特征提取

针对VMD分解后的各模态分量 $u_k$ ,计算各模态分量的能量 $E_k$ :

$$E_k = \sum_{m=1}^l u_k^2(m) \quad (7)$$

对能量特征进行归一化处理,设:

$$E = \sqrt{\sum_{i=1}^K E_i^2} \quad (8)$$

则VMD能量特征向量为 $T = (E_1/E, E_2/E, \dots, E_K/E)$ 。该特征向量可反映振动信号在各特征频率区间内的能量分布情况。当开关存在机械缺陷,如快速机构弹簧弹性变化、触头磨损等,振动信号在各频率区间的能量分布将发生变化,由此可以进行有载分接开关的故障诊断。

## 2 SA-ELM 概述

### 2.1 ELM 理论

ELM是由黄广斌提出的求解单隐层神经网络的算法,其在保证学习精度的前提下具有更快的运算速度<sup>[18]</sup>。ELM算法随机生成输入层权值和隐含层神经元阈值,因此只需选取适当的隐含层神经元个数,就可以获得唯一的最优解。

ELM算法的训练模型采用前向单隐层结构,如图2所示。其中 $n, K, m$ 分别为输入层、隐含层、输出层的节点数; $g(x)$ 为隐含层神经元的激活函数; $b_i$

为神经元阈值。

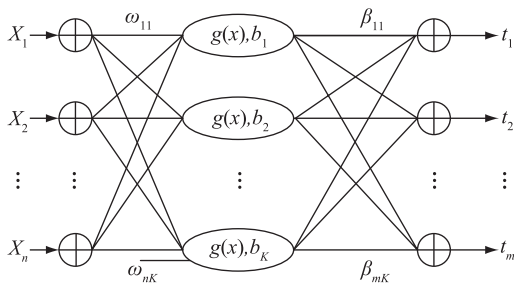


图2 ELM 的网络训练模型  
Fig.2 ELM training model

给定  $N$  个训练样本  $(x_i, t_i)$ , 其中输入数据为  $x_i = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$ , 输出值为  $t_i = (t_1, t_2, \dots, t_m)^T$ 。含  $K$  个隐含层节点、激励函数为  $g(x)$  的模型可表示为:

$$\sum_{i=1}^K \beta_i g(\omega_i \cdot x_i + b_i) = y_i \quad (9)$$

式中:  $\beta_i$  为连接第  $i$  个隐含层节点和输出层节点的输出权值;  $\omega_i$  为连接输入层与第  $i$  个隐含层节点的输入权值;  $b_i$  为阈值;  $y_i$  为网络输入值。

## 2.2 SA-ELM 模型

由于 ELM 算法在训练时的输入权值和隐含层神经元阈值是随机产生的, 可能出现生成 0 导致隐含层节点失效的情况, 因此只有增加隐含层节点数才可获得更高的分类精度, 但同时又会致模型泛化能力较低等缺陷。因此, 文中借助 SA 算法<sup>[19]</sup> 对输入权值和隐含层神经元阈值进行优化, 以提高模型分类精度与泛化能力。选取样本集分类结果的均方误差作为优化的适应度函数, 优化流程如图 3 所示。

## 3 有载分接开关故障诊断实例分析

### 3.1 有载分接开关典型故障模拟试验

在实验室环境下模拟变压器有载分接开关的运行, 选用组合式 CM 型开关。开关包括切换开关和分接选择器两部件。切换开关共有 8 对切换触头, 每次切换包括 8 对触头的顺序动作过程。将开关放置在充满油的油箱中, 模拟实际工况下有载分接开关布置在变压器油箱的情况, 使得模拟所得振动波形更接近实际工况。对开关分别进行削短快速机构弹簧 2 圈、削短快速机构弹簧 4 圈、拧松弧形板螺丝、拧松切换开关触头螺丝等操作, 分别模拟快速机构弹簧弹性轻微变化、快速机构弹簧弹性严重变化、弧形板松动、切换开关触头松动等有载分接开关典型缺陷。

选用压电式加速度传感器 AD100T(灵敏度为

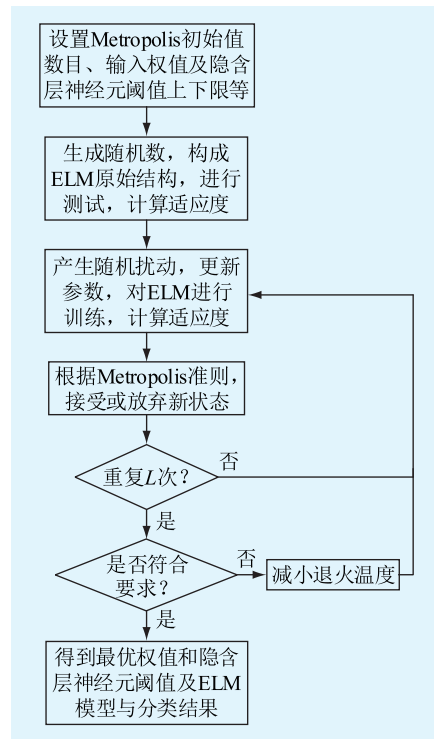


图3 SA-ELM 算法流程

Fig.3 Flow chart of SA-ELM method

100 mV/g) 和数据采集卡 MPS140401(采样率为 128 kS/s) 对有载分接开关进行模拟试验。将传感器布置于开关顶盖处, 可在开关动作时采集到显著的振动信号, 较好地反映开关的机械状态。选用磁铁固定方式布置传感器, 可更好地完成高频信号的传输, 且固定方式灵活。

分别在带电和停电工况下进行试验, 带电试验时, 安装同型号的分接开关作为试验负载。对有载分接开关在正常状态、快速机构弹簧弹性轻微变化、快速机构弹簧弹性严重变化、弧形板松动、切换开关触头松动下切换时的振动信号进行测试, 各状态重复试验 25 次, 包括带电试验 5 次, 停电试验 20 次, 共采集 125 组数据进行后续分析。通过数据采集卡将振动信号传输至电脑, 以便后续信号处理。由于所设置的典型缺陷能从切换开关动作产生的振动波形中反映出来, 因此对这一部分的波形进行信号处理, 可达到提取振动波形主要特征并识别故障的目的, 同时极大地提高运算效率。文中对这一部分的振动波形进行特征提取与故障诊断, 选取开关从 7 档切换至 8 档的信号进行特征提取与故障诊断。

### 3.2 振动信号的 VMD 分解

图 4 为正常工况下的有载分接开关振动信号。首先对信号进行参数自适应 VMD, 设定惩罚因子  $\alpha$  为默认值 2 000, 在不同  $K$  值下分解余量的能量和

原振动信号的比值如表 1 所示。由此可知,当  $K=4$  时,振动信号分解完全。图 5 为经 VMD 分解后的各模态分量时域与频域图。

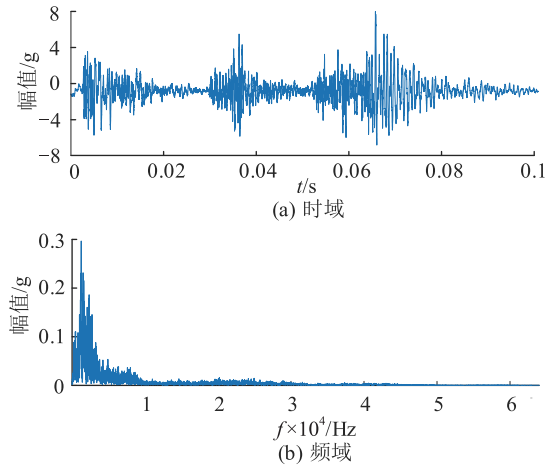


图 4 有载分接开关振动信号的时域与频域  
Fig.4 Time-domain and frequency-domain plots of the on-load tap-changer vibration signal

表 1 不同  $K$  值下的能量比值

$K$	能量比值	$K$	能量比值
2	0.046 0	3	0.024 8
4	0.009 5		

由图 5 可看出,VMD 分解所得的各模态分量频带较窄,各模态间无混叠的现象,并且各模态均只有一个明显的主要频率,分别与图 4 中振动波形频域图的各波峰相对应。其中,振动信号主要集中于前 3 个模态中,幅值相对较大,即振动频率主要集中在 10 kHz 以内。同时引入互信息 (mutual information, MI) [20] 来表征各模态分量与原振动信号的相关程度。MI 由信息论中熵的概念引申而来,用 2 个随机变量间不确定度的差值表示,能够表明其统计相关性,与相关系数法相比能更准确地辨别变量间的相关程度。其表示为:

$$W_{MI}(X, Y) = H(Y) - H(Y|X) \quad (10)$$

式中:  $H(Y)$  为  $Y$  的熵,  $H(Y|X)$  为已知  $X$  时  $Y$  的条件熵。  $X$  与  $Y$  越相关,  $H(Y|X)$  越小,  $W_{MI}$  越大。

将 MI 由式(11)归一化后,可判断各模态分量与原振动信号的相关程度,选定阈值为 0.02。

$$W'_i = W_i / \max W_i \quad (11)$$

振动信号经 VMD 分解后,各分量与原信号的 MI 如表 2 所示。最后 1 个模态分量与原信号的 MI 低于阈值,表明该分量和原信号的相关程度较小,因此把该分量看作伪分量,将其剔除,其余 3 个模态分量全部选用,并进行模态能量特征的计算。

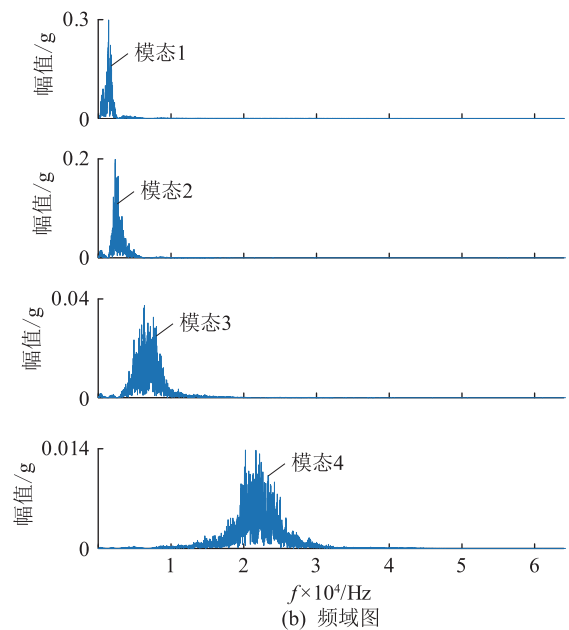
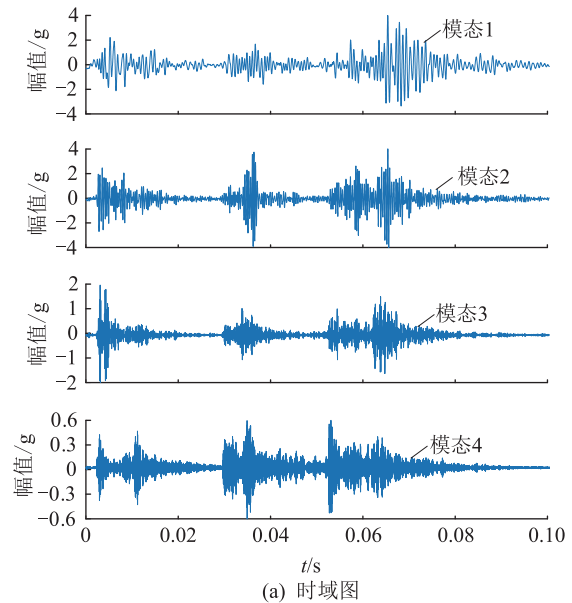


图 5 VMD 分解后的 4 个模态分量的时域和频域图  
Fig.5 Time-domain and frequency-domain plots of four modal components obtained by VMD decomposition

表 2 各模态与原信号的互信息

Table 2 MI between each mode and original signal

模态	$W_{MI}$	模态	$W_{MI}$
IMF1	1	IMF2	0.424 6
IMF3	0.050 5	IMF4	0.008 8

此外,对振动信号进行集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) [21], 与文中 VMD 算法进行对比分析。对信号进行 EEMD 分解,自适应地分解出 12 个模态分量和 1 个余量,其中信息主要集中在模态 3、模态 4、模态 5 中,其余模态可看做伪分量。图 6 为这 3 个模态分量的时域与频域图。

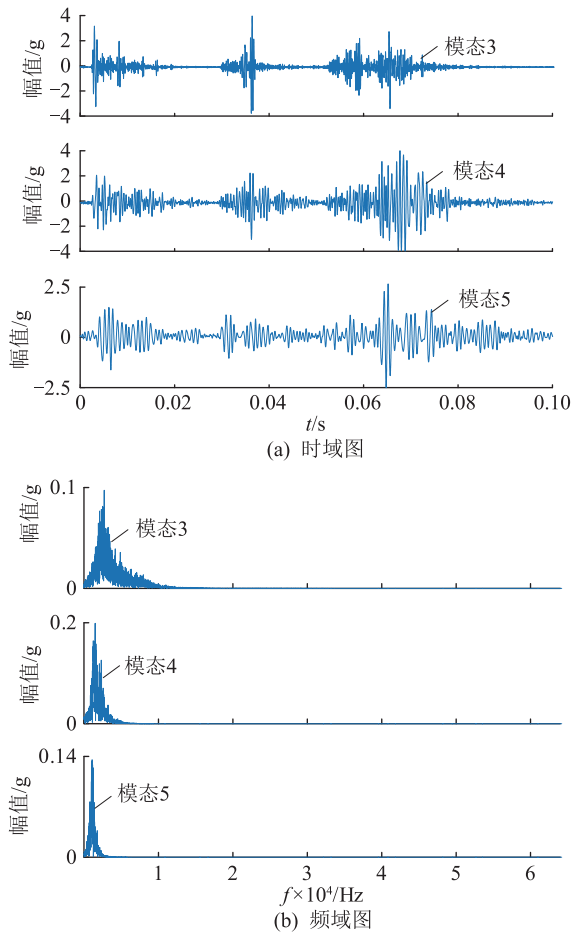


图6 EEMD分解后的3个主要模态分量的时域和频域

Fig.6 Time-domain and frequency-domain plots of three main modal components obtained by EEMD decomposition

对比图5和图6,经EEMD分解后各模态分量的频率范围有较大的重叠,模态混叠现象严重,导致各模态分量物理意义不明确,影响后续的特征提取。而VMD分解后的各模态分量的频带几乎无重叠,具有明确的物理含义。此外,EEMD分解产生的伪分量较多,也对后续的特征提取产生一定的影响。因此,VMD算法对振动信号的模态分解具有较大的优势,有利于后续的特征提取与故障识别。

### 3.3 振动信号的模态特征

对各运行状态下所采集的振动信号进行VMD分解后,计算各模态归一化能量值,构造特征向量组 $T=(E_1, E_2, E_3)$ ,如表3所示。(限于篇幅,表中仅列举各运行状态下的3个信号的特征向量,其中序号1为带电试验振动信号的特征向量)。

同时,对各状态下的各模态能量分别求均值,所得的能量分布情况如图7所示。

从表3和图7可看出,各运行状态下振动信号的能量均集中在模态分量1中。即有载分接开关切换时,其产生的振动信号主要集中在2000 Hz以内

表3 不同运行状态下得到的特征向量

Table 3 The feature vectors under different conditions

开关状态	序号	$E_1$	$E_2$	$E_3$
正常状态	1	0.918 6	0.386 5	0.070 3
	2	0.935 1	0.346 7	0.072 6
	3	0.915 5	0.396 8	0.065 8
弹簧削短 2圈	1	0.949 7	0.312 6	0.052 3
	2	0.944 0	0.326 7	0.044 7
	3	0.951 4	0.301 6	0.060 6
弹簧削短 4圈	1	0.850 1	0.553 2	0.109 6
	2	0.831 0	0.546 4	0.103 2
	3	0.805 3	0.586 2	0.087 2
弧形板松动	1	0.886 7	0.473 5	0.076 3
	2	0.869 8	0.487 5	0.075 4
	3	0.894 6	0.440 3	0.075 8
触头松动	1	0.979 8	0.165 6	0.036 7
	2	0.983 9	0.174 9	0.037 6
	3	0.986 6	0.160 3	0.031 2

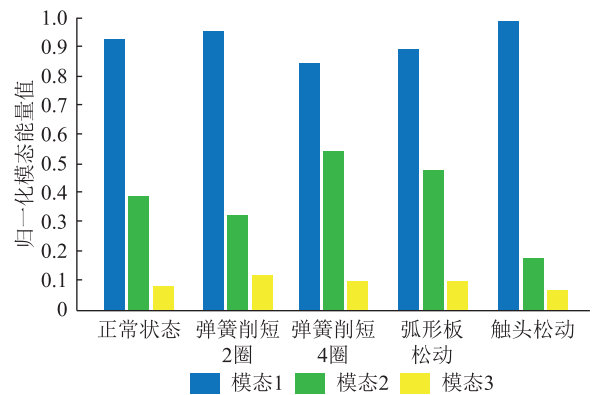


图7 不同运行状态下的模态能量分布情况

Fig.7 The distribution of modal energy under different conditions

的低频区。此外,模态分量2中也包含一定的能量,即开关的振动信号在2000~4000 Hz的区间内也有一定的分布。模态分量3中包含较少的能量。同时可看出,各运行状态下的能量分布存在较大的差异,其中触头松动时,模态1的归一化能量值最大,各模态的能量差异性最大;快速机构弹簧削短4圈和弧形板松动时,模态分量2中的能量较其他的状态更多。此外,快速机构弹簧削短4圈和触头松动时的能量分布,较正常状态产生了最大的变化,这是因为这2种故障较为严重,对开关切换的振动信号产生较大的影响。同时可看出,带电与停电状态下,振动信号的能量特征基本一致,表明是否带电对振动信号无显著影响。因此可将带电与停电试验的信号特征向量一并进行后续的故障诊断操作。

### 3.4 有载分接开关的故障诊断

选取初始温度 $T$ 为10℃,退火率 $r$ 为0.95,

Markov 链长  $L$  为 10,进行 SA-ELM 分类识别。对提取的开关振动信号能量特征,各工况下随机选取 15 组样本进行模型的训练,剩余 10 组样本进行测试。标签设置为:1 代表正常状态,2 代表快速机构弹簧削短 2 圈,3 代表快速机构弹簧削短 4 圈,4 代表弧形板松动,5 代表触头松动。把样本分别输入 ELM 和 SA-ELM 模型进行训练与识别,结果分别如图 8、图 9、表 4 所示。

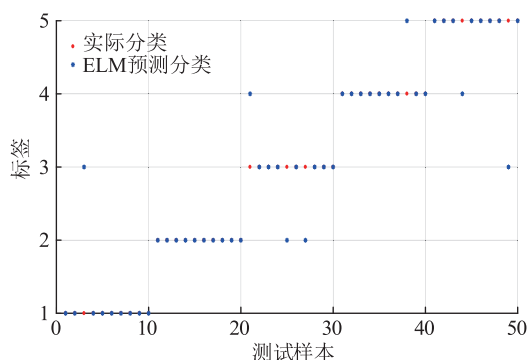


图 8 ELM 模型分类结果

Fig.8 Classification result of ELM model

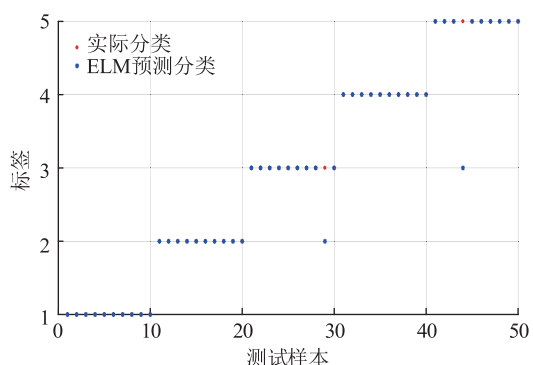


图 9 SA-ELM 模型分类结果

Fig.9 Classification result of SA-ELM model

表 4 有载分接开关机械状态诊断准确率

Table 4 The diagnosis accuracy of on-load tap-changer mechanical conditions

项目	VMD+SA-ELM 法		VMD+ELM 法	
	训练准确率	测试准确率	训练准确率	测试准确率
正常状态	100	100	93.3	90
弹簧削短 2 圈	93.3	100	93.3	100
弹簧削短 4 圈	93.3	90	80	70
弧形板松动	100	100	100	90
触头松动	100	90	86.7	80
综合准确率	97.3	96	90.7	86

注:VMD+SA-ELM 法和 VMD+ELM 法的训练样本数均为 75,测试样本数均为 50,状态识别时间分别为 1.863 s,1.598 s。

由此可看出,SA-ELM 模型与未经优化的 ELM 模型的诊断时间相差不大,但优化后的诊断模型的训练与测试准确率均明显高于未经优化的模型,训练准确率达 97.3%,测试准确率达 96%。而未经优化的模型准确率较低,在多种工况下均出现误判,测试诊断率仅为 86%。因此,文中故障诊断方法可取得较好的诊断效果。

## 4 结语

文中通过参数自适应 VMD 算法和 SA-ELM 算法,实现了对变压器有载分接开关振动信号的故障诊断。利用能量指标自适应选取 VMD 的分解模态数,以获得最佳分解效果。将模态能量组成特征向量组,输入基于模拟 SA-ELM 进行分类识别。通过在模拟试验平台上进行试验与分析,研究表明 VMD 分解算法具有较好的模态分解能力,分解所得的模态分量区分度较好,无模态混叠现象,具有明确的物理含义,因此 VMD 算法优于 EEMD 算法。此外,选取前 3 个分量,利用模态能量进行定量描述,可形成可分性较好的特征值。此外,SA-ELM 具有最佳的输入权值和隐含层神经元阈值,可获得更高的分类精度,能更好地诊断有载分接开关故障。

### 参考文献:

- [1] 姜益民. 上海电网有载分接开关运行分析[J]. 上海电力, 2006(4):386-394.  
JIANG Yimin. Analysis of OLTC running in Shanghai power grid [J]. Shanghai Electric Power, 2006(4):386-394.
- [2] LI Q, ZHAO T, ZHANG L, et al. Mechanical fault diagnostics of on-load tap changer within power transformers based on hidden Markov model[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(2):596-601.
- [3] KANG P, BIRTHWHISTLE D. Condition monitoring of power transformer on-load tap-changers. I. Automatic condition diagnostics [J]. Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings, 2001, 148(4):301-306.
- [4] KANG P, BIRTHWHISTLE D. Condition monitoring of power transformer on-load tap-changers. II. Detection of ageing from vibration signatures [J]. Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings, 2001, 148(4):307-311.
- [5] 郑婧, 何婷婷, 郭洁, 等. 基于独立成分分析和端点检测的变压器有载分接开关振动信号自适应分离[J]. 电网技术, 2010, 34(11):208-213.  
ZHENG Jing, HE Tingting, GUO Jie, et al. Adaptive separation of vibration signal of on-load tap changer based on independent component analysis and endpoint detection [J]. Power System Technology, 2010, 34(11):208-213.
- [6] KANG P J, BIRTHWHISTLE 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.
- [7] RIVAS E, BURGOS J C, GARCIA-PRADA J C. Condition assessment of power OLTC by vibration analysis using wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(2): 687-694.
- [8] RAO K R, KIM D N, HWANG J J. Fast Fourier transform- algorithms and applications[M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2011.
- [9] 王春亮, 李凯, 马宏忠, 等. 基于 WP\_SVD 降噪的 OLTC 振动信号特征识别[J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24(5): 36-41.  
WANG Chunliang, LI Kai, MA Hongzhong, et al. Feature recognition of OLTC vibration signal based on WP\_SVD de-noising method[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2012, 24(5): 36-41.
- [10] 张惠峰, 马宏忠, 陈凯, 等. 基于振动信号 EMD-HT 时频分析的变压器有载分接开关故障诊断[J]. 高压电器, 2012, 48(1): 76-81.  
ZHANG Huifeng, MA Hongzhong, CHEN Kai, et al. Fault diagnosis of power transformer on-load tap changer based on EMD-HT analysis of vibration signal[J]. High Voltage Apparatus, 2012, 48(1): 76-81.
- [11] LEI Y, LIN J, HE Z, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2013, 35(1-2): 108-126.
- [12] 何志满, 王剑飞, 蒋新川, 等. 基于 EMD 优化双谱的开关柜局部放电特高频信号时延计算方法研究[J]. 智慧电力, 2018, 46(11): 59-64.  
HE Zhiman, WANG Jianfei, JIANG Xinchuan, et al. Time delay algorithm for UHF partial discharge signals in switchgear by EMD based improved bispectrum estimation approach[J]. Smart Power, 2018, 46(11): 59-64.
- [13] 段若晨, 王丰华, 周荔丹. 基于优化 HHT 算法与洛仑兹信息量度的换流变用有载分接开关机械特征提取[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(11): 3101-3109.  
DUAN Ruochen, WANG Fenghua, ZHOU Lidan. Mechanical features extraction of on-load tap changer in converter transformer based on optimized HHT algorithm and lorentz information measure[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(11): 3101-3109.
- [14] 段若晨, 王丰华, 周荔丹, 等. 利用窄带噪声辅助多元经验模态分解算法检测换流变压器用有载分接开关机械状态[J]. 电工技术学报, 2017, 32(10): 182-189.  
DUAN Ruochen, WANG Fenghua, ZHOU Lidan, et al. Mechanical condition detection of on-load tap-changer in converter transformer based on narrowband noise assisted multivariate empirical mode decomposition algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(10): 182-189.
- [15] 张知先, 陈伟根, 汤思蕊, 等. 基于互补集总经验模态分解和局部异常因子的有载分接开关状态特征提取及异常状态诊断[J]. 电工技术学报, 2019, 34(21): 4508-4518.  
ZHANG Zhixian, CHEN Weigen, TANG Sirui, et al. State feature extraction and anomaly diagnosis of on-load tap-changer based on complementary ensemble empirical mode decomposition and local outlier factor[J]. Transactions of china electrotechnical society, 2019, 34(21): 4508-4518.
- [16] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [17] NOCEDAL J, WRIGHT S J. Numerical optimization[M]. 北京: 科学出版社, 2006.  
NOCEDAL J, WRIGHT S J. Numerical optimization[M]. Beijing: Science Press, 2006.
- [18] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1): 489-501.
- [19] 罗亚中, 唐国金, 田蕾. 基于模拟退火算法的最优控制问题全局优化[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2005, 29(2): 144-148.  
LUO Yazhong, Tang Guojin, TIAN Lei. Global optimization of optimal control problems based on simulated annealing[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2005, 29(2): 144-148.
- [20] 胡爱军. Hilbert-Huang 变换在旋转机械振动信号分析中的应用研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2008.  
HU Aijun. Research on the application of Hilbert-Huang transform in vibration signal analysis of rotating machinery[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2008.
- [21] 刘达, 孙堃, 黄晗. 基于 EEMD 和随机森林的月度负荷预测[J]. 智慧电力, 2018, 46(6): 12-18.  
LIU Da, SUN Kun, HUANG Han. Monthly load forecasting based on EEMD and random forest[J]. Smart Power, 2018, 46(6): 12-18.

#### 作者简介:



钱国超

钱国超(1981),男,硕士,高级工程师,从事高电压试验技术、变压器绝缘状态在线监测与故障诊断相关工作;

彭庆军(1981),男,博士,高级工程师,从事高电压绝缘技术、多物理场有限元计算、空间电荷及电力系统过电压研究工作(E-mail: pengqingjun666@163.com);

程志万(1987),男,学士,高级工程师,从事高电压与绝缘技术相关工作。

## Fault diagnosis of on-load tap-changer based on the parameter-adaptive VMD and SA-ELM

QIAN Guochao<sup>1,2</sup>, PENG Qingjun<sup>2</sup>, CHENG Zhiwan<sup>2</sup>, GU Hongrui<sup>1</sup>, YU Hong<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. Electric Power Research Institute of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650200, China)

**Abstract:** Mechanical vibration signal can reflect the running state of on-load tap-changer. In order to realize effective mechanical fault diagnosis for on-load tap-changer, a fault diagnosis method based on the parameter-adapted variational mode decomposition (VMD) and extreme learning machine optimized by simulated anneal (SA-ELM) is proposed. Firstly, the signal is decomposed by VMD method, and the number of modals is selected based on energy criterion. A group of modal components with narrow band and great discrimination is obtained. Then the energy features of each modal component are calculated, which form the feature vector group, and the modal features of different fault states are clearly distinguished. Finally, the feature vector group is input to the extreme learning machine (ELM) optimized by simulated annealing algorithm to realize the recognition and fault diagnosis of the vibration signals. An experiment is carried out on the simulation experiment platform and the collected signals are processed. Compared with the method based on VMD and ELM, the fault diagnosis method proposed can effectively improve the diagnostic accuracy of mechanical fault of on-load tap-changer.

**Keywords:** on-load tap-changer; variational mode decomposition; modal energy; extreme learning machine; fault diagnosis

(编辑 方晶)

(上接第 117 页)

## Identification of fault zones in distribution network based on zero sequence current distribution characteristics

XU Haoyuan<sup>1</sup>, LIU Bo<sup>2</sup>, YE Kai<sup>1</sup>, PENG Nan<sup>1</sup>, LIANG Rui<sup>1</sup>

(1. School of Electrical and Power Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;

2. State Grid Xuzhou Power Supply Company of Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Xuzhou 221005, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of complex fault location method, poor reliability and high equipment requirements of existing distribution network, a fault segment identification of distribution network based on zero-sequence current distribution characteristics is proposed by means of low-sampling and low-cost fault indicators method. Firstly, the composition and distribution characteristics of zero-sequence current in different locations and different neutral grounding modes of the line are analyzed qualitatively. Then the difference between the zero-sequence current amplitude of the healthy section and the fault section in each case is derived quantitatively, thereby constructing the fault segment identification criterion. Finally, combined with the zero-sequence current distribution feature and the clustering process, the fault line is determined by the ratio of the distance between the last two classes, and the fault segment is determined according to the last two types of boundary numbers of the fault line. The method is simple and effective. The 10 kV low-current grounding system is built in PSCAD/EMTDC for simulation verification. The results show that the proposed method has nothing to do with the initial phase angle of the fault and has strong anti-interference ability, and is not affected by the fault resistance and fault location.

**Keywords:** zero sequence current amplitude difference; hierarchical clustering; single phase ground fault; fault zone identification

(编辑 陈静)