

基于统计特征与 EMD 算法的有载分接开关振动信号去噪

赵寿生¹, 汪卫国¹, 王丰华², 郑一鸣³, 何文林³, 钱 勇²

(1. 国网浙江省电力有限公司金华供电公司, 浙江 金华 321017;

2. 上海交通大学电气工程系, 上海 200240;

3. 国网浙江省电力有限公司电力科学研究院, 浙江 杭州 310014)

摘要: 有载分接开关(OLTC)切换过程中的振动信号与其机械状态密切相关,是监测分析 OLTC 运行状态的重要依据。为降低噪声干扰对 OLTC 振动信号分析结果的影响,本文提出了一种基于统计特征与经验模态分解(EMD)算法相结合的 OLTC 振动信号去噪方法。首先通过高斯性检测验证了 OLTC 振动信号中所含噪声干扰的随机性,然后根据 OLTC 振动信号的 EMD 分解结果,基于 Hurst 指数选取了高频本征模态函数(IMF)分量并对其进行了多次乱序重排,通过对重排和滤波后的 IMF 分量进行重构得到了去噪后的 OLTC 振动信号。依据去噪评价指标对实测 OLTC 振动信号的分析结果表明,所提出的去噪方法能有效抑制 OLTC 振动信号中的噪声干扰,且优于现有的基于 EMD 算法和小波阈值的去噪方法。研究结果可为提高 OLTC 机械状态振动监测技术的应用提供重要依据。

关键词: 有载分接开关; 振动信号; 经验模态分解; 去噪; Hurst 指数

DOI: 10.12067/ATEEE1808017

文章编号: 1003-3076(2020)01-0051-08

中图分类号: TM403.4

1 引言

作为有载调压变压器的核心组成部分之一,有载分接开关(On-Load Tap Changer, OLTC)的工作状态直接影响到变压器及电力系统的安全稳定运行。据统计^[1],因 OLTC 异常引发的问题占变压器总故障的 20% 以上,且机械问题为其主要故障类型。同时,近年来大量投运的换流变压器 OLTC 具有调压范围大、切换负荷高、操作频繁等特点^[2]。因此迫切需要一种有效的 OLTC 异常状态监测手段,及时发现其故障隐患,这对确保变压器乃至电力系统的安全运行意义重大。

OLTC 机械状态的振动监测技术最初由 ABB 公司的 Bengtsson 等人提出^[3],主要是利用振动传感器非介入性地监测 OLTC 操作过程中的振动信号,提取 OLTC 振动信号特征量,实现其运行状态的监测分析^[4-6]。其中,如何提取 OLTC 振动信号特征量是实现其机械状态监测分析的关键问题之一,而常用

的 OLTC 振动信号分析方法有小波分析法、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)算法及其改进算法等^[7,8]。通常情况下,OLTC 振动信号由置于其顶盖或变压器侧壁上的加速度传感器进行采集,这些信号不可避免地会包括诸如环境噪声、开关附件如传动轴转动时的振动信号、异常数据等噪声干扰。对在运变压器来说,OLTC 切换时的振动信号还会有变压器本体的振动信号包含在其中。相应地,直接对含噪 OLTC 振动信号进行分析时会影响其机械状态监测的准确性,这一问题也引起了国内外研究者的关注。如文献[9]提出了一种结合奇异值分解与小波包消噪的 OLTC 切换时振动信号的特征提取方法,为后续故障诊断提供了有力的依据;文献[10]应用小波变换对 OLTC 的振动波形进行了消噪处理。但是,小波变换时的参数选取更多地依赖于先验知识,存在一定的主观性。由 OLTC 的机械结构及其动作特性可知,OLTC 换挡过程是在电动机构预先驱动分接选择器工作分接位置变换的同

收稿日期: 2018-08-07

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFB0902700)、国网浙江省电力公司科技项目(52111DS160022)

作者简介: 赵寿生(1970-),男,浙江籍,高级工程师,硕士,主要从事高电压专业技术管理工作;

王丰华(1973-),女,河南籍,副教授,博士,研究方向为电力设备状态监测等(通讯作者)。

时上紧储能弹簧,借助于过渡电阻辅助作用完成切换开关动静触头的依次开合,将负载电流无间断地或无显著变化地从一个分接转到另一个分接,属于随机共振机械系统的范畴。已有研究表明^[11],不同类型的信号经随机共振系统后呈现为不同的分布,故可根据 OLTC 振动信号的混沌特性及噪声信号的随机性,从削弱功率的角度抑制噪声干扰,提高 OLTC 振动信号的信噪比。

已有的研究表明^[12],变压器本体振动信号主要包括绕组振动和铁心振动,且主要为 100Hz 及其倍频分量如 300Hz、400Hz 等,具有频率成分相对简单、平滑性较好等特点,借助于带阻滤波等手段可方便地从含有变压器本体振动信号的 OLTC 振动信号中滤除。基于此,为有效降低开关附件及异常数据等噪声干扰对 OLTC 振动信号分析结果的影响,提高 OLTC 机械状态监测及诊断的准确性,本文从 OLTC 振动信号所含噪声的随机性特征出发,依据 OLTC 振动信号与噪声干扰的统计特征差异,结合 EMD 算法研究 OLTC 振动信号的去噪方法。最后以某实际 OLTC 振动信号为例进行分析,依据所定义的量化指标验证所提方法的有效性。

2 基于信号统计特性的 EMD 去噪方法

2.1 OLTC 振动信号中的噪声特性分析

以某 35kV 变压器检修时 OLTC 换挡过程中的振动信号为例进行分析,如图 1 所示,主要包括传动轴转动、切换开关触头开合等对应的振动信号。此处,OLTC 传动轴转动对应的振动信号被视为噪声干扰。为验证 OLTC 振动信号中所含噪声的高斯性,本文在此引入实施过程相对简单的 K-S 检验法^[13]。该方法通过计算待检验信号与高斯信号累积分布函数的相似度,在一定显著性水平下,接受或拒绝假设,从而判定待检样本是否服从高斯分布。而高斯性作为一种描述信号分布的常用统计指标,主要用于验证随机噪声是否服从高斯分布,具有描述准确、检测过程简便的优势。

对于待检验信号 $T(z)$ 和参考信号 $R(z)$,假设 $T(z)$ 服从高斯分布,其累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)可分别表示为^[13]:

$$F_T(z) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z \exp\left(-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) dz \quad (1)$$

$$S_R(z) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \prod(x_k \leq z) \quad (2)$$

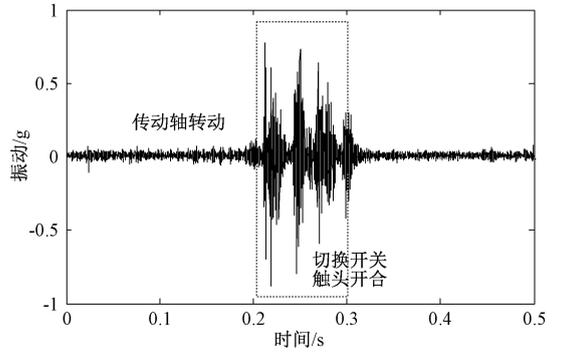


图1 OLTC 切换过程中的振动信号

Fig.1 Vibration signals of OLTC during operation

式中, $F_T(z)$ 和 $S_R(z)$ 分别为 $T(z)$ 和 $R(z)$ 的 CDF; μ 为均值; σ 为标准差; N 为随机变量 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 的数据个数; Π 为指示函数。

取检验统计量 D 为:

$$D = \max_{1 \leq n \leq N} |F_T(z) - S_R(z)| \quad (3)$$

检验假设 $H_0: F(z) = S_N(z)$

备择假设 $H_1: F(z) \neq S_N(z)$

对选定的显著水准 α , 如 D 值大于或等于某一临界值, 则拒绝 H_0 , 接受 H_1 , 即待检验信号不服从高斯分布; 否则接受 H_0 , 认为待检验信号服从高斯分布^[14]。

在对图 1 所示的 OLTC 振动信号进行高斯性验证时, 选取任意噪声干扰信号和 OLTC 振动信号各三段进行计算。其中, 噪声干扰信号返回的 H_1 均为 0; OLTC 振动信号返回的 H_1 均为 1。显然, OLTC 振动信号中的噪声干扰信号均服从高斯分布, 具有随机信号的特征。而 OLTC 振动信号因其具有混沌特性, 不具备高斯性, 与现有的研究结论吻合良好^[6]。

因此, 可根据 OLTC 振动信号与噪声干扰信号的差异, 利用随机信号幅值及其正负的随机性特征, 从消弱功率的角度抑制噪声干扰。不失一般性, 记随机信号为 $\{x(k), k = 1, 2, \dots, M\}$, 其功率为:

$$P_x = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M [x(k)]^2 \quad (4)$$

式中, M 为信号长度。

将 $x(k)$ 随机打乱顺序重新排列后可得到新的信号, 将其与原信号相加并求取平均时, 由式(4)可知, 必然会存在部分信号因幅值抵消而导致功率削弱的情形。图 2 为对图 1 中的某段噪声干扰信号进行一次乱序重排叠加求平均的结果。由图 2 可见, 重排后噪声功率得到了一定程度的削弱。

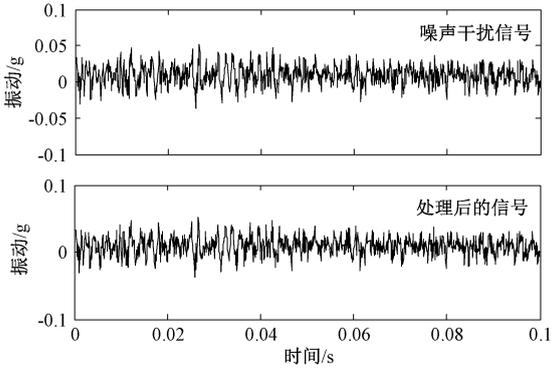


图2 噪声信号经一次乱序-叠加-平均处理的结果

Fig.2 Noise signal with derangement and overlying

对图2噪声信号进行多次乱序重排,得到干扰信号功率随排序处理次数的变化,如图3所示。由图3可见,经多次处理后,噪声干扰信号的功率得到了明显抑制。但在基于这一思想对 OLTC 振动信号中的噪声信号进行处理时,需设法提取出噪声成分占主导的信号分量,本文在此引入经验模态分解算法进行分析。

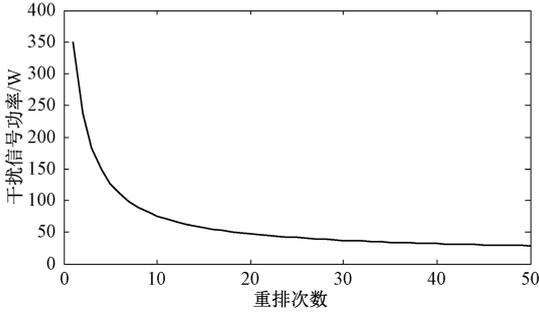


图3 干扰信号功率随排序次数的变化

Fig.3 Variations of vibration signal power with number of derangement

2.2 去噪算法

EMD 算法是一种针对非线性、非平稳信号的分解方法,其基本思想是将原始信号分解为一列表征原始信号某一频带或某一尺度的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)的组合,使得瞬时频率在 IMF 上有合理的物理意义。同时,EMD 分解的正交性和完备性确保了对 IMF 分量进行重组后,重构信号能保留原有信号的特征信息^[15]。因此,可根据 EMD 分解得到的 OLTC 振动信号的 IMF 分量,依据各个 IMF 分量的频带区分性和 Hurst 指数,选取噪声干扰比较集中的 IMF 分量进行乱序重排。其中,Hurst 指数是度量时间序列趋势强度及噪声水平随时间变化情况的参数,

其取值范围在 0~1 之间。当 Hurst 指数为 0.5 时,表明时间序列服从标准布朗运动,呈现高斯噪声特性^[16]。具体步骤如下:

(1) 对含噪 OLTC 振动信号 $y(t)$ 进行 EMD 分解,得到 m_1 个 IMF 分量。

(2) 计算 m_1 个 IMF 分量的 Hurst 指数,选取 Hurst 指数最接近于 0.5 的 IMF 分量为噪声干扰成分比较集中的信号,记为 $y_h(t) = imf_h(t)$,且有 $y_0(t) = y_h(t) + y_2(t)$,其中, $y_2(t)$ 为除第 h 个 IMF 分量之外其余 (m_1-1) 个 IMF 分量之和。

(3) 对 $y_h(t)$ 进行 1 次乱序重排,得到分量 $y_{h1}(t)$;继续对 $y_{h1}(t)$ 乱序重排,得到分量 $y_{h2}(t)$,依次类推,得到第 c 次乱序重排后的分量为 $y_{h1}(t), y_{h2}(t), \dots, y_{hc}(t), \dots, y_{hc}(t)$ 。

(4) 将 c 个重排后的分量分别与 $y_2(t)$ 进行重构,得到 c 个重构后的信号 $y_{n1}(t), y_{n2}(t), \dots, y_{nc}(t)$,求取其与 $y_0(t)$ 之和的平均值,有:

$$y'(t) = \frac{\sum_{i=1}^c y_{ni}(t) + y_0(t)}{c + 1} \quad (5)$$

(5) 继续对 $y'(t)$ 进行 EMD 分解,得到 m_2 个 IMF'。

(6) 计算所有 IMF' 的自相关函数,选取自相关函数中初次出现非集中波形的 IMF' 阶数 p ,阶数不大于 p 的 IMF' 记为噪声主导的信号。

(7) 对所有阶数不大于 p 的 IMF' 进行阈值滤波,有:

$$imf''_i = \begin{cases} \text{sgn}[imf'_i(j)] [|imf'_i(j)| - Q_i] & |imf'_i(j)| > Q_i \\ 0 & |imf'_i(j)| \leq Q_i \end{cases} \quad (6)$$

式中, Q_i 为第 i 个分量的滤波阈值,满足 $Q_i = \sigma_i \sqrt{2 \ln N}$, σ_i 为第 i 个 IMF' 分量的标准差。

(8) 用阈值滤波后的低阶 IMF' 和高阶 IMF' 进行信号重构,得到信号 $y''(t)$,即为降噪后的信号,可表示为:

$$y''(t) = \sum_{i=1}^p imf''_i + \sum_{i=p+1}^{m_2} imf'_i \quad (7)$$

上述方法通过对两次 EMD 分解得到的 IMF 分量分别进行乱序重排叠加和阈值滤波处理,既避免了传统 EMD 滤波方法直接舍弃某些 IMF 分量所造成的真实信号信息的过度丢失,也减少了信号降噪分析处理过程中的人为干预,在提升去噪方法客观性的同时,提高了计算效率。

2.3 去噪效果的评价指标

为定量描述本文所提方法对 OLTC 振动信号的去噪效果,如滤波程度是否恰当、是否滤除了有用信号、参数选取是否正确等,本文在此选取信噪比、相关系数、均方根误差三种评价指标对去噪效果进行衡量^[17]。分别描述如下:

(1) 信噪比(Signal Noise Ratio, SNR),衡量信号与噪声功率所占比率的大小。 SNR 越大,信号的去噪效果越好。其计算公式为:

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^N y^2(i)/N}{\sum_{i=1}^N [y(i) - \hat{y}(i)]^2/N} \quad (8)$$

式中, $\hat{y}(t)$ 为滤波后的信号。

(2) 相关系数 R ,表征去噪后的信号与原始信号的相似度,其值越接近于 1,去噪效果越好。其表达式为:

$$R = \frac{Cov(y_i, \hat{y}_i)}{\sigma_{y_i} \sigma_{\hat{y}_i}} \quad (9)$$

式中, $Cov(y_i, \hat{y}_i)$ 为滤波前后信号的协方差; σ 为信号的标准差。

(3) 均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE),指滤波前后信号之间方差的平方根,其值越小,表示去噪效果越好。计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y(i) - \hat{y}(i)]^2} \quad (10)$$

3 试验描述

试验对象为某 35kV 变压器用 CM 型 OLTC,共有 17 档,其档位切换开关为左右(奇偶档位)交替切换方式。测试时,在 OLTC 顶部、OLTC 传动轴一侧的变压器侧壁上分别放置 6 路和 2 路灵敏度为 10mV/g 的 PCB 加速度传感器,其中,顶部传感器放置实物图如图 4 所示(#1~#6)。使用自行研制的基于 PXI 平台的信号采集系统对振动信号进行采集,采样频率为 51.2kHz。分别对 OLTC 从 1 档升至 17 档,17 档降至 1 档过程中的振动信号进行了测试。

限于篇幅,图 5 给出了 OLTC 从 3 档升至 4 档过程中测点 1、测点 2、测点 3 和测点 7 的振动信号。由图 5 可见,各个测点处振动信号的形态存在一定的差异,除了切换开关触头开合产生的振动信号之外,还包括了传动轴转动等的噪声干扰信号。此外,测点 7 处振动信号的干扰成分更为丰富。

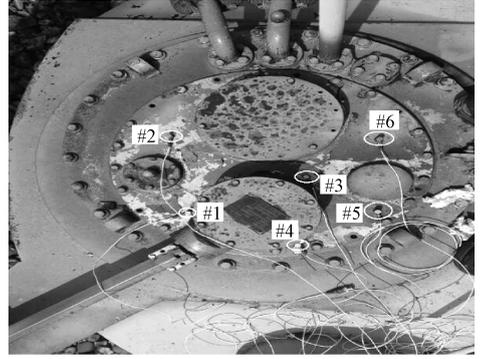


图 4 振动传感器放置实物图

Fig.4 Placement of vibration sensors

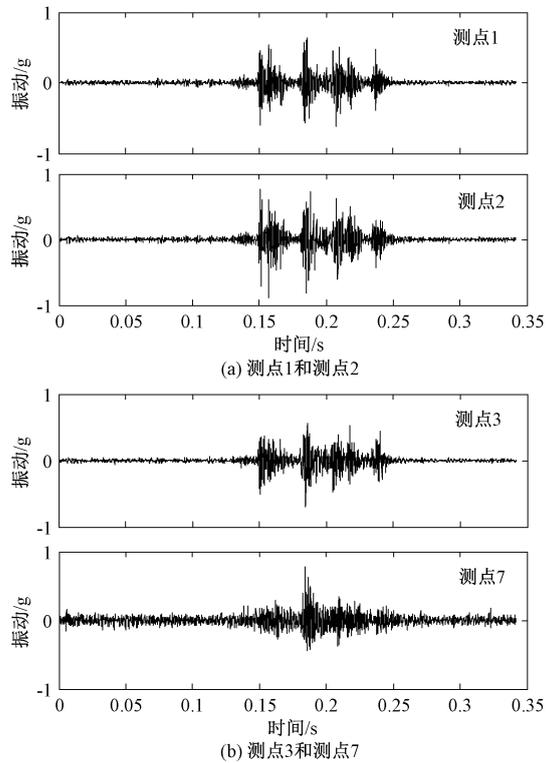


图 5 OLTC 第 3、4 档切换时的振动信号

Fig.5 OLTC vibration signals during switch-over process of 3 to 4

4 结果分析

限于篇幅,本文在此以测点 2 的振动信号为例进行说明。首先在测点 2 的振动信号中选取一段噪声干扰信号进行多次乱序重排,其中,噪声干扰信号的长度可根据 OLTC 转动轴的旋转周期及信号采集系统的采样频率等综合确定,此处选取的干扰信号长度为 $N_s = 7575$ 。以此为基准对测点 2 处振动信号的整段噪声干扰信号进行网格化,得到多段噪声干

扰信号,分别计算各段噪声干扰信号的功率,并选取噪声能量最为集中的噪声干扰段为基准计算去噪参数,便于最大限度地削弱噪声功率。

图 6 分别为计算时所选取的噪声干扰信号及其功率随乱序处理次数的变化曲线。由图 6 可见,噪声干扰信号的功率随重排次数的增加呈现明显下降趋势。经 17 次乱序重排操作之后,振动信号功率的变化率低于 1%,可以认为信号重排消噪过程达到稳定状态,故选取重排次数为 17。

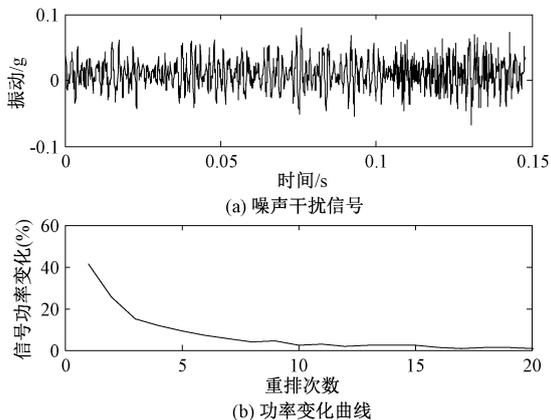


图 6 噪声干扰信号及其功率变化曲线

Fig.6 Noise signal and its power variation curve

对测点 2 处的 OLTC 振动信号进行 EMD 分解,有 $m_1 = 12$ 。其中,EMD 分解过程的停止准则通过连续限制 2 个连续处理结果直接的标准差的大小来确定^[18],为:

$$SD = \frac{1}{T} \int_0^T \frac{|imf_k(t) - imf_{k-1}(t)|^2}{|imf_{k-1}(t)|^2} dt \quad (11)$$

式中, SD 为标准差; T 为时间。通常 SD 的取值为 0.2~0.3,本文取值为 0.24。

限于篇幅,表 1 给出了前 6 个 IMF 分量的 Hurst 指数计算结果。由表 1 可见, $IMF1$ 分量的 Hurst 指数为最大,且接近于 0.5,表明 $IMF1$ 分量中主要为噪声分量,故本文在此选取 $IMF1$ 进行乱序重排。

表 1 测点 2 处振动信号前 6 个 IMF 分量的 Hurst 指数

Tab.1 Hurst exponential of six IMF components of vibration signal in No.2

IMF 分量	$IMF1$	$IMF2$	$IMF3$
Hurst 指数	0.4609	0.3624	0.2816
IMF 分量	$IMF4$	$IMF5$	$IMF6$
Hurst 指数	0.2909	0.3217	0.3937

图 7 为应用本文所提方法得到的测点 2 处振动信号去噪结果,其中,计算时有 $m_2 = 11, p = 3$ 。为对

比起见,图 7 中同时给出了传统 EMD 算法和小波阈值算法的去噪结果。表 2 为对应的去噪指标计算结果。由图 7 和表 2 可见,相对于传统 EMD 算法与小波阈值算法,本文所提方法的信噪比更高,去噪效果更好。相关系数接近于 1,说明滤波后的振动信号与原始信号具有极强相关性,信噪比较大和均方根误差较小。显然,本文所提方法能在有效滤除噪声信号存在的毛刺与尖峰等干扰的同时,较少地损失原始信号信息。

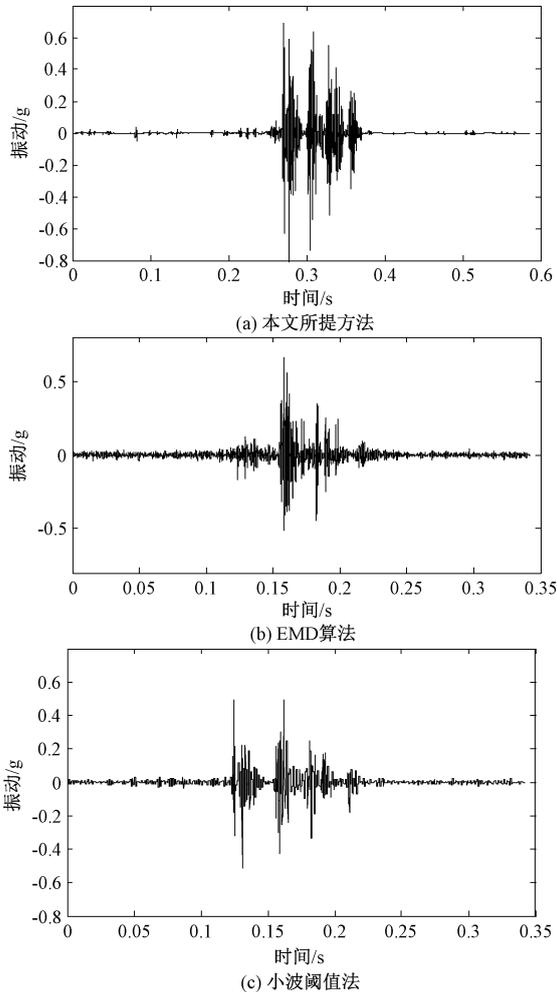


图 7 滤波后的振动信号(测点 2)

Fig.7 Vibration signal in No.2 after filtering

表 2 测点 2 处振动信号的去噪效果评价指标

Tab.2 Assessment index of denoising results of vibration signal in No.2

去噪方法	本文方法	EMD 算法	小波阈值法
信噪比	9.1564	2.1383	1.1815
相关系数	0.9667	0.7678	0.7327
均方根误差	0.2175	0.5449	0.6327

为进一步说明本文所提方法的有效性,文中同

时给出了测点 7 处振动信号的去噪结果及效果评价指标,分别如图 8 和表 3 所示。其中,计算时重排次数为 46, $m_1=13, m_2=11, p=5$ 。由图 8 和表 3 可见,对于测点 7 这类噪声干扰成分更为丰富的振动信号,本文所提方法能有效抑制其中的噪声干扰,且各项去噪评价指标均优于传统 EMD 算法和小波阈值算法的滤波结果。

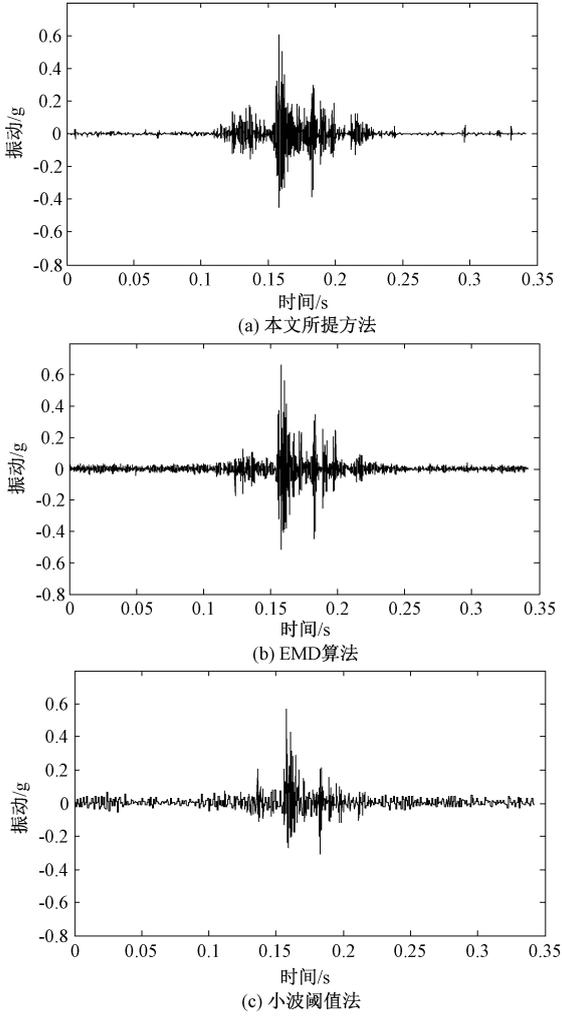


图 8 滤波后的振动信号(测点 7)

Fig.8 Vibration signal in No.7 after filtering

表 3 测点 7 处振动信号的去噪效果评价指标

Tab.3 Assessment index of denoising results of vibration signal in No.7

去噪方法	本文方法	EMD 算法	小波阈值法
信噪比	3.9656	1.3724	0.4624
相关系数	0.9165	0.7461	0.7312
均方根误差	0.2754	0.4080	0.5056

为进一步说明 OLTC 振动信号中所含噪声干扰对其故障诊断结果的影响,本文在此参考文献[9]计

算了 OLTC 振动信号去噪前后、弧触头连接推杆存在变形时的边际谱,如图 9 所示。由图 9 可见,OLTC 在正常状态与弧触头连接推杆变形时相比,在 175~625Hz 之间除 375Hz 附近区间之外,故障状态较正常状态的信号幅值有明显的下降。含噪的 OLTC 正常信号的边际谱在 600Hz 之内有较多的干扰存在,会对 OLTC 机械故障的判别产生影响。当然,考虑到 OLTC 切换过程中振动信号的分散性,故障前后特征信号的幅值会略有差异,但变化规律相同,即在 375Hz 分量附近区间有一幅值明显增加的信号存在。

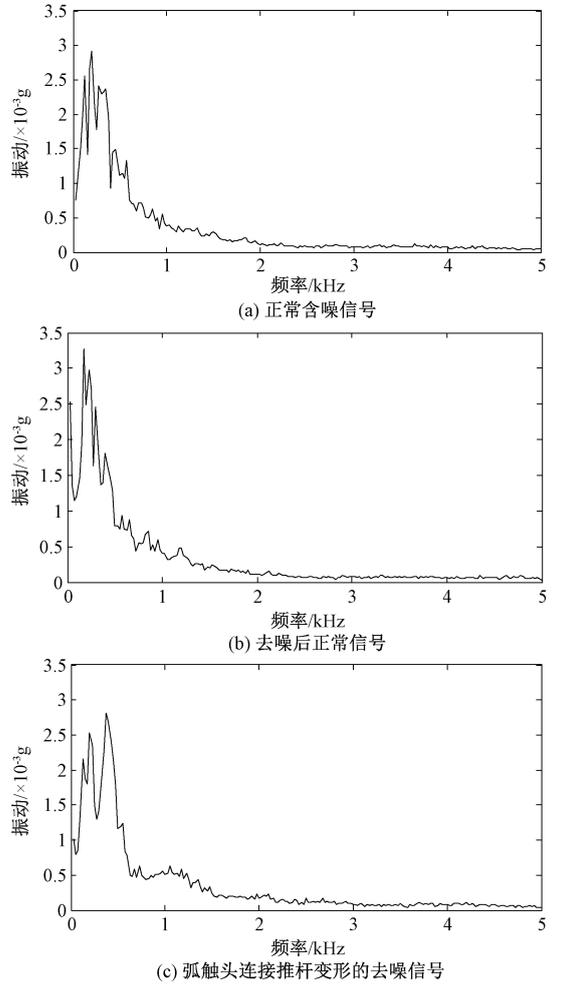


图 9 OLTC 振动信号的边际谱

Fig.9 HHT marginal spectrum of vibration signal of OLTC

5 结论

(1) 所提出的综合信号统计特征和 EMD 算法的去噪方法能有效抑制 OLTC 切换过程中振动信号的诸如传动轴转动等引起的噪声干扰分量,显示出了较好的去噪性能。

(2) 根据 OLTC 振动信号 EMD 算法的 IMF 分

量的Hurst指数选取随机排序分量,经多次重排和累加等操作后求平均值的处理方法,可得到噪声干扰信号功率显著削弱而真实信号功率保持不变的信号,提高了信号去噪结果的准确性。

(3) 对 OLTC 典型故障下振动信号边际谱的计算结果表明,去噪后的信号可以较为成功地提取振动信号的特征频率,可将其运用在实际 OLTC 故障振动信号分析之中。

具体应用时,如何根据检测到的 OLTC 振动信号选取合适的信号排序段、确定合理的重排次数来提升去噪方法的实用性及有效提高 OLTC 机械故障诊断的准确性是关键,这也是我们下一步工作的重点。

参考文献 (References):

[1] 崔政, 束洪春, 曹立平, 等 (Cui Zheng, Shu Hongchun, Cao Liping, et al.). 基于振动监测的 OLTC 运行状态分析方法研究 (Study of OLTC running state analysis method based on vibration monitoring) [J]. 云南电力技术 (Yunnan Electric Power), 2015, 43 (3): 113-116.

[2] 段若晨, 王丰华, 周荔丹, 等 (Duan Ruochen, Wang Fenghua, Zhou Lidan, et al.). 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 (Mechanical condition detection of on-load tap-changer in converter transformer based on narrowband noise assisted multivariate empirical mode decomposition algorithm) [J]. 电工技术学报 (Transactions of China Electrotechnical Society), 2017, 32 (10): 182-189.

[3] Bengtsson C. Status and trends in transformer monitoring [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1996, 11 (3): 1379-1384.

[4] 段若晨, 王丰华, 周荔丹, 等 (Duan Ruochen, Wang Fenghua, Zhou Lidan, et al.). 基于优化 HHT 算法与洛伦兹信息量度的换流变用有载分接开关机械特征提取 (Mechanical features extraction of on-load tap-changer in converter transformer based on optimized HHT algorithm and Lorentz information measure) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2016, 36 (11): 3101-3109.

[5] Duan R C, Wang F H. Fault diagnosis of on-load tap-changer in converter transformer based on time-frequency vibration analysis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63 (6): 3815-3823.

[6] 赵彤, 李庆民, 陈平 (Zhao Tong, Li Qingmin, Chen Ping). OLTC 振动信号特征提取的动力学分析方法

(Dynamic analysis method for feature extraction of mechanical vibration signals of on-load tap changers) [J]. 电工技术学报 (Transactions of China Electrotechnical Society), 2007, 22 (1): 41-46.

[7] 陈亚明, 姜益民 (Chen Yaming, Jiang Yimin). 变压器运行中有载分接开关切换时振动信号分析 (Analysis of vibration signals of on-load tap changer running at contact switch) [J]. 上海电力学院学报 (Journal of Shanghai University of Electric Power), 2016, 32 (3): 247-251.

[8] Liu J X, Wang G, Zhao T, et al. The research of OLTC on-line detection system based on embedding and wireless sensor networks [A]. Proceeding of 2016 IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application [C]. Chengdu, China, 2016. 1-4.

[9] 王春亮, 李凯, 马宏忠, 等 (Wang Chunliang, Li Kai, Ma Hongzhong, et al.). 基于 WP_SVD 降噪的 OLTC 振动信号特征识别 (Feature recognition of OLTC vibration signal based on WP_SVD de-noising method) [J]. 电力系统及其自动化学报 (Proceedings of CSU-EPSA), 2012, 24 (5): 36-41.

[10] 高鹏, 马宏忠, 张慧峰, 等 (Gao Peng, Ma Hongzhong, Zhang Hui Feng, et al.). 分接开关振动信号 EMD 熵和小波熵的比较 (Comparison of EMD entropy and wavelet entropy in vibration signals of OLTC) [J]. 电力系统及其自动化学报 (Proceedings of CSU-EPSA), 2012, 24 (2): 48-53.

[11] 王俊 (Wang Jun). 基于多尺度非线性状态特征增强的旋转机械故障诊断方法研究 (Methodology of fault diagnosis of rotating machinery via multiscale and nonlinear condition feature enhancement) [D]. 合肥: 中国科技大学 (Hefei: University of Science and Technology of China), 2015.

[12] 陈沛龙, 刘君, 马晓红, 等 (Chen Peilong, Liu Jun, Ma Xiaohong, et al.). 基于振动信号统计特性的变压器绕组状态监测 (Condition monitoring of transformer winding based on statistics feature) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2018, 37 (9): 74-80.

[13] Mora Lopez L, Mora J. An adaptive algorithm for clustering cumulative probability distribution functions using the Kolmogorov-Smirnov two-sample test [J]. Expert Systems with Application, 2015, 42 (8): 4016-4021.

[14] 阮云凯, 陈剑平, 曹琛, 等 (Ruan Yunkai, Chen Jianping, Cao Chen, et al.). K-S 检验在裂隙岩体统计均质区划分中的应用 (Application of K-S test in structural homogeneity dividing of fractured rock mass). 东北大学学报 (Journal of Northeastern University), 2015,

36 (10): 1471-1475.

- [15] Kopsinis Y, McLaughlin S. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57 (4): 1351-1362.
- [16] Montillet J P, Tregoning P, McClusky S, et al. Extracting white noise statistics in GPS coordinate time series [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10 (3): 563-567.
- [17] 张建文, 陈焕栩, 周鹏 (Zhang Jianwen, Chen Hua-

nxu, Zhou Peng). 基于小波阈值的局部放电去噪新方法 (New de-noising method for partial discharge signals based on wavelet threshold) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2017, 36 (8): 80-88.

- [18] 王延东, 张涛, 杨春雷, 等 (Wang Yandong, Zhang Tao, Yang Chunlei, et al.). 基于经验模态分解/高阶统计法实现微机械陀螺降噪 (MEMS gyro denoising by EMD-HOS method) [J]. 光学精密工程 (Optics and Precision Engineering), 2016, 24 (3): 574-581.

Denoising method of vibration signal of on-load tap changer based on statistical feature and EMD algorithm

ZHAO Shou-sheng¹, WANG Wei-guo¹, WANG Feng-hua², ZHENG Yi-ming³, HE Wen-lin³, QIAN Yong²
 (1. Jinhua Power Supply Company, State Grid Zhejiang Electric Power Corporation, Jinhua 321017, China;
 2. Department of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
 3. Zhejiang Electric Power Research Institute, State Grid Zhejiang Electric Power Corporation,
 Hangzhou 310014, China)

Abstract: Vibration signals of on-load tap changer (OLTC) during its switch-over process are closely related to its mechanical condition, that are the important reference to assess the mechanical condition of an OLTC. In the paper, a denoising method of vibration signal of OLTC based on its statistical feature and empirical mode decomposition (EMD) algorithm is proposed to further decrease the effects of the noise in the vibration signals of OLTC. First, Gauss detection is applied to verify the randomness of noise signals contained in the vibration signals of OLTC. The intrinsic mode function (IMF) component during the EMD algorithm of vibration signals of OLTC is selected to rearrangement disorderly many times according to the Hurst exponential. Finally, the IMF components through rearrangement and filtering are reconstructed. The calculated results of the measured vibration signals of OLTC in field based on the denoising evaluation index have shown that the proposed method is capable of decreasing the noise signals contained in the vibration signals of OLTC, and the denoising performance is better than the existed EMD algorithm and wavelet thresholding method. The results could provide the important reference for the vibration monitoring technology of mechanical condition of OLTC.

Key words: on-load tap changer; vibration signal; empirical mode decomposition; denoising; Hurst exponential