

# 基于 EMD-PSD 的 OLTC 振动 信号特征提取方法

徐 艳<sup>1</sup>, 陈冰冰<sup>2</sup>, 马宏忠<sup>1</sup>, 许洪华<sup>2</sup>, 王 梁<sup>2</sup>, 王春宁<sup>2</sup>

(1. 河海大学能源与电气学院, 江苏 南京 211100; 2. 国网江苏省电力有限公司南京供电公司, 江苏 南京 210008)

**摘 要:**在有载分接开关(OLTC)故障案例中机械故障占很大的比例,为确保 OLTC 可靠运行,提出一种基于 EMD-PSD 的 OLTC 振动信号特征提取方法。首先,模拟 OLTC 机械故障,采集振动信号,并根据奇异熵确定奇异值分解(SVD)的降噪阶次进行小波包-SVD 降噪;其次,对降噪后的信号进行经验模态分解(EMD),并求其功率谱密度(PSD);最后,运用功率谱密度能量构造特征量。实验结果表明,基于奇异熵选择 SVD 降噪阶次,可以提高振动信号的信噪比,并且将 EMD 和 PSD 算法结合可以有效地提取 OLTC 故障特征。

**关 键 词:**有载分接开关;经验模态分解;功率谱密度;奇异值分解;振动信号

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.05.001 中图分类号:TM41 文章编号:1673-9140(2020)05-0003-08

## Vibration signal feature extraction method of the on-load tap changer based on EMD-PSD

XU Yan<sup>1</sup>, CHEN Bingbing<sup>2</sup>, MA Hongzhong<sup>1</sup>, XU Honghua<sup>2</sup>,  
WANG Liang<sup>2</sup>, WANG Chunning<sup>2</sup>

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. Nanjing Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210008, China)

**Abstract:** Most reasons causing the on-load tap changer(OLTC) un-functional are mechanical faults. In order to ensure the reliable operation of the OLTC, a kind of vibration feature extraction method of OLTC based on the empirical mode decomposition-power spectral density(EMD-PSD) algorithm is proposed. Firstly, several mechanical faults of the OLTC is simulated and the vibration signal is collected. The noise of vibration signal is eliminated by the wavelet packet firstly. And then a reasonable order for noise reduction is selected according to the singular entropy which is to eliminate the noise of vibration signal by singular value decomposition(SVD). Secondly, the noise-reduced signals are decomposed by EMD and the power spectral density of the IMF is obtained. Finally, the PSD energy is used to construct the eigenvectors. It is shown that the signal-to-noise ratio of the vibration signal can be improved by selecting the SVD order of noise reduction based on the singular entropy. Based on the combination of EMD and PSD methods, the fault features of the OLTC can be effectively extracted.

**Key words:** on-load tap changer(OLTC); empirical mode decomposition(EMD); power spectral density(PSD); singular value decomposition(SVD); vibration signal

收稿日期:2018-01-14;修回日期:2018-12-10

基金项目:国家自然科学基金(51577050);国网江苏省电力有限公司重点科技项目(J2018063)

通信作者:马宏忠(1962-),男,博士,教授,博士生导师,主要从事电气设备状态监测与故障诊断、电机运行与控制、电能质量研究;  
E-mail:hhumhz@163.com

有载分接开关(on-load tap-changer, OLTC)作为变压器的核心部件,其故障发生率很高。据国内外资料统计,分接开关故障占变压器故障的20%以上,且主要为机械故障<sup>[1]</sup>。若不及时发现和处理,其故障将严重破坏有载分接开关和变压器的固有运行并造成严重后果。因此,为确保分接开关安全可靠地运行,有必要开展分接开关机械故障诊断方法的相关研究。

有载分接开关在执行操作时会产生瞬时、非线性振动信号,这些振动信号包含着丰富的设备状态信息,但采集到的振动信号往往含有各种噪声,影响分析结果,需要对其先行降噪处理。有效的降噪方法有小波包法(wavelet packet, WP)、奇异值分解法(singular value decomposition, SVD)和 WP-SVD 法等。文献[2]提出了 WP-SVD 模型的 OLTC 降噪方法,但只描述了各种降噪方法的降噪效果,忽略了 SVD 降噪阶次的合理选择,将导致信号降噪不充分。目前常用的振动信号分析方法有小波奇异性检测<sup>[3]</sup>、自组织映射法<sup>[4]</sup>、相空间重构<sup>[5]</sup>和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)<sup>[6-7]</sup>等。文献[6-7]给出了基于 EMD 算法的 OLTC 故障诊断方法,但其采用的 EMD 算法只能描述 OLTC 是否处于故障状态,却无法区分故障类型,因此对 OLTC 的机械故障诊断能力有限。

为更有效地提取 OLTC 振动信号的故障特征量,并精确识别多种机械故障类型,本文提出了一种基于 EMD-PSD(power spectral density, 功率谱密度)的 OLTC 振动信号特征提取方法。首先,基于奇异熵理论对振动信号先进行 WP-SVD 降噪,然后进行 EMD 分解,并求取固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量功率谱密度分布图,最后利用能量法对功率谱密度进行能量特征提取。结果表明,该方法可以很好地提取故障特征量,并能直观地进行 OLTC 机械故障诊断。

## 1 WP-SVD 降噪理论

### 1.1 小波包理论

小波包技术是一种精细的时频分析方法,文献[8-9]对其进行了详细介绍,该文不再介绍。

### 1.2 相空间重构和奇异值分解

该文采用 SVD 分解对 OLTC 振动信号进行二次降噪,这是因为当矩阵存在一定干扰和分散时,其奇异值具有相对稳定性。首先对 OLTC 振动信号进行相空间重构,得到吸引子轨道矩阵,然后对矩阵进行奇异值分解,利用奇异值对矩阵元素的扰动变化不敏感的特性来降低振动信号中的噪声。

对时间序列信号  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_N]$  进行相空间重构,可以得到嵌入维数为  $m$ , 时延为  $\tau$  的  $m \times n$  维矩阵  $\mathbf{D}_m$ , 其中,  $n = N + (m - 1)\tau$ ,  $\mathbf{D}_m$  是经过相空间重构得到的吸引子轨道矩阵:

$$\mathbf{D}_m = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{n+1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_m & x_{m+1} & \cdots & x_{n+m-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

由于 OLTC 振动信号中含有一定的噪声,则把  $\mathbf{D}$  表示成  $\mathbf{D}_m = \mathbf{D} + \mathbf{W}$ , 其中  $\mathbf{D}$  为对应  $\mathbf{D}_m$  中的轨迹矩阵,  $\mathbf{W}$  为对应噪声或者突变成分的轨迹矩阵。对矩阵  $\mathbf{D}_m$  作奇异值分解,即  $\mathbf{D}_m = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}'$ ,  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  分别为  $m \times n$  和  $n \times n$  阶矩阵,且  $\mathbf{U}\mathbf{U}' = \mathbf{I}$ ,  $\mathbf{V}\mathbf{V}' = \mathbf{I}$ 。  $\mathbf{S}$  是  $m \times n$  对角矩阵,对角元素  $s_1, s_2, \dots, s_p$ ,  $p = \min(m, n)$ ,  $s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_p \geq 0$ ,  $s_1, s_2, \dots, s_p$  为矩阵  $\mathbf{D}_m$  的奇异值,也即是矩阵  $\mathbf{D}_m$  特征值。如果保留  $\mathbf{D}_m$  的前  $k$  个奇异值而其它的奇异值置零,再通过奇异值分解的逆过程  $\mathbf{D}'_m = \mathbf{U}\mathbf{S}'\mathbf{V}'$  可以得到  $\mathbf{D}_m$  的最佳逼近矩阵  $\mathbf{D}'_m$ 。对矩阵部分奇异值置零,再利用分解的逆过程重构矩阵可以起到降噪的效果<sup>[10]</sup>。

### 1.3 基于奇异熵的 SVD 降噪阶次选择

采用不同的 SVD 降噪阶次直接影响 OLTC 振动信号的降噪效果。当所选降噪阶次较低时,会使降噪信号包含的信息不完整,严重时会使信号发生畸变;而当所选降噪阶次过高时,会使降噪信号中仍保留部分噪声,降噪效果不理想。因此,该文引入奇异熵理论来考察信号信息量随奇异熵阶次的变化规律。其定义:

$$E_k = \sum_{i=1}^k \left( s_i / \sum_{j=1}^n s_j \right) \log \left( s_i / \sum_{j=1}^n s_j \right) \quad (k \leq p) \quad (2)$$

其中,  $E_k$  即为奇异熵,  $k$  为奇异熵阶次。

奇异熵对信号中噪声的变化较敏感。研究发现,信号噪声越少,在  $k$  值较小区间内其奇异熵的增量越大,而在  $k$  值较大区间内的增量却越小,故两区

间过渡段上,奇异熵增量的落差也就越大。反之,信号噪声越多,过渡段上奇异熵增量的落差就越小。研究表明,当奇异熵增量递减到渐进值时,信号的特征信息已基本完整,之后的奇异熵增量是因宽频带噪声所致可以不予考虑<sup>[11]</sup>。因此,该文选取奇异熵增量降低到渐进值时的奇异熵阶次作为分接开关振动信号的 SVD 降噪阶次。

## 2 EMD-PSD 特征值提取理论

### 2.1 EMD 算法

EMD 是一种自适应、高效的信号分析方法,它可以将非平稳信号分解为有限个表征信号特征时间尺度的固有模态函数之和<sup>[12-13]</sup>,更适合处理类似有载分接开关这种非平稳振动信号。限于篇幅,EMD 算法的具体步骤见文献<sup>[14-15]</sup>。

### 2.2 基于 EMD-PSD 的特征量提取原理

该文将 EMD 与 PSD 结合提取 OLTC 机械故障振动信号特征量。首先在 EMD 分解的基础上求取其分量的功率谱密度,然后再计算每个分量功率谱密度的能量占比构造分接开关故障特征量。

设 EMD 分解共得到  $l$  个固有模态函数,则每个固有模态的功率谱密度可以表示为自相关函数的傅里叶变换<sup>[16]</sup>:

$$S(f) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} R(\tau) e^{-j2\pi f\tau} \quad (3)$$

式中  $R(\tau)$  为模态分量的自相关函数; $f$  为频率。

设  $S_i(f)$  ( $i=1,2,\dots,l$ ) 对应的能量为  $E_i$ , 则有

$$E_i = \sum_{k=1}^N |x_{ik}|^2 \quad (4)$$

式中  $x_{ik}$  ( $i=1,2,\dots,l;k=1,2,\dots,N$ ) 表示功率谱密度  $S_i(f)$  的各离散点的值。

由各能量占总能量的比例  $E'_i$  构造特征矢量:

$$\mathbf{T} = [E'_1, E'_2, \dots, E'_l] \quad (5)$$

## 3 SVD 降噪阶次选择的仿真分析

为验证降噪方法的有效性,设置如下仿真信号:

$$\begin{cases} y = x + n(t) \\ x = 2\sin(80\pi t) + 6\cos(240\pi t) \end{cases} \quad (6)$$

式中  $x$  为原始信号; $n(t)$  为 matlab 中 awgn 函数产生的随机噪声;采样频率设置为 1 000 Hz;采样点数设置为 1 000。

对仿真信号先进行小波包降噪(通过比较发现分解层数取 5 时效果最佳,小波包基采用 sym 6),之后采用 SVD 再次消噪。采用不同 SVD 降噪阶次,降噪效果不同。该文分别取 SVD 降噪阶次 1~7 对仿真信号进行 WP-SVD 降噪,图 1 为其降噪后的部分信号。

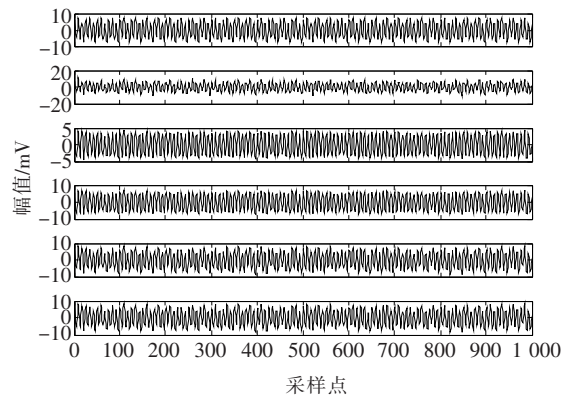


图 1 不同降噪阶次下的降噪信号

Figure 1 Noise reduction signals under different noise reduction orders

图 1 中从上到下分别为原始信号、染噪信号以及 1~4 阶次降噪信号。由图 1 可以明显看出,当 SVD 降噪阶次取 1 时降噪效果不好,这主要是因为过低的降噪阶次使得降噪后信号包含的有效信息不完整。而降噪阶次分别为 2、3、4 时,由于降噪后信号与原始信号差别不大,从图中不易观察其降噪效果。因此,该文从信噪比(noise reduction orders, RSN)来观察不同降噪阶次下的降噪效果。其定义:

$$RSN = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^N s^2(i)}{\sum_{i=1}^N [f(i) - s(i)]^2} \quad (7)$$

式中  $s(i)$  为原始信号; $f(i)$  为降噪信号。

表 1 中给出了 7 个降噪阶次所对应的奇异熵值和信噪比,从表中可知 2 阶次降噪信号的奇异熵值的增量开始减少,降噪阶次为 3 时,信号的奇异熵值开始趋于渐进值。基于 1.3 节分析可知,SVD 降噪

阶次取3最合适,此时信号的有效特征信息量已趋于饱和,其降噪信号的信噪比达到最大值,由此说明基于奇异熵理论选择SVD降噪阶次是有效的。

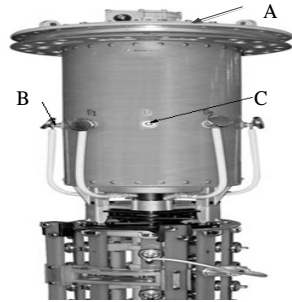
表1 不同降噪阶次下的奇异熵值和RSN

Table 1 Singular entropy and RSN under different noise reduction orders

阶次	奇异熵值	RSN
1	1.428 2	6.351 4
2	2.644 5	12.575 6
3	3.157 7	17.040 3
4	3.282 3	16.985 2
5	3.350 3	16.870 5
6	3.410 8	16.699 5
7	3.426 5	16.686 0



(a)有载分接开关



(b)振动传感器安装位置

图2 有载分接开关实验

Figure 2 The experiment of OLTC

## 4 实验应用分析

### 4.1 振动信号采集

OLTC机械状态改变会导致OLTC振动信号的变化,因此,可以通过采集并分析OLTC操作产生的振动信号来识别OLTC机械故障类型。

该文采用CMIII-500-63 B-10193 W型分接开关,如图2(a)所示。此分接开关为三相Y连接,最大的分接位置数为19。振动传感器采用内装微型IC集成电路放大器的LC 0151型压电式加速度传感器。

振动传感器安装位置如图2(b)中A处所示。位于分接开关油箱外壳的B、C处主要测得是水平振动信号,其振动传播介质为变压器油,阻尼比较大,刚度小,振动信号的一些高频能量经过变压器油的缓冲之后泯灭在传播过程当中。由于分接开关油箱位于变压器油箱内部,因此,传感器不便安装在分接开关油箱表面。若传感器安装在变压器油箱外面,虽方便安装,但由于上述原因,其振动信号衰减更大。而对于A处,安装位置与触头碰撞位置相垂直,测得的主要是垂直振动信号,其振动信号的传播介质主要是刚性壳体和连接件,阻尼较小,在传播过程中高频衰减较少,信号较完整。

采集仪采用内部带有多种滤波器的Nicolet数据采集仪。分接开关的操作振动信号的主要频率集中在20 kHz以内,根据采样定理,并考虑到一定的裕度,采样频率设为50 kHz。

### 4.2 振动信号降噪处理

OLTC振动噪声来源主要有冷却风扇、油泵、变压器绕组及铁心振动等,其中冷却风扇及油泵的噪声主要是由其转速决定,而风扇及油泵转速可方便得到,而变压器绕组及铁芯振动则是以100 Hz噪声为主。因此,在实验时,通过采集仪的滤波器进行带阻滤波滤除这些已知噪声,而对于不规则的随机干扰信号,则采用该文降噪方法进行滤除。

触头故障是有载分接开关主要机械故障之一,并且很不容易发现,对其振动信号进行分析具有一定的参考价值。因此,该文故障类型设置为触头脱落、触头松动、触头烧损。对采集到的振动信号先进行小波包分解降噪,经研究确定分解层数取5,小波包基采用sym 6。基于奇异熵合理选择SVD降噪阶次,之后采用SVD再次消噪。

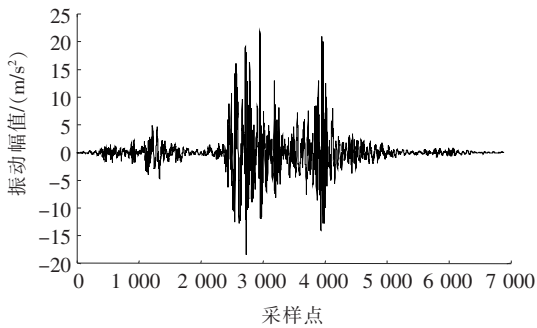
表2为OLTC正常状态下振动信号的7个不同降噪阶次所对应的奇异熵值。由表2可知,当降噪阶次为4时,降噪信号的奇异熵值开始趋于渐进值。因此,该文正常状态的SVD降噪阶次选择4。

图 3 为分接开关正常信号采用 WP-SVD 降噪前后的波形图。从图中可以看出,降噪后的信号毛刺部分明显减少,同时又保留了有效特征部分。

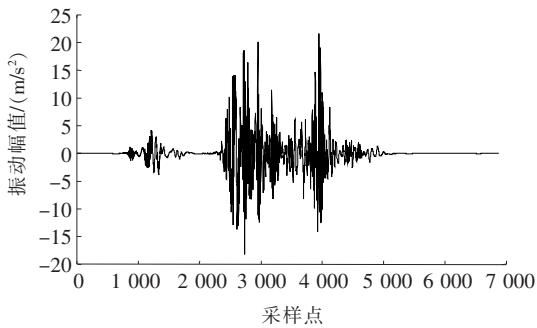
表 2 不同降噪阶次下的奇异熵值

Table 2 Singular entropy under different noise reduction orders

降噪阶次	奇异熵值	降噪阶次	奇异熵值
1	3.260 5	5	7.214 3
2	5.635 8	6	7.287 4
3	6.801 6	7	7.327 3
4	7.098 8		



(a)分接开关的原始振动信号



(b)分接开关降噪后的振动信号

图 3 分接开关振动原始信号和降噪后信号

Figure 3 OLTC vibration of the original signal and noise reduction signal

该文故障状态下的振动信号降噪处理与上述过程一样,限于篇幅,这里不再详述。为定量地评价 OLTC 振动信号降噪效果,该文引入奇异熵指数概念,其定义<sup>[17]</sup>:

$$\alpha = \log_2 M_{i+1} - \log_2 M_i \quad (8)$$

其中  $M_i$  表示 OLTC 机械振动信号小波变换尺度  $i$  上的模极大值。

奇异熵指数是衡量信号在奇异点处光滑程度的一种度量。现场采集的 OLTC 振动信号含有较多

随机干扰信号,而随机干扰信号的频带较宽,使得采集到的 OLTC 离散数据绘成的曲线上呈现许多毛刺,很不光滑,而滤波后的信号,毛刺部分减少,信号变得较光滑,因此可以通过求取信号降噪前后的奇异熵指数来评价降噪效果,奇异熵指数越大说明信号越光滑,反之,则说明信号不光滑。仿真信号降噪前后的奇异熵指数分别为 0.059 0 和 0.230 7,而 OLTC 正常状态振动信号降噪前后的奇异熵指数分别为 0.478 7 和 0.561 1,可以看出降噪后的奇异熵指数较大,也即较光滑,达到了降噪效果。

#### 4.3 振动信号特征量提取

对降噪后的 OLTC 振动信号(正常、触头故障)进行 EMD 分解,得到固有函数 IMF 分量,并求 imf 1~imf 7 分量的功率谱密度,如图 4 所示。图 4 为不同状态下 7 个 IMF 分量的功率谱密度分布图,依次为 imf 1~imf 7。

由图 4(a)可见,前 3 个 IMF 分量的功率谱密度分布中心频率从上到下依次降低,这是因为 EMD 分解总是先把高频分量分解出来,但从第 4 个 IMF 分量起功率谱密度分布中心频率变化趋于稳定。由图 4 可知,分接开关触头处于不同状态时 imf 1~imf 4 的功率谱密度分布明显不同,因此可以 imf 1~imf 4 的功率谱密度作为分接开关触头故障(触头烧损、触头松动以及触头脱落)判断依据。(对于触头脱落故障时 IMF 分量的功率谱密度分布图与正常状态相比变化不明显的问题将单独讨论)为形成故障特征值,用于分接开关机械故障诊断,该文引入功率谱密度能量概念。

表 3 为 OLTC 经 EMD 分解得到的前 4 个 IMF 分量的功率谱密度能量。由表 3 可知,针对 imf 1 的功率谱密度能量,当有载分接开关发生触头故障时,其功率谱密度能量明显降低,而针对 imf 2、imf 3 和 imf 4 功率谱密度能量,触头烧损、触头松动以及触头脱落的功率谱密度能量分别明显增大,因此,可以把 imf 1~imf 4 的功率谱密度能量作为有载分接开关正常、触头烧损、触头松动以及触头脱落的状态诊断特征值。该方法不仅可以有效地区分有载分接开关正常与故障状态,还可以精确地诊断出有载分接开关机械故障类型。

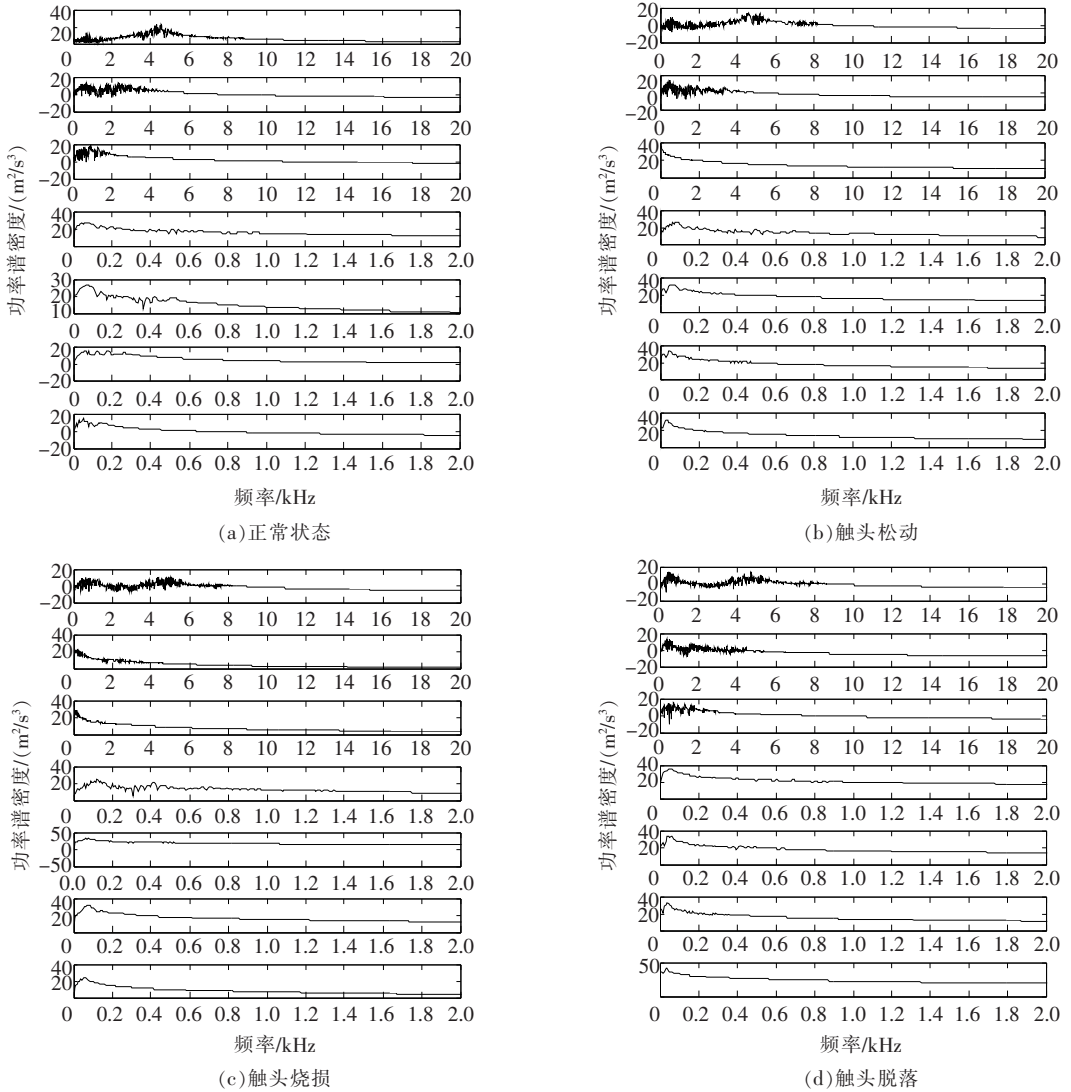


图4 不同状态下 imf 1~imf 7 的功率谱密度分布

Figure 4 Power spectral density distribution of imf 1~imf 7 in different states

表3 不同状态类别下的功率谱密度能量

Table 3 Power spectral density energy under different states categories

状态类别	功率谱密度能量			
	imf 1	imf 2	imf 3	imf 4
正常	0.364 0	0.081 8	0.141 8	0.412 4
触头烧损	0.050 0	0.256 7	0.491 4	0.202 0
触头松动	0.039 3	0.039 5	0.779 1	0.142 1
触头脱落	0.052 3	0.089 0	0.075 8	0.782 9

从表3中可以看出对于分接开关触头脱落故障,前3个IMF功率谱密度能量很小,而第4个IMF分量功率谱密度能量突然变大,说明分接开关触头脱落故障与正常状态相比,两者的imf 4功率

谱密度分布有所不同。为更清楚说明这一问题,该文把触头脱落与正常状态下的第4个IMF分量的功率谱密度分布图单独比较,如图5所示。

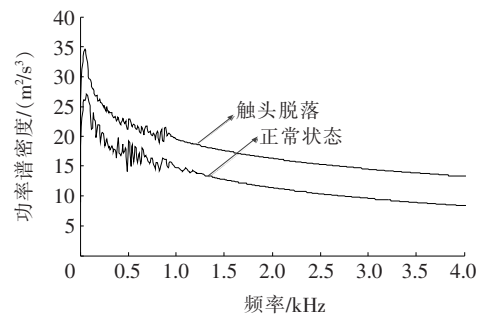


图5 2种状态下的 imf 4 的功率谱密度分布

Figure 5 Power spectrum density distribution of imf 4 in two states

由图 5 可知触头脱落状态下的 imf 4 分量的功率集中在 120 Hz 附近,且幅值比正常情况下普遍要高,这也说明以各 IMF 功率谱密度能量作为 OLTC 机械状态特征量是合理的。

## 5 结语

1)为解决因 SVD 降噪阶次选择不当造成的信号降噪不理想以及信号发生畸变的影响,该文提出了基于奇异熵理论的 WP-SVD 消噪方法,该方法可以有效地降低噪声干扰,提高信噪比。实验仿真结果表明,信号降噪后的信噪比很高。将该方法运用于实测的有载分接开关振动信号处理中,确实取得较好的降噪效果。

2)通过对不同状态下 imf 1~imf 7 的功率谱密度分布图分析可知,对应有载分接开关触头 4 种状态,imf 1~imf 4 的功率谱密度分布明显不同,其可以作为分接开关典型机械故障在线监测的依据。

3)功率谱密度的能量值可以形成 OLTC 机械故障特征量,实验仿真结果表明此方法可准确地进行有载分接开关机械故障诊断。

### 参考文献:

- [1] 周翔,王丰华,傅坚,等. 基于混沌理论和 K-means 聚类的有载分接开关机械状态监测[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1541-1548.  
ZHOU Xiang, WANG Fenghua, FU Jian, et al. Mechanical condition monitoring of on-load tap changers based on chaos theory and K-means clustering method [J]. Proceeding of the CSEE, 2015, 35(6):1541-1548.
- [2] 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-EPSA, 2012, 24(5):36-41.
- [3] Kang P, Birtwhistle D. Condition assessment of power transformer on-load tap-changers using wavelet analysis [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2001, 16(3): 394-400.
- [4] Kang P, Birtwhistle D. Condition monitoring of power transformer on-load tap changers. part1: detection of aging from vibration signatures [J]. IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution, 2001, 148(4): 301-306.
- [5] 赵彤. 有载分接开关机械状态的在线监测与故障诊断技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2008.
- [6] 高鹏,马宏忠,张惠峰,等. 分接开关振动信号 EMD 熵和小波熵的比较[J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24(4):48-53.  
GAO Peng, MA Hongzhong, ZHANG Huifeng, et al. Comparison of EMD entropy and wavelet entropy in vibration signals of OLTC [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2012, 24(4):48-53.
- [7] 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.
- [8] 覃泓皓,牛东晓,钱望月,等. 考虑季节特性的改进小波包-RBF 用电量预测方法[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(2):37-44.  
QIN Honghao, NIU Dongxiao, QIAN Wangyue, et al. Electricity consumption forecast method with improved wavelet packet-rbf and seasonal characteristics considered [J]. Journal of electric power science and technology, 2016, 31(2):37-44.
- [9] 卢芸,徐骏. 基于小波包分解的风电混合储能容量配置方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(11):149-154.  
LU Yun, XU Jun. Wind power hybrid energy storage capacity configuration based on wavelet packet decomposition [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(11): 149-154.
- [10] 陈恩利,张玺,申永军,等. 基于 SVD 降噪和盲信号分离的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2012, 31(23): 185-190.  
CHEN Enli, ZHANG Xi, SHEN Yongjun, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on SVD

- denoising and blind signals separation[J]. Journal of vibration and shock, 2012, 31(23): 185-190.
- [11] 王太勇,王正英,胥永刚,等. 基于SVD降噪的经验模式分解及其工程应用[J]. 振动与冲击, 2005, 24(4): 96-98+143.  
WANG Taiyong, WANG Zhengying, XU Yonggang, et al. Empirical mode decomposition and its engineering application based on SVD de-noising[J]. Journal of vibration and shock, 2005, 24(4):96-98+143.
- [12] 赵会茹,赵一航,郭森. 基于互补集合经验模态分解和长短期记忆神经网络的短期电力负荷预测[J]. 中国电力, 2020, 53(6): 48-55.  
ZHAO Huiru, ZHAO Yihang, GUO Sen. Short-term load forecasting based on complementary ensemble empirical mode decomposition and long short-term memory[J]. Electric Power, 2020, 53(6): 48-55.
- [13] 魏乐,李思莹. 基于MEEMD-LSSVM的风电功率超短期预测研究[J]. 智慧电力, 2020, 48(5):21-26.  
WEI Le, LI Siying. Ultra-short-term forecast for wind power based on MEEMD-LSSVM[J]. Smart Power, 2020, 48(5):21-26.
- [14] 杨新伟,刘伟娜. 基于相电流突变量固有模态能量的选线新方法[J]. 电力科学与技术学报, 2018, 33(4): 147-152.  
YANG Xinwei, LIU Weina. A new line selection method based on intrinsic mode energy of phase current change[J]. Journal of electric power science and technology, 2018, 33(4):147-152.
- [15] 赵倩,黄景涛. 基于EMD-SA-SVR的超短期风电功率预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(4): 89-96.  
ZHAO Qian, HUANG Jingtao. On ultra-short-term wind power prediction based on EMD-SA-SVR[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(4): 89-96.
- [16] 李冠林,陈希有,刘凤春. 混沌PWM逆变器输出电压功率谱密度分析[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(20):79-83.  
LI Guanlin, CHEN Xiyou, LIU Fengchun. Analysis of power spectral density of the output voltage in chaotic PWM inverter[J]. Proceeding of the CSEE, 2006, 26(20):79-83.
- [17] 张伟政,施琳琛,汲胜昌,等. 小波奇异性检测诊断有载分接开关故障[J]. 高电压技术, 2006, 32(7):49-53.  
ZHANG Weizheng, SHI Linchen, JI Shengchang, et al. Wavelet singularity detection used for fault diagnosis of on-load tap changers [J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(7):49-53.