

# 基于优化VMD的高压断路器机械状态检测

李舒适<sup>1</sup>, 王丰华<sup>1</sup>, 耿俊秋<sup>2</sup>, 耿超<sup>2</sup>

(1. 上海交通大学 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海 200240;

2. 国网上海市电力公司检修公司, 上海 200240)

**摘要:** 为有效检测高压断路器的机械状态, 提高其运行可靠性, 基于优化变分模式分解(VMD)法对高压断路器分合闸过程中的振动信号进行了分析。首先利用粒子群优化算法基于整体正交系数得到了最优的VMD结果, 然后对振动信号 Hilbert 变换的时频谱进行了合理划分, 据此定义了振动信号的特征向量及相似度指标。对某 40.5 kV 断路器正常与典型故障下振动信号的分析结果表明, 所提出的优化 VMD 算法的分解结果更为准确, 所定义的相似度指标能有效识别断路器的典型故障。当相似度大于 0.9 时, 断路器机械状态正常; 当相似度在 0.7~0.9 之间, 可能发生缓冲机构故障; 当相似度小于 0.7 时, 可能发生传动机构故障。

**关键词:** 断路器; 机械状态; 振动信号; 变分模式分解; 特征向量

**中图分类号:** TM 561

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16081/j.issn.1006-6047.2018.11.022

## 0 引言

高压断路器是电力系统中的关键设备, 起着保护和控制的作用。随着电网规模的增大和结构的复杂化, 断路器数量剧增。相应地, 对其运行可靠性的要求也越来越高。统计表明<sup>[1-3]</sup>, 大部分断路器故障属于机械特性故障。而断路器分合闸过程中的振动信号包含了大量的设备机械状态信息, 因此, 基于振动信号的断路器机械状态检测方法受到了广泛关注。

如何提取合理有效的振动信号特征量是振动法检测断路器机械状态的关键问题之一。现有研究大多从断路器振动信号的时频特性进行分析, 常用的分析方法有 Hilbert 变换、小波分析法、经验模态分解 EMD(Empirical Mode Decomposition) 方法及其改进方法等。如文献[4]基于 Hilbert 变换得到了振动信号的时域包络, 提取了各次振动事件对应的时间作为特征量。文献[5-7]根据小波分析结果分别提出了基于包络谱能量、包络波峰的奇异性指数和能量熵的断路器状态检测方法。文献[8-9]基于 EMD 结果得出了基于时频谱能量熵和固有模态函数 IMF(Intrinsic Mode Function) 总能量的断路器故障工况识别方法。文献[10]根据改进 EMD 的结果, 使用支持向量机实现了对断路器不同工况的有效判断。但是, 断路器分合闸过程中的振动信号呈现非平稳和强时变特性, 小波分析法在关键参数的选择上需要仔细斟酌, EMD 方法固有的模态混叠和虚假模态问题会对振动信号分解的准确性产生影响。变分模态分解 VMD(Variational Mode Decomposition) 算法是 K. Dragomiretskiy 等于 2014 年提出的一种新的非平稳信号分析方法<sup>[11]</sup>, 其中心思想是将信号分为一系列模态分量, 每一个模态分量的大部分都紧紧围

绕在中心频率周围。该方法的数学理论充分, 且可有效避免 EMD 方法模态分量之间存在的模态混叠问题, 同时较 EMD 方法有更高的计算效率, 现已在故障诊断<sup>[12-13]</sup>、信号去噪<sup>[14]</sup>等领域取得了良好的应用效果。因此, 本文尝试将 VMD 算法应用到基于振动信号的断路器机械状态检测领域。

为有效提高断路器振动信号分解的准确性、自适应性, 本文首先基于粒子群优化算法获取现有 VMD 算法的优化分解结果。进而基于 Hilbert 变换寻求振动信号的特征量描述方法并定义评价指标。最后以某断路器为试验对象, 对其正常与典型故障下的振动信号进行分析, 以验证本文所提方法的有效性。

## 1 VMD 算法及特征量提取

### 1.1 VMD 算法

VMD 算法将非平稳信号  $x(t)$  分为一系列模态分量, 每个模态分量的大部分都紧紧围绕在中心频率周围, 即各个模态分量之间保持了良好的稀疏性。则所求问题实质是一个频率带宽最小的约束问题:

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

$$u_k(t) = A_k(t) \cos \phi_k(t) \quad (2)$$

$$\omega_k = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (3)$$

其中,  $K$  为模态分量个数;  $u_k(t)$  为第  $k$  个模态分量;  $A_k(t)$  为  $u_k(t)$  的瞬时包络幅值;  $\phi_k(t)$  为  $u_k(t)$  的瞬时相位;  $\omega_k$  为  $u_k(t)$  的中心频率;  $\delta(t)$  为狄拉克函数;  $*$  表示卷积;  $\|\cdot\|_2$  表示 L2 范数。

VMD 算法使用二次罚项和拉格朗日乘子将其变为不受约束的寻优问题,其增广拉格朗日方程为:

$$L_{u_k, \omega_k, \lambda} = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (4)$$

其中,  $\alpha$  为惩罚因子;  $\lambda(t)$  为拉格朗日乘子;  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  表示内积。

由于在时域内对式(4)进行求解非常困难, VMD 算法的基本思路是在频域对求解方法进行优化,再通过逆傅里叶变换得到时域模态分量。具体求解步骤如下。

a. 设定模态分量数  $K$  和惩罚因子  $\alpha$ , 进行参数初始化:

$$\{u_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \lambda^1, n \leftarrow 0$$

b.  $n = n + 1$ 。

c. 对  $k = 1, 2, \dots, K$ , 更新模态分量  $u_k$ :

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{x(\omega) - \sum_{i < k} u_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} u_i^n(\omega) + \frac{\lambda^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (5)$$

d. 对  $k = 1, 2, \dots, K$ , 更新中心频率  $\omega_k$ :

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

e. 更新拉格朗日乘子  $\lambda$ :

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau \left( x(\omega) - \sum_{k=1}^K u_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (7)$$

f. 判断是否满足收敛条件:

$$\frac{\sum_{k=1}^K \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\|u_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (8)$$

若满足式(8), 则算法结束, 否则返回步骤 b。

## 1.2 优化 VMD 方法

由前述求解步骤可见, VMD 算法在频域对模态分量求解, 其运算效率较 EMD 方法高出很多, 尤其是当模态分量个数  $K$  和惩罚因子  $\alpha$  取值合适时, VMD 算法可以解决 EMD 方法固有的模态混叠和虚假模态问题。但是, 现有的 VMD 算法通常需要根据经验预先设定  $K$  和  $\alpha$ , 且不合理的  $K$  与  $\alpha$  取值仍会导致分解结果出现模态混叠、虚假模态或被宽频带噪声污染的现象, 影响信号分解结果的准确性。考虑到现有的 VMD 算法没有对  $K$  与  $\alpha$  的取值提供定

量评判标准, 有必要研究  $K$  与  $\alpha$  的优化取值方法。

在理想状态下, 各个模态分量之间相互正交, 而当  $K$  和  $\alpha$  取值不当时, 将影响模态分量之间的正交性<sup>[11,15]</sup>, 本文在此定义 VMD 所得模态分量的整体正交系数  $P$  为:

$$P = \frac{\sum_{j=1}^K \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^K \int_0^T u_j(t) u_k(t) dt}{\int_0^T x^2(t) dt} = \frac{\sum_{j=1}^K \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^K \sum_{i=1}^N u_j[i] u_k[i]}{\sum_{i=1}^N x^2[i]} \quad (9)$$

其中,  $T$  为信号长度;  $N$  为信号采样点总数。

当  $K$  和  $\alpha$  取值最优时, 对应的整体正交系数值最小, 因此, 本文将整体正交系数作为寻优的目标函数, 并使用粒子群优化算法对  $K$  和  $\alpha$  值进行寻优。主要出发点是考虑到该算法具有规则简单、收敛速度快、可并行及自适应强等优点, 可以快速准确地找到最优值, 提高信号分解的准确度。粒子群优化算法描述如下。

空间中多个粒子组成 1 个粒子群, 每个粒子  $\mathbf{x}_i$  是 1 个  $D$  维的向量, 记录粒子的空间位置, 其空间位置即为优化问题的 1 个解, 计算其适应度函数以评价粒子位置的优劣, 每个粒子在运动过程中经历的最好位置就是这个粒子目前找到的最优解, 称为个体极值  $\mathbf{p}_{\text{best}_i}$ , 整个群体经历的最好位置就是这个粒子群目前找到的最优解, 称作全局极值  $\mathbf{g}_{\text{best}}$ , 然后根据个体极值和全局极值调整粒子位置  $\mathbf{x}_i$  和运动速度  $\mathbf{V}_i$ , 多次迭代最终收敛到问题的最优解, 粒子位置和速度的调整规则可描述为:

$$\mathbf{V}_i^{m+1} = W \mathbf{V}_i^m + c_1 r_1 (\mathbf{p}_{\text{best}_i} - \mathbf{x}_i^m) + c_2 r_2 (\mathbf{g}_{\text{best}} - \mathbf{x}_i^m) \quad (10)$$

$$\mathbf{x}_i^{m+1} = \mathbf{x}_i^m + \mathbf{V}_i^{m+1} \quad (11)$$

其中,  $W$  为惯性权重;  $m$  为迭代次数;  $c_1, c_2$  为学习因子;  $r_1, r_2$  为  $[0, 1]$  范围内的随机数。具体计算时, 本文设置  $W=0.7, c_1=c_2=2$ , 粒子群大小为 20, 最大迭代次数为 40, 同时, 为提高计算效率、加快收敛速度, 根据现有的振动信号处理经验, 将惩罚因子的寻优范围设置为  $[100, 10\ 000]$ , 将模态分量个数寻优范围设置为  $[2, 20]$ 。

## 1.3 振动信号特征量提取

为提取振动信号特征, 本文将 VMD 方法分解得到的模态分量  $u_k(t)$  进行 Hilbert 变换, 计算振动信号的 Hilbert 时频谱, 即将原始振动信号幅值表示为时间和瞬时频率的函数  $H(\omega, t)$ , 进而根据振动信号时频谱定义特征量。

现有研究表明<sup>[16]</sup>, 断路器振动信号在时频谱 0~12 kHz 和接收到信号后 150 ms 的范围内有较明显的振动能量, 因此, 本文主要对 Hilbert 时频谱中该范围内的时频矩阵进行划分, 达到特征提取、降低维

数的目的。具体方法为:以正常状态下振动信号为基准信号,然后以基准信号相邻模态分量中心频率的均值为划分边界线,且规定 0 和 12 kHz 分别为第 1 条和最后 1 条边界线。通过频带划分,对正常工况信号而言,每个时频块包含一个模态分量成分,而对于故障工况信号而言,对应的频段成分将发生改变。计算划分得到的每个时频块的频率重心和平均幅值,分别如式(12)、(13)所示。

$$f_c = \frac{\sum_{l_2=1}^{L_2} (F(l_2) \sum_{l_1=1}^{L_1} H(l_1, l_2))}{\sum_{l_1=1}^{L_1} \sum_{l_2=1}^{L_2} H(l_1, l_2)} \quad (12)$$

$$A_m = \frac{\sum_{l_1=1}^{L_1} \sum_{l_2=1}^{L_2} H(l_1, l_2)}{L_1 L_2} \quad (13)$$

其中,  $f_c$  为频率重心;  $A_m$  为平均幅值;  $H(l_1, l_2)$  为时频矩阵块元素;  $L_1$  为时频矩阵块时间长度,等于信号时域采样长度;  $L_2$  为时频矩阵块频率长度,对应该时频块频率边界的范围大小;  $F$  为时频矩阵块频率。

因平均幅值描述了该段信号强度,频率重心表征了该频段频谱分布的重心点,本文以这 2 个特征量来描述振动信号的特征。即计算所划分时频块的归一化频率重心和平均幅值,再将其拼接成一个向量,作为振动信号的特征向量。相应地,当振动信号发生改变时,三维时频谱图的峰位置和峰值会发生改变,从而表现为特征向量上的差异。定义 2 个特征向量  $F_1$ 、 $F_2$  之间的相似度  $d$  如下:

$$d = 1 - \frac{|\mathbf{F}_1 - \mathbf{F}_2|}{\max(|\mathbf{F}_1|, |\mathbf{F}_2|)} \quad (14)$$

其中,  $|\cdot|$  表示对向量求模。

显然,待检信号与正常信号的相似度越大,说明断路器越接近正常状态,可据此设定阈值来判断断路器故障是否发生。

## 2 仿真验证

断路器振动信号通常为一系列衰减的瞬态非平稳信号的叠加,如文献[16]提出可用一系列指数衰减的振荡子波来描述断路器的振动信号:

$$x(t) = \sum_{i=1}^O A_i e^{-\alpha_i(t-t_i)} \sin[2\pi f_i(t-t_i)] u(t-t_i) \quad (15)$$

其中,  $A_i$  为第  $i$  个振荡子波最大幅值;  $O$  为振荡子的个数;  $\alpha_i$  为衰减系数;  $f_i$  为振动频率;  $t_i$  为开始时间;  $u(t)$  为单位阶跃信号。

根据对实际断路器振动信号的分析经验,仿真由 5 个振动事件叠加而成的断路器振动信号,各振动事件的参数如表 1 所示,采样频率为 50 kHz。

表 1 振荡子信号参数

$i$	$t_i/\text{ms}$	$f_i/\text{Hz}$	$A_i$	$\alpha_i$
1	15	800	1.5	80
2	50	3 000	2.0	50
3	25	4 500	3.0	95
4	30	5 500	10.0	75
5	40	7 000	5.0	60

使用优化 VMD 方法对式(15)所示的仿真信号进行分解。其中,整体正交系数随粒子群优化算法迭代次数的变化如图 1 所示。由图可见,当迭代到 14 次时,算法已经收敛,整体正交系数取得最小值,为 0.011,此时  $K=5$ 、 $\alpha=1\ 300$ 。以分解所得各阶模态分量的频域表示的分解结果如图 2 所示。由图可见,各阶模态分量只包含单一频率,各个参数与表 1 中相符,算法所得结果与实际情况吻合。

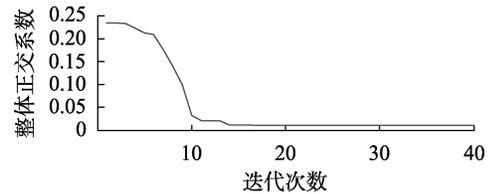


图 1 整体正交系数随迭代次数的变化

Fig.1 Curve of overall orthogonality index vs. iteration number

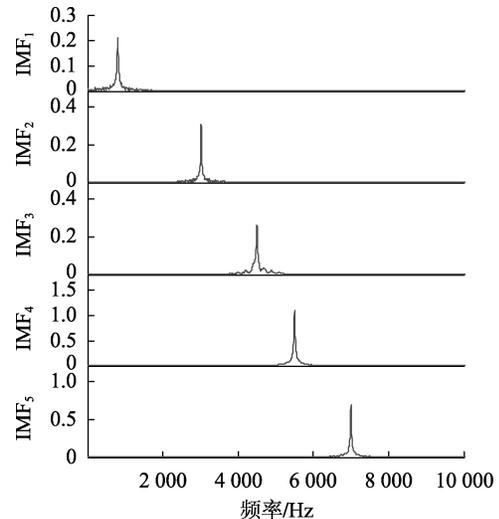


图 2 优化 VMD 结果频域表示

Fig.2 Optimized VMD results of simulative signal in frequency domain

为说明优化 VMD 方法的有效性,同时使用现有的 EMD 算法对式(15)所示的仿真信号进行分解,得到 11 阶固有模态函数,其中前 2 阶固有模态函数与原信号相关性大,其余皆为虚假模态,与表 1 中的振荡子信号没有关系,因此,本文给出了前 2 阶固有模态函数的频域表示,如图 3 所示。由图可见,  $IMF_1$  存在严重的模态混叠,包含 4 个频率成分,  $IMF_2$  主要包含 3 000 Hz 频率成分。

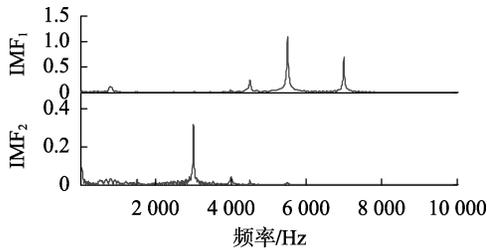


图 3 EMD 结果的前 2 阶固有模式函数

Fig.3 IMF<sub>1</sub> and IMF<sub>2</sub> of EMD results of simulative signal

对比优化 VMD 方法和 EMD 方法的结果可知,优化 VMD 方法对信号分解的效果优于 EMD 方法,信号分解结果准确,所得模式分量不存在虚假模式或模式混叠,且优化的 VMD 方法解决了 VMD 方法需预先设定分解参数的问题,对不同信号具有很强的自适应性,非常适合处理断路器振动信号这类时变的非平稳信号。

### 3 试验描述

试验对象为一台型号为 OHB-40.5/1600-25 的断路器,在断路器箱壁和操控箱内共有 6 个测点,各测点均放置了振动传感器,如附录中的图 A1 所示。应用 NI 公司的 PXI 测试系统采集了断路器分合闸过程中的振动信号,采样频率为 50 kHz。

试验中设置的典型故障为分闸缓冲故障和传动机构故障这 2 类机械故障。采用提前投入分闸缓冲的方式模拟分闸缓冲故障,采用伸长主连杆长度的方式模拟传动机构故障。已有的现场经验表明,此类故障应用现有的线圈电阻及分合闸动作电流电压等断路器状态检测手段指标来进行判断时较为困难。

鉴于 3、4、6 号测点靠近断路器分合闸过程中的主要碰撞点,采集到的信号波形较好,对设置的故障更为敏感,本文选择这 3 个测点的信号进行分析。图 4 为测试得到的断路器正常状态下分闸过程中的振动信号。由图可见,振动信号呈现强时变和非平稳特征,不同测点处的振动信号形态存在很大差别。限于篇幅,且考虑到测点 4 的振动信号较强,本文以 4 号测点的分闸信号为例,详细给出了振动信号的

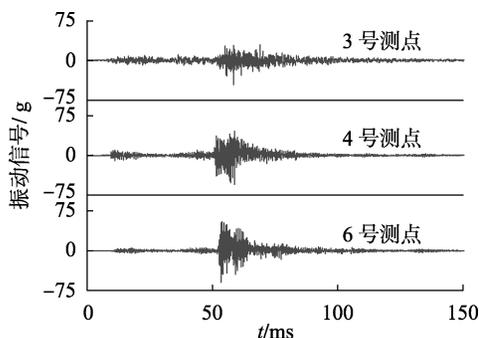


图 4 不同传感器处的振动信号

Fig.4 Vibration signals in different sensor positions

时频分析过程,对 3、6 号测点的信号仅给出分析结果。图 5 给出了断路器故障时 4 号测点处的振动信号,由图可见,断路器故障状态下的振动信号与正常状态下振动信号的时域波形在形状上存在一定的差别。

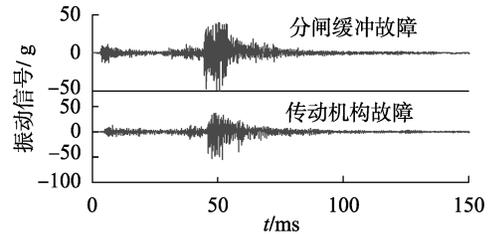


图 5 故障状态下的振动信号

Fig.5 Vibration signals in fault conditions

## 4 试验结果分析

### 4.1 振动信号时频分析

图 6 为使用优化 VMD 方法对 4 号测点在正常工况下的振动信号进行分解的结果,限于篇幅,本文主要给出了各个模式分量的频域结果,其中,信号长度为 150 ms,即采样长度为 7 500,最优  $K$  值和  $\alpha$  值分别为 8 和 1 500。表 2 同时列出了所得模式分量的中心频率。由图 6 可见,各个模式分量具有紧支撑中心频率,信号大部分都围绕在中心频率周围,模式分量之间没有频谱重叠,说明模式分量带宽剖分

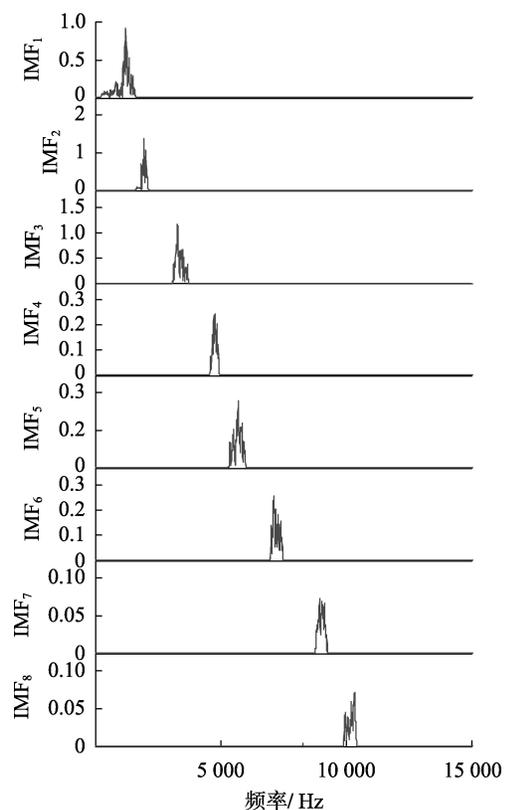


图 6 正常工况下信号的优化 VMD 结果

Fig.6 Optimized VMD results of vibration signal in normal condition

表 2 正常工况下模态分量的中心频率

模态分量	中心频率/kHz	模态分量	中心频率/kHz
IMF <sub>1</sub>	1.2	IMF <sub>5</sub>	5.7
IMF <sub>2</sub>	2.0	IMF <sub>6</sub>	7.2
IMF <sub>3</sub>	3.3	IMF <sub>7</sub>	9.0
IMF <sub>4</sub>	4.8	IMF <sub>8</sub>	10.2

合理,不存在模态混叠和重复模态,且所有模态分量都为有效模态,可见优化 VMD 方法得到了很好的信号分解结果。

图 7 为断路器正常工况下 4 号测点振动信号的 Hilbert 三维时频图。为了能更直观地观察时频图,具体作图时,将时间轴和频率轴划分为等距的小块,在每一个块中,将时频矩阵对应元素的幅值相加<sup>[17]</sup>,后同。由图可见:正常工况下信号的主要成分在 5 kHz 以内,特别集中在 2~4 kHz,有 2 个最高的峰,说明这部分能量最强;其次是 1 kHz 左右有较大能量。另外在 5~7 kHz 频带能量较明显,其余频带信号很弱。

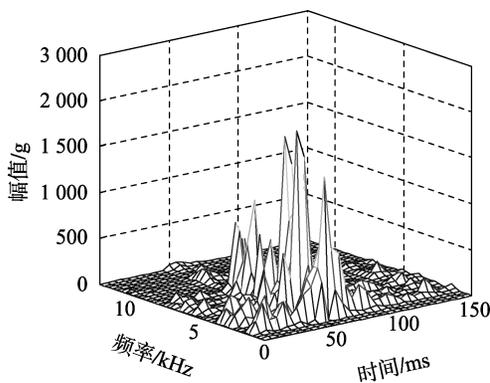


图 7 正常状态信号时频谱

Fig.7 Time-frequency spectrogram of vibration signal in normal condition

图 8 和图 9 分别为断路器分闸缓冲故障和传动机构故障状态下 4 号测点的振动信号三维时频图。由图可见:发生分闸缓冲故障时,与正常信号相比,三维时频图的整体幅值稍有偏小,在较低频率 1 kHz

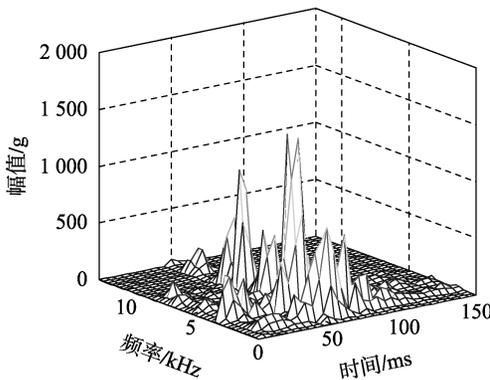


图 8 分闸缓冲故障信号时频谱

Fig.8 Time-frequency spectrogram of vibration signal in buffer defect

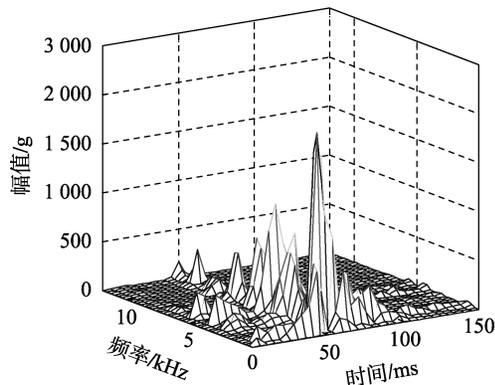


图 9 传动机构故障信号时频谱

Fig.9 Time-frequency spectrogram of vibration signal in transmission mechanism defect

左右处,峰值较正常情况下偏低,较高频段处存在一些明显的峰,这是正常信号没有的,即低频能量减少、中频能量变化不大、高频能量增多;发生传动机构故障时,与正常信号相比,三维时频图的幅值没有明显变化,振动能量向低频转移,最高峰值出现在低频段 1 kHz 左右处,中频部分峰值减小,高频部分多出一些较小峰,即低频能量增多、中频能量减少、高频能量稍有增加。显然,断路器在不同状态下的振动信号时频分布有明显不同,可据此初步分析判断断路器是否存在机械故障。

#### 4.2 状态检测结果

对不同测点信号,取 1 组正常状态下的振动信号作为基准信号。表 3 为不同测点处正常信号与基准信号的相似度,共取 5 组正常状态信号,编号为 1—5。表 4 为不同测点处正常信号与故障信号的相似度,分闸缓冲故障与传动机构故障信号各取 3 组,分别编号为 1—3。

表 3 正常信号与基准信号的相似度

Table 3 Similarities among normal state signals and reference signal

测点	相似度				
	信号 1	信号 2	信号 3	信号 4	信号 5
3	0.949	0.961	0.965	0.956	0.964
4	0.974	0.958	0.967	0.970	0.966
6	0.986	0.978	0.961	0.973	0.988

表 4 故障信号与基准信号相似度

Table 4 Similarities among defect state signals and reference signal

测点	故障	相似度		
		信号 1	信号 2	信号 3
3		0.710	0.735	0.770
4	分闸缓冲故障	0.723	0.751	0.816
6		0.747	0.803	0.756
3		0.586	0.602	0.560
4	传动机构故障	0.597	0.651	0.625
6		0.673	0.695	0.674

由表 3 可见,正常状态下,不同测点处的振动信

号与基准信号之间均保持了很高的相似度,说明正常工作下振动信号测试的重复性。而对于故障状态下测得的振动信号,其与基准特征信号之间相似度较小,可据此区分断路器的正常状态和故障状态,对于试验断路器,可以设定相似度阈值为 0.9,当相同测点处振动信号特征向量与基准信号特征向量之间的相似度小于 0.9 时,应及时关注断路器的机械状态。此外,传动机构故障信号与正常信号的相似度低于分闸缓冲故障信号与正常信号的相似度,这说明发生传动机构故障时,振动信号时频分布的改变更明显,究其原因,在断路器动作过程中,传动机构发生多次碰撞,对振动的影响更大,结合表 4 可知,当待检信号相似度在 $[0.7, 0.9]$ 范围内时,断路器可能出现分闸缓冲故障,当待检信号相似度小于 0.7 时,可能出现传动机构故障。

## 5 结论

**a.** 本文所提的优化 VMD 方法,通过引入整体正交系数寻找最优的模态分量个数和惩罚因子,使得分解得到的模态分量稀疏性最优,有效抑制了模态混叠和虚假模态现象,提高了信号分解的准确度和自适应性。

**b.** 当断路器发生故障时,与正常状态相比,所测得的振动信号的时频分布发生了较大变化,基于 Hilbert 三维时频图几何特征定义的频率重心和平均幅值能有效反映信号时频分布的变化,从而对断路器机械状态进行评估。

**c.** 本文定义的基于特征向量的信号相似度指标能够用于判断断路器正常和故障状态,根据对某 OHB-40.5/1600-25 型号的断路器振动信号分析可知,正常状态下,振动信号与基准正常信号之间相似度均大于 0.9,而在故障状态下,振动信号与基准正常信号之间相似度较小,当相似度小于 0.9 时,断路器可能出现故障,需及时检修。此外,可进一步根据相似度大小范围初步判断是传动机构故障或缓冲机构故障。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

## 参考文献:

[ 1 ] 李斌,李爽,鲁旭臣. 高压断路器机械特性振动信号特征提取和故障诊断方法研究[J]. 高压电器,2015,51(10):138-144.  
LI Bin, LI Shuang, LU Xuchen. Research on method of feature extraction and fault diagnosis based on vibration signal for high voltage circuit breaker mechanism characteristics[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(10):138-144.

[ 2 ] 常广,张振乾,王毅. 高压断路器机械故障振动诊断综述[J]. 高压电器,2011,47(8):85-90.  
CHANG Guang, ZHANG Zhenqian, WANG Yi. Review on mechanical fault diagnosis of high-voltage circuit breakers based on vibration diagnosis[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(8):85-90.

[ 3 ] 李云,傅成华,吴浩. 高压断路器机械故障研究综述[J]. 科技风,2015(18):31-32.  
LI Yun, FU Chenghua, WU Hao. Review on mechanical fault diagnosis of high-voltage circuit breakers[J]. Technology Wind, 2015(18):31-32.

[ 4 ] 程序,关永刚,张文鹏,等. 基于因子分析和支持向量机算法的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 电工技术学报,2014,29(7):209-215.  
CHENG Xu, GUAN Yonggang, ZHANG Wenpeng, et al. Diagnosis method on the mechanical failure of high voltage circuit breakers based on factor analysis and SVM[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(7):209-215.

[ 5 ] 曾庆军,林燕侠,赵洋. 断路器机械特性在线监测与振动信号特征提取[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2009(增刊1):118-121.  
ZENG Qingjun, LIN Yanxia, ZHAO Yang. On-line monitoring for mechanical characteristics and extraction of vibration signal characteristics of circuit breaker[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2009(Supplement 1):118-121.

[ 6 ] 胡晓光,戴景民,纪延超,等. 基于小波奇异性检测的高压断路器故障诊断[J]. 中国电机工程学报,2001,21(5):67-70.  
HU Xiaoguang, DAI Jingmin, JI Yanchao, et al. The fault diagnosis of high voltage breakers based on wavelet singularity detection[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(5):67-70.

[ 7 ] 孙来军. 振动信号小波包特征熵的时变与频变特性分析[J]. 高电压技术,2007,33(8):146-150.  
SUN Laijun. Time-variation and frequency-variation analysis of wavelet packet characteristic entropy for vibration signals[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(8):146-150.

[ 8 ] LIU M, WANG K, SUN L, et al. Applying Empirical Mode Decomposition(EMD) and entropy to diagnose circuit breaker faults[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(20):2338-2342.

[ 9 ] 孙一航,武建文,廉世军,等. 结合经验模态分解能量总量法的断路器振动信号特征向量提取[J]. 电工技术学报,2014,29(3):228-236.  
SUN Yihang, WU Jianwen, LIAN Shijun, et al. Extraction of vibration signal feature vector of circuit breaker based on empirical mode decomposition amount of energy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(3):228-236.

[ 10 ] 张佩. 高压断路器机械故障诊断方法的研究[D]. 北京:华北电力大学,2014.  
ZHANG Pei. Research on mechanical fault diagnosis method of high voltage circuit breaker[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014.

[ 11 ] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.

[ 12 ] 刘江. 变模式分解算法及其在故障诊断中的应用研究[D]. 武汉:武汉科技大学,2015.  
LIU Jiang. Variational mode decomposition algorithm and its application research in fault diagnosis[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2015.

[ 13 ] AN X, ZENG H, LI C. Envelope demodulation based on variational mode decomposition for gear fault diagnosis[J]. Archive Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part E Journal of Process Mechanical Engineering, 2017, 231(4):864-870.

- [14] 刘江,吕勇. 基于变模式分解降噪的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械设计与制造,2015(10):21-25.  
LIU Jiang, LÜ Yong. Fault diagnosis for rolling bearing based on the variational mode decomposition denoising[J]. Machinery Design & Manufacture, 2015(10):21-25.
- [15] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [16] 常广,王毅,王玮. 采用振动信号零相位滤波时频熵的高压断路器机械故障诊断[J]. 中国电机工程学报,2013,33(3):155-162.  
CHANG Guang, WANG Yi, WANG Wei. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers utilizing zero-phase filter time-frequency entropy of vibration signal[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(3):155-162.
- [17] 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 feature extraction of on-load tap-changer in converter transformers based on optimized HHT algorithm and Lorentz information measure[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(11):3101-3109.

#### 作者简介:



李舒适

李舒适(1993—),男,重庆人,硕士研究生,主要研究方向为高电压技术(**E-mail**: 494905405@qq.com);

王丰华(1973—),女,河南洛阳人,副教授,博士,主要研究方向为高电压技术(**E-mail**: fhwang7723@sjtu.edu.cn);

耿俊秋(1983—),男,上海人,工程师,主要研究方向为高电压技术(**E-mail**: control33@163.com);

耿超(1987—),男,山东济宁人,工程师,博士,主要研究方向为高电压技术(**E-mail**: gengchao@163.com);

### Mechanical state detection of high voltage circuit breaker based on optimized VMD algorithm

LI Shushi<sup>1</sup>, WANG Fenghua<sup>1</sup>, GENG Junqiu<sup>2</sup>, GENG Chao<sup>2</sup>

(1. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. State Grid Shanghai Municipal Power Company, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** In order to effectively detect the mechanical state of HV (High Voltage) circuit breaker and improve its operation reliability, the vibration signals during the opening/closing operation of HV circuit breaker are analyzed based on the optimized VMD (Variational Mode Decomposition) algorithm. Firstly, the optimal VMD results are obtained based on the global orthogonal coefficients by particle swarm optimization algorithm. Then the time-frequency spectrums obtained from Hilbert transformation of vibration signals are reasonably divided, accordingly the feature vector and similarity degree index of vibration signals are defined. The vibration signals of a 40.5 kV circuit breaker under normal and typical fault conditions are analyzed, and the analytical results show that the decomposition results of the proposed optimized VMD algorithm are more accurate, and the defined similarity degree index can effectively identify typical faults of circuit breaker. When the similarity degree index is greater than 0.9, the circuit breaker is in normal condition; when the similarity degree index is between 0.7 and 0.9, the circuit breaker may exist buffering mechanism defects; when the similarity degree index is smaller than 0.7, the circuit breaker may exist transmission mechanism defects.

**Key words:** circuit breaker; mechanical condition; vibration signal; VMD; feature vector

## 附录



图 A1 试验断路器及传感器布置

Fig.A1 Testing circuit breaker and sensor positions