

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240279

基于 APSO-SSD-SVD 的特高压换流站 OLTC 振动信号降噪方法

骆钊¹, 张涛¹, 阮彦俊², 石延辉², 林铭良¹, 张杨¹

(1. 昆明理工大学电力工程学院, 云南 昆明 650500; 2. 中国南方电网有限责任公司
超高压输电公司广州局, 广东 广州 510000)

摘要: 随着中国特高压交直流换流站的大规模投运, 有载分接开关(on-load tap changer, OLTC)已成为特高压换流站中发生故障较多的设备之一。针对强背景噪声环境下特高压换流站 OLTC 故障特征难以提取的问题, 提出一种基于自适应粒子群算法优化奇异谱分解和奇异值分解的方法。首先, 利用自适应粒子群优化(adaptive particle swarm optimization, APSO)算法对奇异谱分解算法中的模态参数进行优化, 选取最优分解模态数。其次, 基于最大峭度准则选取最佳奇异谱分量。然后, 确定最佳重构阶数, 通过奇异值分解重构信号, 从而达到信号降噪的目的。将所提方法应用于仿真信号和实验信号, 结果表明所提方法的信噪比达到 23.302, 均方根误差仅为 0.004, 并且波形相似参数高达 0.998, 优于其他降噪方法。所提方法能够更有效地实现对特高压换流站 OLTC 振动信号的降噪, 为辅助运维人员诊断 OLTC 状态提供参考。

关键词: 有载分接开关; 自适应粒子群优化算法; 奇异谱分解; 奇异值分解; 精细复合多尺度散布熵; 信号降噪

Noise reduction method for the OLTC vibration signal of a UHV converter station based on APSO-SSD-SVD

LUO Zhao¹, ZHANG Tao¹, RUAN Yanjun², SHI Yanhui², LIN Mingliang¹, ZHANG Yang¹

(1. School of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Guangzhou Bureau of EHV Power Transmission Company, China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000, China)

Abstract: With the large-scale commissioning of UHV AC and DC converter stations in China, the on-load tap changer (OLTC) has become one of the devices with more faults in UHV converter stations. To address the problem of difficult extraction of OLTC fault features in UHV converter stations in a high background noise environment, this paper proposes a method based on an adaptive particle swarm algorithm to optimize singular spectrum and singular value decomposition. First, the modal parameters in the singular spectrum decomposition algorithm are optimized using the APSO algorithm, and the optimal number of decomposition modes is selected. Secondly, the optimal singular spectrum components are selected based on the maximum cliff criterion. Then, the optimal reconstruction order is determined, and the signal is reconstructed by singular value decomposition, so as to achieve the purpose of signal noise reduction. Applying the proposed method to the simulated and experimental signals, the results show that the proposed method achieves a signal-to-noise ratio of 23.302, the root-mean-square error is only 0.004, and the waveform similarity parameter is as high as 0.998. This is better than other noise reduction methods. The method proposed can more effectively achieve the noise reduction of OLTC vibration signals in UHV converter stations, and provides a reference for auxiliary operation and maintenance personnel to diagnose the OLTC status.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52277104).

Key words: on-load tap-changer (OLTC); adaptive particle swarm optimization (APSO); singular spectral decomposition (SSD); singular value decomposition (SVD); refined composite multi-scale dispersion entropy (RCMDE); signal noise reduction

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52277104); 国家重点研发计划项目资助(2022YFB2703500); 云南省重点研发计划项目资助(202303AC100003); 中国南方电网广州超高压有限责任公司科技项目资助(0101002022030301SB00054)

0 引言

特高压直流工程作为国家西电东送重点工程,能够有效缓解我国能源供需分布情况,并保障送电的经济性与可靠性^[1]。有载分接开关(on-load tap changer, OLTC)作为特高压换流站中不可缺少的部分,能够在不中断负荷的情况下实现变压器变比的调节,对特高压换流站的安全可靠运行至关重要^[2]。然而,由于高强度工作环境和频繁操作,OLTC已成为特高压换流站中发生故障较多的设备之一。统计数据显示,涉及OLTC的特高压换流站故障占总故障的20%以上,其中超过90%的故障是由机械问题引起的,包括变压器触头、过渡电阻及绕组损坏^[3]。因此,实现对OLTC机械故障的诊断具有重大的意义^[4]。

自ABB公司于1996年开始使用振动信号分析法进行OLTC故障检测以来,这种技术已经逐步成为在OLTC故障诊断及实时监控方面最有潜力的方法之一^[5]。此外,国内外学者已经取得了许多振动信号降噪方法的成果。目前,非线性信号降噪策略主要包括小波降噪和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)等方法^[6-7]。尽管小波去噪效果显著,但正确选择基波函数和阈值对于取得好的去噪效果非常关键,不同的基波函数适合处理不同的信号。不同于小波去噪,EMD是一种自适应的时频分析技术,它根据信号本身的特性进行自适应分解,能够克服小波变换在高解析度分析方面的不足,并且对于非线性和非稳态信号具有很强的适应性。然而,海底电缆故障相关的光纤振动信号往往含有噪声和振荡成分,使得EMD容易受到信号间断、跳变等异常的干扰,这将导致极值点的显著变动,进而影响包络分析的准确性,从而造成提取的固有模态函数(inherent mode function, IMF)含有相邻成分的模态或异常变化的问题,即模态混叠效应^[8]。针对这一问题,2014年Konstantin D和Zosso D提出了变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)技术,它可以有效解决模态混叠、包络过渡、包络不足以及端点问题。通过将IMF重新定义为调幅调频(AM-FM)信号,致使VMD比EMD的适应性更强,展现了更优秀的降噪能力^[9]。

然而,目前在OLTC振动信号降噪领域仍存在一些问題,如信号分离的准确性不足和定位存在误差等^[10-19]。针对以上问题,已有大量国内外学者进行了研究。文献[10]对OLTC的传统振动信号进行了时域与频域特性的探讨,并应用S变换对信号的时频特征进行了联合分析,旨在提取有效特征信息。

文献[11]提出了一种基于EMD-PSD的OLTC振动信号特征提取方法,进一步提高了信号的信噪比,并且结合了EMD和PSD算法,可以有效地提取OLTC故障特征。文献[12]首先对OLTC切换过程中的多通道振动信号进行了EEMD,得到了IMF分量,然后应用Hilbert谱分析法提取了各IMF的Hilbert边际谱,该方法在故障识别方面取得了较好的结果。文献[13]提出了一种基于优化VMD的OLTC振动信号降噪方法,优化后的VMD算法具有更好的降噪效果。文献[14]通过高斯性检测验证了OLTC振动信号中噪声的随机性干扰,然后使用OLTC振动信号的EMD结果,根据Hurst指数选择了高频IMF分量,并对其进行多次乱序重排,在重排和滤波后的IMF分量上进行重构,从而得到了去噪后的OLTC振动信号。文献[15]介绍了一种在窄带噪声帮助下进行的多通道经验模态分解技术,旨在准确监测在换流变压器中的OLTC机械状况,通过对多通道振动数据的处理来进行分析。文献[16]采用了一种新方法,即将经蚁群算法优化后的掩膜信号叠加到原始信号上,明确了传统希尔伯特-黄变换在分解时的频带特征,旨在提升振动信号分解的精度,并有效解决了EMD中出现的模态混叠问题。文献[17]提出了一种基于主峰提取和Euclidean距离分析的在线监测方法,用于检测、定位和跟踪振动声学信号包络变化。文献[18]采用改进的EEMD算法对高压并联电抗器中的声信号进行去噪,验证了该算法在去噪领域具有良好的发展前景。然而,上述文献缺乏对OLTC自适应降噪的研究,同时降噪效果也有待改进。

因此,为了实现OLTC振动信号的自适应降噪,并提高降噪效果,选用南方电网广州超高压公司某特高压换流站作为研究对象,提出了一种基于APSO-SSD-SVD的OLTC振动信号降噪方法。首先,通过初始化SSD模态数,并计算整体精细复合多尺度散布熵,利用APSO算法对模态数进行优化。其次,采用SSD方法得到一组奇异谱分量,并使用峭度值最大准则选择最优模态。随后,借助奇异值能量谱自适应地选择重构阶数。最后,通过SVD方法进行信号重构,实现OLTC振动信号降噪。结果表明,所提方法能够有效实现OLTC振动信号的自适应降噪,并具有较好的降噪效果。

1 基本原理简介

1.1 模态分解

模态分解技术是分析复杂系统内部数据模式的一种有效方法,它通过分解数据为若干独立或相互

正交的模式(亦称为模态)来展现系统的核心特性与动态行为。每种模式都对应着系统的某一特定动态表现或结构特质, 这些模式的综合能够重现原始数据或系统行为。常见的模态分解技术包括 EMD、VMD 以及 SVD 等。与其他分解技术相比, SVD 因不受矩阵形状或特性限制而具有广泛的适用性, 并且在处理含有缺失数据或高噪声情况时有较高的鲁棒性。因此, 本文选用 SVD 对特高压换流站 OLTC 振动信号进行模态分解, 旨在精准捕捉信号的核心特性和动态行为。

1.2 奇异谱分解

奇异谱分解(singular spectral decomposition, SSD)是一种用于信号处理的方法, 它能够在强背景噪声下的信号分解成多个具有不同频带的奇异谱分量(singular spectrum component, SSC)^[20]。相较于其他降噪算法, SSD 算法能够有效去除信号中的噪声且更加稳定可靠。

1) 根据原始信号数据 $y(t)$, 针对信号的特点自适应地选择嵌入维度 n , x_n^T 为各维度序列向量转置, 然后构建一个新的信号轨迹矩阵 Y 。

$$Y = [x_1^T, x_2^T, \dots, x_n^T]^T \quad (1)$$

2) 从高频成分开始, 逐步构建第 a 个低频分量, 首先创建一个子集合 I_a (包含元素 i_1, i_2, \dots, i_n), 进而对矩阵 Y_{ij} 进行对角线上的平均处理, 完成该频段分量的重建工作。

3) 一旦残差信号 $V^{(j+1)}(t)$ 与原始信号 $y(t)$ 的标准化均方差降至事先设定的阈值 h 以下, 便中止 SSD 流程。最终, 原始信号数据 $y(t)$ 被分解为多个子信号以及残差信号 $V^{(j+1)}(t)$ 的总和。

$$y(t) = \sum_{k=1}^b \tilde{y}^{(k)}(t) + V^{(j+1)}(t) \quad (2)$$

式中: b 为子信号数量; $\tilde{y}^{(k)}(t)$ 为第 k 个子信号。

SSD 算法能够精确地分离出信号的各个频域成分, 显著减少虚假分量, 并且有效防止模态混叠, 此外, 还能消除振动信号中的环境噪声^[21]。

1.3 精细复合多尺度散布熵

散布熵(dispersion entropy, DE)是一种评价时间序列复杂度和随机性的计算方法^[22], 其降噪能力较强, 但过于依赖参数设置, 导致信息丢失。因此本文采用精细复合多尺度散布熵(refined composite multi-scale dispersion entropy, RCMDE)作为信号分解模态数选取的衡量尺度。

对于一个给定长度为 N 的时间序列 T , 由元素 T_e 组成, 其中 $e = 1, 2, \dots, N$, 计算 DE 遵循以下步骤。

1) 利用正态分布函数, 建立一种新的时序模型 V_e 。

$$V_e = \frac{1}{\xi\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{T_e} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\xi^2}} dt \quad (3)$$

该将时间序列 T 向 V_e 进行映射, 其中 ξ^2 和 μ 分别是方差和期望。然后, 采用线性变换得到

$$z_e^d = R(d \cdot V_e + 0.5) \quad (4)$$

将 T 映射到 $[1, 2, \dots, d]$ 的区间内, R 表示整数函数, d 为分类数目。

2) 根据嵌入函数 m 和时延 g 计算嵌入向量。

$$z^{m,d} = \{z_r^d, z_{r+g}^d, \dots, z_{r+(m-1)g}^d\} \quad (5)$$

式中, $z^{m,d}$ 表示嵌入函数为 m , 分类数目为 d 的嵌入向量; r 为整数常数, $r = 1, 2, \dots, N - (m-1)g$ 。

3) 计算每种散布模式 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 的概率 $p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$, 若 $z_r^d = v_0$ 、 $z_{r+g}^d = v_1$ 、 $z_{r+(m-1)g}^d = v_{m-1}$, 则 $z^{m,d}$ 对应的散布模式为 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 。

$$p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) = \frac{\text{Num}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})}{N - (m-1)g} \quad (6)$$

式中, $\text{Num}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$ 表示 $z^{m,d}$ 映射到 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 的数量。

4) 根据香农熵^[23]的定义, 原始信号的 DE 定义如式(7)所示。

$$D_E(T, m, d, g) = -\sum_{\pi=1}^{d^m} p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \ln(p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})) \quad (7)$$

式中, d^m 表示嵌入函数 m 时的分类数目。

5) 多尺度散布熵(multiscale dispersal entropy, MDE)构建于 DE 之上, 并融合了多尺度粗化技术。粗化后的时间序列 $V_r^{(\tau)}$ 可以表述为

$$V_r^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{r=(r-1)\tau+1}^{r\tau} T_e, 1 \leq r < \frac{N}{\tau} \quad (8)$$

式中, τ 为尺度因子。

基于 MDE 技术, 并通过额外的细化步骤, 可以得到精细化的复合多尺度散布熵。其计算步骤如下所述。

1) 对于一个给定的时间序列 $\{\psi(q), i = 1, 2, \dots, L\}$, 在选定的尺度因子 τ 下, 可以得出第 u 个粗粒化后的序列 V_u^τ , 其中 $1 \leq u \leq \mu$ 。

$$V_u^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{q=u+\tau(o-1)}^{u+\tau o-1} \psi_q, 1 \leq o \leq \frac{L}{\tau} \quad (9)$$

2) 对于每个尺度 τ , RCMDE 熵值 R_{CMDE} 定义为

$$R_{\text{CMDE}} = -\sum_{\pi=1}^{d^m} \bar{p}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \ln(\bar{p}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})) \quad (10)$$

式中, $\bar{p}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$ 为粗粒化序列 V_u^τ 散布模式 π 的概率平均值, $\bar{p}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} p_u^i$ 。

该方法对粗粒化步骤进行了精炼, 实现了对同类嵌入向量更细致的分析和评价, 从而解决了传统散布熵在统计过程中导致部分信息丢失的问题。

1.4 自适应粒子群优化算法

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是深度学习领域中的一种群体寻优方法^[24], 其过程中, 粒子同时展示出个体与群体的行为特征以追求最优解。在迭代过程中, 每颗粒子会根据其识别的最佳位置和整体上认可的最佳位置来调整行进路径。随着迭代的进行, 粒子将依照其动量来更新自身坐标。用 $l_{\alpha, \beta}$ 表示第 α 颗粒子发现的最佳位置, 而 $l_{\varepsilon, \beta}$ 表示所有粒子中的最佳位置, λ 表示迭代次数。那么在第 λ 次迭代中, 第 α 颗粒子在第 β 维度上的速度变化可以用式(11)表示。

$$\gamma_{\alpha, \beta} = w \times \gamma_{\alpha, \beta}(\lambda - 1) + c_1 \theta_1 \times [l_{\alpha, \beta} - \varphi_{\alpha, \beta}(\lambda - 1)] + c_2 \theta_2 \times [l_{\varepsilon, \beta} - \varphi_{\alpha, \beta}(\lambda - 1)] \quad (11)$$

式中: $\gamma_{\alpha, \beta}(\lambda)$ 表示第 λ 次迭代下, 第 α 颗粒子在第 β 维度上的速度; w 为惯性权重, 它影响粒子速度的连续性; c_1 和 c_2 分别为个体学习因子和群体学习因子, 取值在(0,2)内; θ_1 和 θ_2 为两个独立的随机数, 取值在[0,1]内; $\varphi_{\alpha, \beta}(\lambda - 1)$ 表示第 λ 次迭代下, 第 α 颗粒子在第 β 维度上的位置。

粒子的位置更新由式(12)表示。

$$\varphi_{\alpha, \beta}(\lambda + 1) = \varphi_{\alpha, \beta}(\lambda) + \gamma_{\alpha, \beta}(\lambda + 1) \quad (12)$$

本文基于 PSO 算法, 引入了自适应粒子群优化(adaptive particle swarm optimization, APSO)算法来对惯性权重 w 进行优化。本文调整了 PSO 算法中的适应度函数和迭代频率以应对迭代进程中解的细节性变化, 并以此实现对优化过程的动态适应。这种对权重进行动态调整的方法有助于协调整体探索与局部开发之间的平衡。在最小化问题中, 对于第 α 个粒子在第 β 个维度上的权重 w_β^α 可以描述为

$$\begin{cases} w_{\max} - \frac{\lambda}{\Phi} (w_{\max} - w_{\min}), f(x_\alpha^\lambda) < f_{\text{average}}^\lambda \\ w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \frac{f_{\min}^\lambda - f(x_\alpha^\lambda)}{f_{\min}^\lambda - f_{\text{average}}^\lambda}, f(x_\alpha^\lambda) \geq f_{\text{average}}^\lambda \end{cases} \quad (13)$$

式中: w_{\min} 与 w_{\max} 分别为设定的最小和最大惯性加权值, 其中 w_{\min} 为 0.4, w_{\max} 为 0.9; Φ 为迭代的最大次数; $f_{\text{average}}^\lambda$ 、 f_{\min}^λ 分别为第 λ 次迭代时所有粒子的平均适应度值和最小适应度值。

针对本文问题, 设置适应度函数为计算 RCMDE 的最小值, 即

$$F = \min(R_{\text{CMDE}}) \quad (14)$$

在寻优过程中, 适应度越高, 则粒子在寻优过程中离最优解越远, 这时就需要进行更多的全局搜索; 而当适应值越低时, 则该问题的解越接近于最优解, 这时就需要进行更多的局部搜索。相对于传统的粒子群优化方法, APSO 算法依赖于迭代数以及个体的适应程度。

1.5 奇异值分解

奇异值分解(singular value decomposition, SVD)是一种矩阵分解技术, 能将高维数据降至低维, 且具有较高的稳定性和数值精度。依据分解理论^[25], 针对一个离散时间信号序列 $\eta = \{\eta_\zeta, \zeta = 1, 2, \dots, \Omega\}$, 创建一个 ρ 阶的汉克尔矩阵 H , 其中信号的总长度为 Ω , 且满足 $1 < \eta < \Omega$, 而 ϕ 定义为 $\Omega - \rho + 1$ 。

对于矩阵 H 执行的奇异值分解可以表述为

$$H = USV^T \quad (15)$$

式中: U 、 V 为正交矩阵, $U \in \mathbb{R}^{\phi \times \phi}$, $V \in \mathbb{R}^{\rho \times \rho}$; S 为对角矩阵, $S \in \mathbb{R}^{\phi \times \rho}$ 。

$$S = [\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q) \ 0] \quad (16)$$

式中, σ_g 为矩阵 H 的奇异值, 其中 $g = 1, 2, \dots, q$, q 为奇异值不为零的个数。

在此基础上, 选取合适的奇异值及其对应的矩阵成分, 以去除噪声。

$$S_g = \frac{\sigma_g^2}{\sigma_{\max}^2}, g = 1, 2, \dots, q \quad (17)$$

式中: S_g 为能量之比; σ_{\max} 为最大奇异值。

在振动信号中, 由于有效信号的能量分布比较集中, 而噪声信号的能量分布比较分散, 且有效信号比含噪声信号的能量更大, 所以两种信号对应曲线的斜率也不同。在此基础上, 在奇异值能量谱中可以识别一个点, 这个点区分了有效信号与噪声, 其位置对应于信号重构的最佳阶数。

2 APSO-SSD-SVD 的 OLTC 振动信号降噪

针对目前特高压换流站 OLTC 振动信号特征提取困难的问题, 本文提出了一种基于 APSO-SSD-SVD 的 OLTC 振动信号降噪方法。首先, 特高压换流站 OLTC 振动信号提取过程中往往混杂着各种噪声, 这些噪声会对信号的分析 and 处理造成干扰; 其次, SVD 算法在信号降噪领域具有较大潜力; 同时, APSO 算法能够自适应调节粒子搜索策略, 具有更加优秀的寻优能力和全局搜索能力; 最后, SSD 算法能够稳定处理信号序列数据, 具有较高准确性。

因此, 将 APSO、SSD、SVD 整合为一个信号降噪方法能够利用各自优点, 提升信号降噪的性能。APSO 算法用于优化 SSD 信号降噪参数选择问题, 最优模态数的确定是采用 SSD 方法进行信号分解的前提, 当 APSO 算法适应度函数即精细复合多尺度散布熵达到最小时, 对应的分解模态数即为最优模态数, 依据该模态数能够使 SSD 效果达到最优, 而 SVD 方法能够提供更准确的信号模型。因此, 本文所提方法能够实现更高质量的信号重构和噪声去除, 有效解决了特高压换流站 OLTC 振动信号特征提取困难的问题。其流程如图 1 所示。

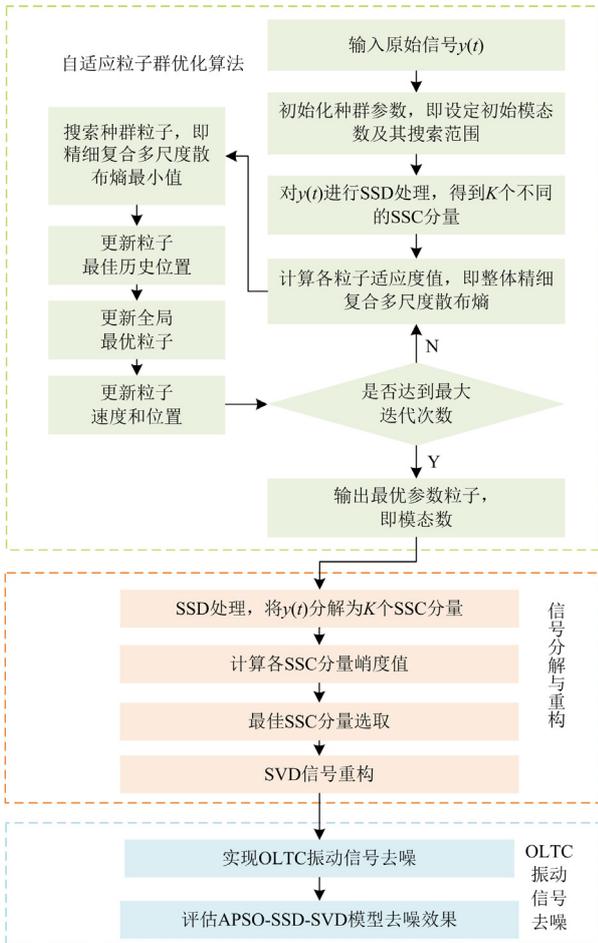


图 1 本文降噪方法流程图

Fig. 1 Flow chart of noise reduction method proposed

- 1) 输入原始信号 $y(t)$;
- 2) 以 RCMDE 作为适应度函数, 采用 APSO 算法进行 SSD 模态参数寻优, 确定最优模态数;
- 3) 基于最优模态数, 对原始信号进行 SSD, 得到 K 个奇异谱分量;
- 4) 计算每个奇异谱分量的峭度值, 利用最大峭度准则, 即通过最大化数据的峭度实现对数据的有

效降维和特征提取, 保留数据中最重要的信息, 选取最优 SSC 分量;

5) 绘制奇异值能量谱曲线, 找到有效信号和噪声的分界点, 对包括分解点在内的 X 个奇异值进行 SVD 重构;

6) 对降噪后的信号进行评估, 实现 OLTC 振动信号有效降噪。

3 仿真信号降噪分析

3.1 降噪评价指标

本文采用信噪比(S_{NR})^[26]、均方根误差(e_{RMSE})^[27]以及波形相似参数(N_{CC})^[28]作为信号降噪结果评价指标。

信噪比是信号能量和噪声能量的比值, 其值越大, 降噪效果越好, 计算公式为

$$S_{NR} = 10 \lg \frac{P_s}{P_n} \quad (18)$$

式中: P_s 为信号的功率; P_n 为噪声的功率。针对本文实际情况, 将式(18)进行改进, 得到

$$S_{NR} = 10 \lg \left(\frac{\sum_{t=1}^{\omega} y(t)^2}{\sum_{t=1}^{\omega} (y(t) - y'(t))^2} \right) \quad (19)$$

式中: $y'(t)$ 为降噪后的信号; ω 为数据点数。

均方根误差是均方误差的算术平方根, 用来衡量降噪后的信号与原始信号之间的偏差, 其值越小, 降噪效果越好, 计算公式为

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\omega} \sum_{t=1}^{\omega} (y(t) - y'(t))^2} \quad (20)$$

波形相似参数反映降噪前后信号波形的整体相似度, 其值越大, 降噪效果越好, 计算公式为

$$N_{CC} = \frac{\sum_{t=1}^{\omega} y(t)y'(t)}{\sqrt{\left(\sum_{t=1}^{\omega} y(t)^2 \right) \left(\sum_{t=1}^{\omega} y'(t)^2 \right)}} \quad (21)$$

3.2 仿真信号构建及分析

本文所有试验仿真操作系统为 Windows 11、32 GB 内存、13th Gen Intel(R) Core(TM) i7-13700 2.10 GHz 的 CPU、NVIDIA GeForce GTX 1660 SUPER 的 GPU, 使用 Python3.11 语言开发, PyCharm 软件平台。

因特高压换流站 OLTC 在实际运行过程中会产生不同噪声信号, 同时在不同工况下噪声有所不同。为了检验所提 OLTC 振动信号降噪方法的正确性,

构建了以下仿真信号。

$$\begin{cases} y_1(t) = 2\sin(2\pi f_1 t) \\ y_2(t) = \cos(2\pi f_2 t) \\ y_3(t) = \sin(2\pi f_3 t) \\ y(t) = y_1(t) + y_2(t) + y_3(t) + \zeta(t) \end{cases} \quad (22)$$

式中： $f_1 = 180 \text{ Hz}$ ， $f_2 = 120 \text{ Hz}$ ， $f_3 = 60 \text{ Hz}$ ； $\zeta(t)$ 是均值为0、标准差为0.25的高斯白噪声。

本文设置采样频率为1000 Hz，采样点数为800。图2为未加入噪声的原始仿真信号时域图和包络谱，从包络谱中可以看出，未加入噪声信号时，倍频信号清晰可见。图3为加入高斯白噪声的仿真信号，可以看出时域图发生明显畸变，同时包络谱中出现噪声干扰，除四倍频，其余倍频信号基本被噪声淹没，容易对故障诊断产生干扰。

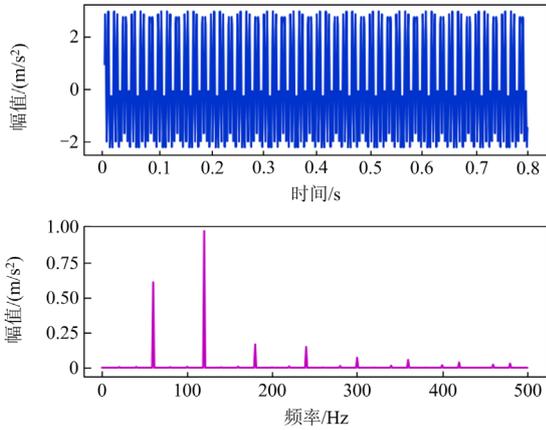


图2 未加入噪声的仿真信号时域图及包络谱

Fig. 2 Time domain diagram and envelope spectrum of the simulated signal without noise

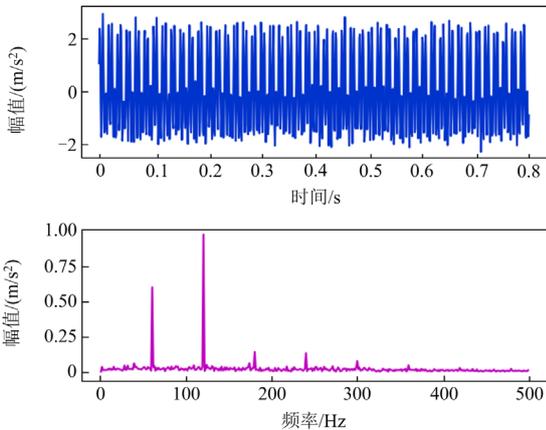


图3 加入噪声的仿真信号时域图及包络谱

Fig. 3 Time domain diagram and envelope spectrum of the simulated signal with noise added

针对上述分析结果，传统的包络谱分析并不能取得满意的结果。因此，本文采用自适应奇异值分解方法对仿真信号进行分解，首先采用APSO算法，以RCMDE最小为目标函数，确定分解最优模态数，设置参数如表1所示。从图4可以看出，经过粒子迭代寻优，最终使RCMDE在最小处趋于平衡，得到最优模态数为3，对应的最优RCMDE为0.148。同时与PSO算法进行对比，其中PSO算法陷入局部最优5次，分别是第2次、第4次、第7次、第19次和第28次，并在第28次时RCMDE达到最小值0.702；APSO算法陷入局部最优3次，分别是第2次、第5次和第26次，且在第26次时达到最小值0.695。由此可知，APSO算法在摆脱局部能力、寻优时间和迭代次数方面均优于PSO算法。因此，本文选取APSO算法对模态分解数进行寻优。

表1 APSO与PSO算法参数设置

参数	值
初始种群	60
迭代次数	30
寻优范围	[3,10]

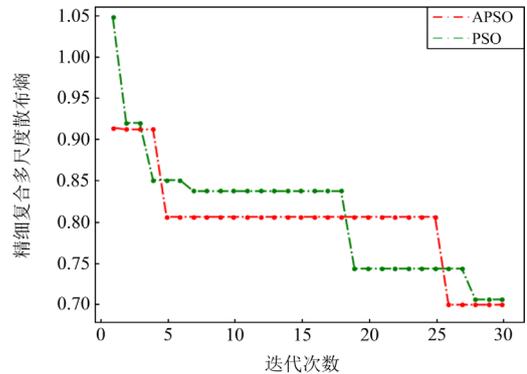


图4 寻优结果对比图

Fig. 4 Comparison diagram of optimization results

在确定模态数为3后，利用SSD对模拟信号 $y(t)$ 进行了分解，获得了3个SSC成分，如图5所示。在此基础上，利用最大峭度准则，选择最大峭度值的成分作为最优成分，表2为各个SSC分量的峭度值。可以看出，SSC2分量的峭度值达到最大值1.493，因此SSC2分量为最佳分量，对SSC2分量进行SVD处理，可得到的奇异值能量谱曲线，如图6所示。可以看出，在第6点之后的曲线趋于平稳，能量在此处发生突变，因此，将 $\chi = 6$ 用作有效值与噪声之间的分界点。选择包含分界点的前6个奇异值，对其进行SVD重构，其时域图与包络谱

如图 7 所示。与图 3 所示的含噪仿真信号和图 2 所示的不含噪仿真信号相比较, 并从时域图可以看出仿真信号经过 APSO-SSD-SVD 方法处理后, 明显改善噪声的干扰, 更加接近不含噪仿真信号, 同时包络谱也能够明显分辨出每个倍频的信号。由此证明, 本文所提方法能够有效去除噪声, 从而为特征提取及故障诊断研究提供基础。

为体现本文所提方法的有效性, 本文采用 EMD、VMD 和 EMD-SVD 对该仿真信号进行了分析。

表 3 为 EMD、VMD、EMD-SVD 和本文所提方法的信噪比、均方根误差和波形相似参数结果。

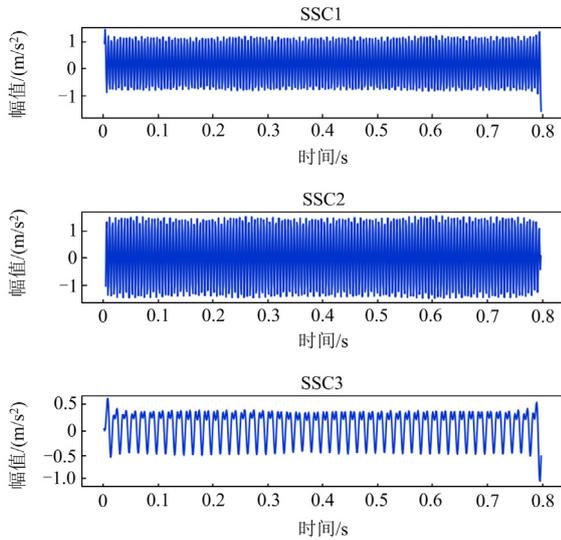


图 5 仿真信号 SSD 结果

Fig. 5 SSD decomposition results of the simulated signals

表 2 模态数为 3 时各奇异谱分量的峭度值

Table 2 Kurtosis values of each singular spectral component

分量	SSC1	SSC2	SSC3
峭度值	1.469	1.493	0.464

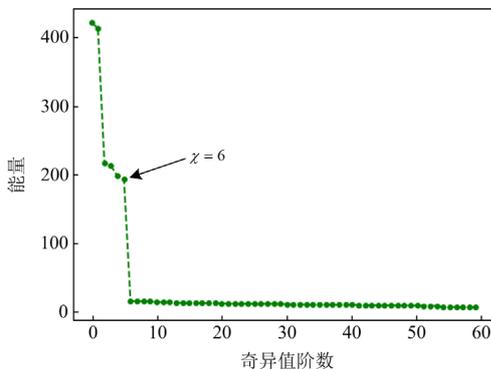


图 6 仿真信号的奇异值能量谱曲线

Fig. 6 Singular value energy spectrum curve of the simulated signal

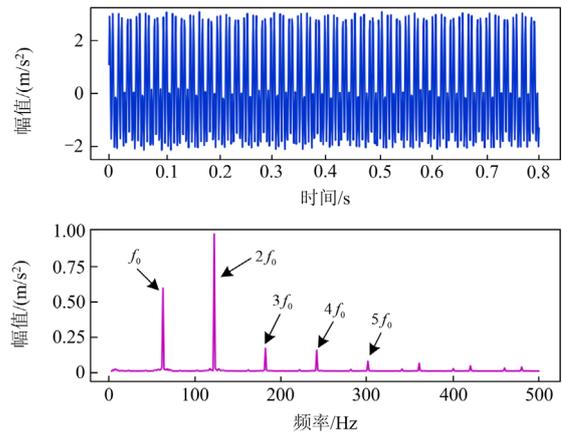


图 7 APSO-SSD-SVD 重构信号时域图及包络谱

Fig. 7 Time domain diagram and envelope spectrum of APSO-SSD-SVD reconstructed signal

表 3 不同方法的降噪结果对比

Table 3 Comparison of noise reduction results of different algorithms

方法	信噪比/dB	均方根误差	波形相似参数
EMD	10.139	0.553	0.981
VMD	10.282	0.533	0.984
EMD-SVD	12.840	0.396	0.990
本文方法	17.726	0.232	0.992

可以看出, 本文所提方法相较于其他 3 种方法信噪比明显提高, 达到了 17.726 dB; 均方根误差也显著减小, 仅有 0.232; 波形相似参数也高达 0.992。综上所述, 本文所提方法能够有效实现信号降噪。

为较好模拟特高压换流站 OLTC 实际运行中产生的噪声信号, 本文选用了松柏噪声、布朗噪声以及 3 种噪声融合进行仿真, 步骤与上述高斯白噪声仿真一致, 得到如表 4 所示的 4 种噪声信号降噪结果, 可以看出, 本文所提方法在应对不同噪声干扰时的降噪效果均比其他方法优异, 具有更高的信噪比和波形相似参数, 同时有更低的均方根误差, 说明所提方法具有更强的鲁棒性, 同时在特高压换流站 OLTC 不同运行工况下对不同环境噪声的降噪效果能满足后续特征提取要求。

4 实验分析

依托于南方电网广州超高压公司某特高压换流站, 从 24 台换流变获取大量在运换流变本体振动信号数据, 振动数据包含换流变 OLTC 动作信号, 选取部分有效信号作为本实验的数据来源。

图 8 为 OLTC 原始信号时域及包络谱, 从包络谱可以看出, 原始信号包含大量噪声信号, 对故障

分析产生了较大干扰,说明包络分析法对该 OLTC 信号是无效的。

表 4 不同噪声环境下降噪结果对比

Table 4 Comparison of noise reduction results in different noise environments

方法	噪声信号	信噪比/dB	均方根误差	波形相似参数
EMD	高斯白噪声	10.139	0.553	0.981
	松柏噪声	7.125	0.543	0.956
	布朗噪声	6.977	0.496	0.946
	融合噪声	6.517	0.810	0.947
VMD	高斯白噪声	10.282	0.533	0.984
	松柏噪声	6.993	0.531	0.938
	布朗噪声	6.728	0.557	0.917
	融合噪声	3.140	1.139	0.825
EMD-SVD	高斯白噪声	12.840	0.396	0.990
	松柏噪声	9.300	0.428	0.951
	布朗噪声	7.100	0.500	0.940
	融合噪声	7.010	0.754	0.952
本文方法	高斯白噪声	17.726	0.232	0.992
	松柏噪声	11.666	0.326	0.970
	布朗噪声	18.711	0.139	0.993
	融合噪声	10.860	0.500	0.964

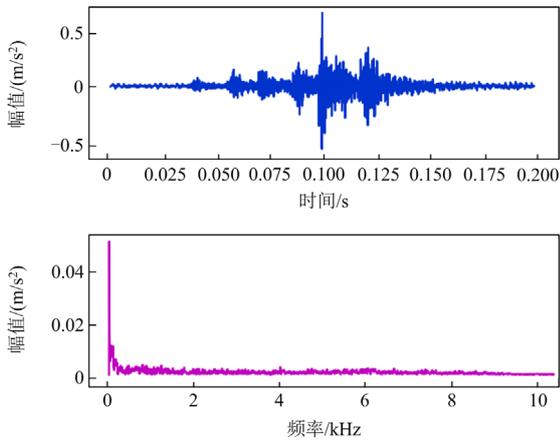


图 8 OLTC 原始信号时域图及包络谱

Fig. 8 Time domain diagram and envelope spectrum of OLTC original signal

采用本文方法对该信号进行分解,依据 RCMDE 最小的原则,采用 APSO 算法选取模态数 K ,同时与 PSO 算法对比,设置参数如表 5 所示。

表 5 APSO 与 PSO 算法参数设置

Table 5 Parameter setting of APSO and PSO algorithm

参数	值
初始种群	60
迭代次数	60
寻优范围	[3,12]

经过 60 次迭代之后,得到如图 9 所示的寻优对比结果,可以看出 PSO 算法陷入局部最优 4 次,分别是第 2 次、第 12 次、第 42 次和第 52 次,且在第 52 次时 RCMDE 达到最小值 0.597; APSO 算法陷入局部最优 3 次,分别是第 2 次、第 5 次和第 13 次,且在第 13 次时 RCMDE 达到最小值 0.496。两种算法都能在 60 次迭代中趋近最优值,但 APSO 算法具有更加优秀的摆脱局部最优的能力,且寻优速度和迭代次数方面都优于 PSO 算法。同时经过寻优可以确定最优模态数为 9。

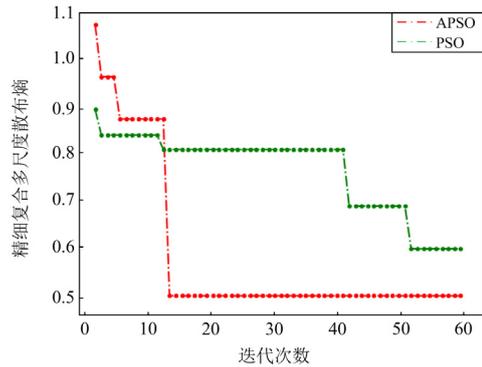


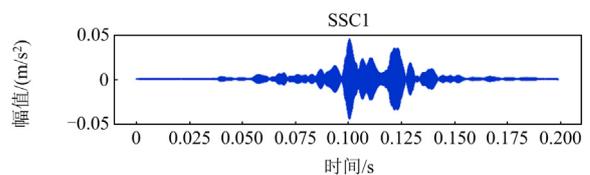
图 9 60 次迭代后的寻优结果对比图

Fig. 9 Comparison diagram of optimization results after 60 iterations

在确定模态数为 9 后,采用 SSD 方法将原始信号分解为 9 个 SSC 分量,如图 10 所示,并计算每个分量的峭度值,结果如表 6 所示。可以看出,SSC3 的峭度值最大,根据最大峭度准则,选择 SSC3 为最佳成分,对其进行 SVD 重构,可以得到如图 11 所示的原始信号奇异值能量谱曲线,从图中可以看出在标记点 $\chi = 56$ 之后,曲线发生明显突变,因此选取 $\chi = 56$ 作为有效信号和噪声的分界点,同时对包含分界点在内的前 56 个奇异值进行 SVD 重构,重构信号如图 12 所示。

从图 12 中可以看出,重构信号的时域图相较于原始信号时域图产生了细微变化,但因不含噪声的信号时域图未知,所以采用信噪比、均方根误差以及波形相似参数作为降噪效果的评价指标,并与 EMD、VMD 和 EMD-SVD 方法进行对比分析,结果如表 7 所示。

由表 7 可以看出:本文所提方法相较于其他降噪方法具有更高的信噪比,达到了 23.302 dB,同时



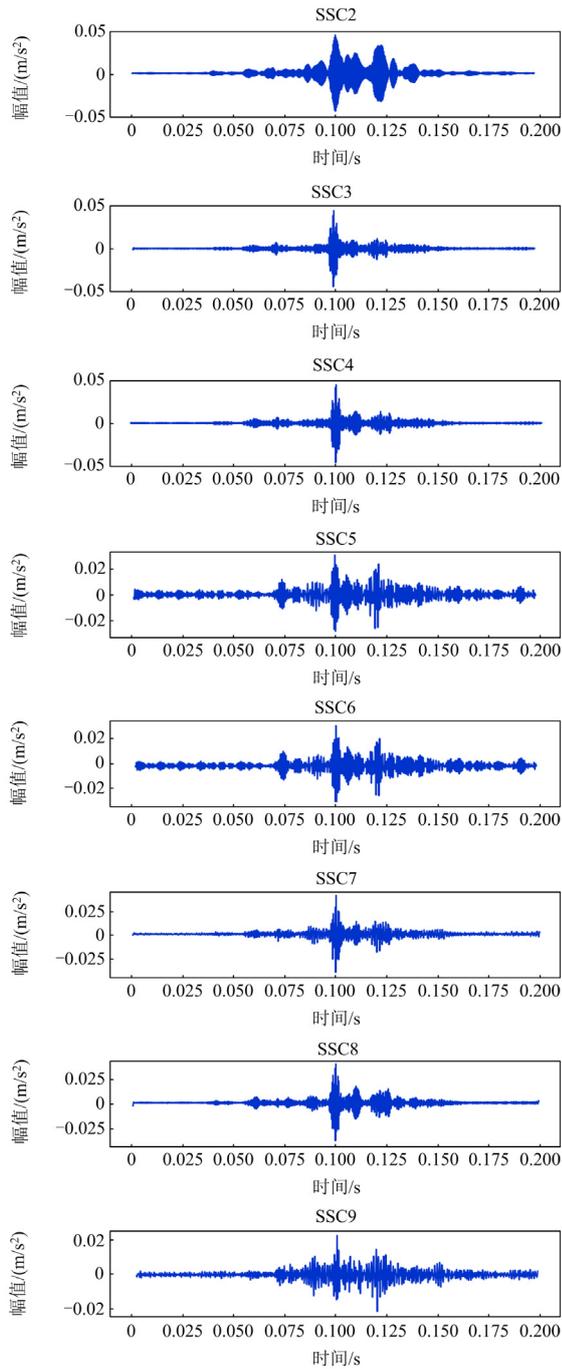


图 10 原始信号 SSD 结果

Fig. 10 SSD decomposition result of the original signal

表 6 模态数为 9 时各奇异谱分量的峭度值

Table 6 Kurtosis values of each singular spectral component when the number of modes is 9

分量	峭度值	分量	峭度值	分量	峭度值
SSC1	18.379	SSC4	39.780	SSC7	29.357
SSC2	10.244	SSC5	7.426	SSC8	27.501
SSC3	41.493	SSC6	8.691	SSC9	7.247

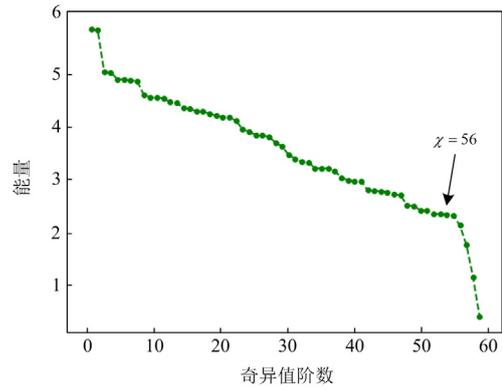


图 11 原始信号奇异值能量谱曲线

Fig. 11 Singular value energy spectrum curve of the original signal

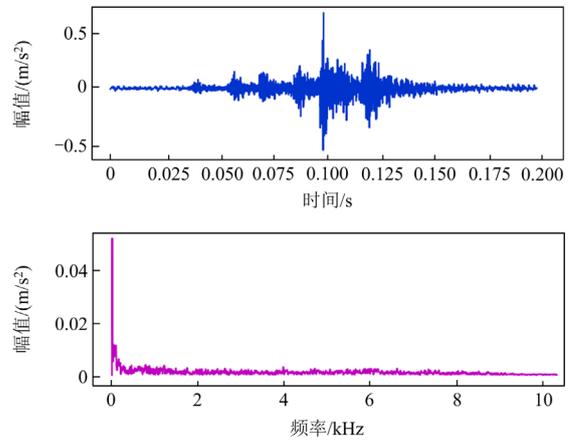


图 12 $\chi = 56$ 时 APSO-SSD-SVD 重构信号时域图及包络谱

Fig. 12 Time domain diagram and envelope spectrum of APSO-SSD-SVD reconstructed signal when $\chi = 56$

表 7 降噪结果对比

Table 7 Comparison of noise reduction results

方法	信噪比/dB	均方根误差	波形相似参数
EMD	6.138	0.027	0.918
VMD	6.532	0.026	0.926
EMD-SVD	12.123	0.016	0.979
本文方法	23.302	0.004	0.998

均方根误差更小, 仅有 0.004, 波形相似参数为 0.998, 更接近 1, 因此可以证明本文所提方法具有良好的降噪效果, 能够实现 OLTC 振动信号的有效降噪。

5 结论

本文提出了一种基于 APSO-SSD-SVD 的降噪

方法, 通过实验验证得出以下结论:

1) 采用 APSO 算法结合 RCMDE, 自适应确定了 SSD 方法的分解模态数, 有效解决了传统散布熵在信息损失方面的问题, 并增强了振动信号分解和频带选取的效果;

2) 利用 SVD 能量谱求出最优重构阶数, 能较好地消除强背景噪声, 仿真结果与实测数据均表明该算法具有实际应用价值;

3) 与传统的包络谱分析、EMD、VMD、EMD-SVD 方法进行对比分析后发现, 本文提出的 APSO-SSD-SVD 方法具有更优异的信噪比、均方根误差和波形相似参数, 同时在面对不同噪声干扰时具有更强的鲁棒性, 这表明本文方法在特高压换流站 OLTC 振动信号降噪方面具有较好效果。

参考文献

[1] 王洪彬, 周念成, 王伟, 等. 基于行波模态分解的特高压直流输电线路双端行波测距方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(1): 109-120.
WANG Hongbin, ZHOU Niancheng, WANG Wei, et al. A double-terminal fault location method for UHVDC transmission lines based on traveling wave mode decomposition[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(1): 109-120.

[2] 何良, 丁登伟, 李献伟, 等. 特高压换流变真空有载分接开关振动及电机电流信号自适应分离方法[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(8): 73-79.
HE Liang, DING Dengwei, LI Xianwei, et al. Adaptive separation method of vibration and motor current signal of vacuum on-load tap-changer for converter transformer[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(8): 73-79.

[3] 李东东, 赵阳, 赵耀, 等. 基于深度特征融合网络的风电机组行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 1-10.
LI Dongdong, ZHAO Yang, ZHAO Yao, et al. A fault diagnosis method for a wind turbine planetary gearbox based on a deep feature fusion network[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 1-10.

[4] 王蕾, 袁洪跃, 王季琴, 等. 变压器有载分接开关技术和故障诊断发展现状及展望[J]. 高压电器, 2022, 58(3): 171-180.
WANG Lei, YUAN Hongyue, WANG Jiqin, et al. Development status and prospect of transformer on-load tap-changer technology and fault diagnosis[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(3): 171-180.

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

[6] 谢丽娟, 路锋, 王旭, 等. 一种用于信号去噪的小波阈

值去噪算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(4): 32-36.
XIE Lijuan, LU Feng, WANG Xu, et al. A wavelet threshold denoising algorithm for Signal denoising[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 39(4): 32-36.

[7] 刘向锋, 黄庚华, 张志杰, 等. 高分七号激光测高中全波形回波数据的 EMD 降噪[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(11): 95-104.
LIU Xiangfeng, HUANG Genghua, ZHANG Zhijie, et al. Noise reduction based on empirical mode decomposition for full waveforms data of GaoFen-7 laser altimetry[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(11): 95-104.

[8] 胡爱军, 孙敬敬, 向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(4): 429-434.
HU Aijun, SUN Jingjing, XIANG Ling. Mode aliasing problem in empirical mode decomposition[J]. Vibration, Measurement and Diagnosis, 2011, 31(4): 429-434.

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

[10] 陆育才, 王同磊, 蔚超, 等. 换流变有载分接开关振动信号检测技术研究[J]. 高压电器, 2020, 56(12): 184-190.
LU Yuncai, WANG Tonglei, WEI Chao, et al. Research on vibration signal detection technology of converter transformer's on-load tap-changer[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(12): 184-190.

[11] 徐艳, 陈冰冰, 马宏忠, 等. 基于 EMD-PSD 的 OLTC 振动信号特征提取方法[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(5): 3-10.
XU Yan, CHEN Bingbing, MA Hongzhong, et al. Vibration signal feature extraction method of the onload tap changer based on EMDPSD[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5): 3-10.

[12] 高树国, 岳国良, 周聪, 等. 应用改进 Hilbert-Huang 变换下的 Volterra 模型诊断 OLTC 机械故障[J]. 高压电器, 2020, 56(7): 173-180.
GAO Shuguo, YUE Guoliang, ZHOU Cong, et al. Applying Hilbert-Huang transform of the Volterra model to diagnosing mechanical fault for on-load tap changer[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(7): 173-180.

[13] 张雪健, 鲍克勤, 韩祥, 等. 基于优化 VMD 的有载分接开关振动信号降噪研究[J]. 水电能源科学, 2020, 38(5): 189-192, 177.
ZHANG Xuejian, BAO Keqin, HAN Xiang, et al. Research on vibration signal noise reduction of on-load tap-changer based on optimized VMD[J]. Hydropower Energy Science, 2020, 38(5): 189-192, 177.

[14] 赵寿生, 汪卫国, 王丰华, 等. 基于统计特征与 EMD 算法的有载分接开关振动信号去噪[J]. 电工电能新技术, 2020, 39(1): 51-58.
ZHAO Shousheng, WANG Weigu, WANG Fenghua, et al.

- Denoising method of vibration signal of on-load tap changer based on statistical feature and EMD algorithm[J]. *Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy*, 2020, 39(1): 51-58.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] ZARANDI F D, BEHJAT V, GAUVIN M, et al. Power transformers OLTC condition monitoring based on feature extraction from vibro-acoustic signals: main peaks and euclidean distance[J]. *Sensors*, 2023, 23(16): 7020-7036.
- [18] 王果, 雷武, 闵永智, 等. 改进 EEMD 算法在高压并联电抗器声信号去噪中的应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(24): 164-174.
WANG Guo, LEI Wu, MIN Yongzhi, et al. Application of an improved EEMD algorithm in high voltage shunt reactor sound signal denoising[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(24): 164-174.
- [19] 马勇, 王同磊, 吴鹏, 等. 换流变压器真空有载分接开关动力学模拟及工作一致性研究[J]. *高压电器*, 2022, 58(7): 199-206.
MA Yong, WANG Tonglei, WU Peng, et al. Study on the dynamic simulation and working consistency of vacuum on-load tap changer in converter transformers[J]. *High Voltage Apparatus*, 2022, 58(7): 199-206.
- [20] WANG S, LIAN G, CHENG C, et al. A novel method of rolling bearings fault diagnosis based on singular spectrum decomposition and optimized stochastic configuration network[J]. *Neurocomputing*, 2024, 574: 127278-127290.
- [21] 唐贵基, 李楠楠, 王晓龙. 综合改进奇异谱分解和奇异值分解的齿轮故障特征提取方法[J]. *中国机械工程*, 2020, 31(24): 2988-2996.
TANG Guiji, LI Nannan, WANG Xiaolong. Fault feature extraction method for gears based on ISSD and SVD[J]. *China Mechanical Engineering*, 2019, 31(24): 2988-2996.
- [22] 许佳, 胡建村, 秦慈伟, 等. 基于参数优化 VMD 和散布熵的高压油泵故障诊断[J]. *内燃机学报*, 2023, 41(2): 166-174.
XU Jia, HU Jiancun, QIN Ciwei, et al. Fault diagnosis of high-pressure fuel pump based on parameter optimization VMD and dispersion entropy[J]. *Transactions of CSICE*, 2023, 41(2): 166-174.
- [23] CHRISTIE D C. Efficient estimation of directional wave buoy spectra using a reformulated maximum Shannon entropy method: analysis and comparisons for coastal wave datasets[J]. *Applied Ocean Research*, 2024, 142: 103830-103850.
- [24] ZHANG Xihai, CHEN Xianghui, ZHENG Guochen, et al. Improved prediction of chlorophyll-a concentrations in reservoirs by GRU neural network based on particle swarm algorithm optimized variational modal decomposition[J]. *Environmental Research*, 2023, 221: 115259-115269.
- [25] XU Wenhua, TAN Lihui, LIN Rongrong. Weighted singular value decomposition basis of Szegő kernel and its applications to signal reconstruction and denoising[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2023, 426: 115027-115039.
- [26] 胡光锐, 韦晓东. 基于倒谱特征的带噪语音端点检测[J]. *电子学报*, 2000, 28(10): 95-97.
HU Guangrui, WEI Xiaodong. Endpoint detection of noisy speech based on cepstrum[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 28(10): 95-97.
- [27] 吴雪梅, 刘志强, 张天龙, 等. 双模型结合进一步降低预测均方根误差和均方根相对误差的方法[J]. *分析化学*, 2015, 43(5): 754-758.
WU Xuemei, LIU Zhiqiang, ZHANG Tianlong, et al. A method for further reducing prediction RMS error and RMS relative error by combining dual models[J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2015, 43(5): 754-758.
- [28] ANDEE Y, PROUVÉE J, GRAUX F, et al. Determination of noise figure of differential circuits using correlation of output noise waves[J]. *Electronics Letters*, 2014, 50(9): 665-667.

收稿日期: 2024-03-11; 修回日期: 2024-05-25

作者简介:

骆 钊(1986—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为区块链、电力市场与电力监管、能源互联网与电力规划、人工智能在电力系统中的应用等; E-mail: waiting.1986@live.com

张 涛(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为人工智能在电力系统中的应用; E-mail: zt0414x@163.com

阮彦俊(1993—), 男, 硕士研究生, 工程师, 研究方向为超高压直流输电中输变电设备状态监测与故障诊断。E-mail: ruanyanjun@im.ehv.csg

(编辑 姜新丽)