

DOI:10.12158/j.2096-3203.2024.06.016

基于 SVD-IACMD 的 GIS 振动信号去噪算法

涂嘉毅¹, 关向雨¹, 赵俊义¹, 林建港², 赖泽楷¹

(1. 福州大学电气工程与自动化学院, 福建 福州 350116;

2. 中铝山东有限公司, 山东 淄博 255052)

摘要: 振动测量对发现气体绝缘开关设备(gas insulated switchgear, GIS)潜在性缺陷具有重要意义,但 GIS 本体振动信号易受基础振动、测量噪声以及环境噪声的影响,使得现场 GIS 振动带电检测和机械缺陷诊断的效果较差。针对此问题,提出一种基于奇异值分解(singular value decomposition, SVD)-改进自适应啁啾模态分解(improve adaptive chirp mode decomposition, IACMD)的现场振动信号降噪算法。该方法首先利用 SVD 对原始振动信号进行预处理,滤除低频基础振动和测量噪声,其次利用鱼鹰优化算法(osprey optimization algorithm, OOA)对处理后的信号进行自适应模态分解,得到分解后的固有模态(intrinsic mode functions, IMF)分量,再利用互相关系数筛选有效分量重构振动信号。模拟信号与现场信号测试结果表明:与 OOA-自适应啁啾模态分解(adaptive chirp mode decomposition, ACMD)和 SVD-变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)相比,所提出的 SVD-IACMD 算法可以去除基础振动、测量噪声和环境噪声,保留 GIS 本体振动的基频和谐波分量,为 GIS 现场抗干扰振动检测和机械缺陷诊断提供技术支持。

关键词: 气体绝缘开关设备(GIS); 信号降噪; 奇异值分解(SVD); 改进自适应啁啾模态分解(IACMD); 鱼鹰优化算法(OOA); 机械振动

中图分类号: TM81

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2024)06-0163-10

0 引言

气体绝缘开关设备(gas insulated switchgear, GIS)采用高压气体,如六氟化硫(SF₆),作为绝缘介质,将电压/电流互感器、断路器、隔离开关等一次设备密封在金属壳体内,以实现高压电力系统的控制和保护。由于绝缘气体具有较高的绝缘性能, GIS 在相同电压等级下可以实现更小的设备尺寸。GIS 因其高输电能力、小型化设计、低损耗、抗干扰能力强等特点,在变电站、长距离电力传输、密集城市区域和环境要求严苛的地区具有广泛的应用前景^[1-3]。

GIS 的振动测量对于监测和维护其运行状态至关重要。振动测量能够反映 GIS 内部元件的机械状态。电流流经 GIS 时,产生的电磁力会激发内部结构件产生机械振动,如母线导杆振动等。此外, GIS 内部的绝缘子、连接器或固定件等部件的松动、损坏或磨损也可能导致振动,例如母线底座松动、母线导电杆松动、绝缘子损坏、金属焊点松动、壳体对接不平衡或零部件疲劳松动等情况^[4-8]。上述机械振动通过 GIS 内部的固体连接件和绝缘气体传递至金属外壳,从而在外壳上产生可测量的振动信号。

收稿日期:2024-06-03;修回日期:2024-08-26

基金项目:福建省自然科学基金资助项目“GIS 触头多尺度失效特征与接触故障智能诊断方法研究”(2020J01509)

通过精确监测这些振动信号可以有效识别潜在的机械故障,并根据机械故障采取预防性维护措施,以确保设备的稳定运行和安全性能,进而提高整个系统的可靠性与可维护性。然而,在实际测量过程中, GIS 的振动信号常常受到基础振动、测量噪声和环境噪声等多重因素的干扰。这些干扰因素可能显著降低现场 GIS 振动带电检测的准确性和机械故障诊断的有效性。

因此,对 GIS 振动信号进行降噪处理,是实现精确振动测量的关键环节,对于提高 GIS 监测的准确性和可靠性具有决定性意义。

当前,多种信号处理技术被广泛运用于解决各种问题,包括快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)、小波变换、局部均值分解(local mean decomposition, LMD)^[9]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[10]和变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)^[11],但是这些方法都存在着一定局限性。FFT 可以提供信号的频率信息,但是不保留信号的时间信息。小波变换通过将信号分解到多个不同频率的子带中,实现对信号的多尺度分析,使得小波变换特别适合处理非稳态信号。但该方法的性能受限于所选小波基的适用性,通常需要人为的判断和选择。LMD 能够自适应地分解信号,无须预先设定基函数,在处理复杂信号时具有灵活性,但当多分量信号包含 2 个频率

相近的信号分量时,LMD 算法将产生混模,严重影响信号特征提取和后续时频分析^[12]。EMD 通过自适应识别信号内部的时间尺度特征以实现信号的分解,从而避免传统分解方法中必须预先定义基函数的局限性。然而,EMD 在应用过程中可能会遇到模态混叠问题,不同频率成分的信号在分解过程中相互干扰,导致分解结果准确性降低。此外,EMD 在处理信号时还可能受到边界效应的影响,在信号的开始和结束部分,由于分解算法的限制,导致分解结果失真^[13-15]。VMD 通过构建和求解一个变分问题对信号进行优化分解,从而有效解决模态混叠问题,并减轻边界效应对信号分解的影响。但是,VMD 的性能会受到模态数量和惩罚因子等参数设置的影响,并在强噪声环境下尤其明显,可能会降低其对于振动信号分离的有效性^[16-18]。自适应啁啾模态分解(adaptive chirp mode decomposition, ACMD)是一种新兴的信号分析技术,具备自动分离信号中各个模态成分的能力^[19-20]。该方法允许信号的各个分量在频率范围以及持续时间上实现独立控制,有效克服 VMD 在处理存在频带重叠的多分量信号上的局限性。虽然 ACMD 具有自适应性,但其性能在一定程度上依赖于权重因子、瞬时频率的选择,参数的不当选择可能会影响信号分解效果^[21-23]。

基于此,文中提出基于奇异值分解(singular value decomposition, SVD)和鱼鹰优化算法(osprey optimization algorithm, OOA)的改进自适应啁啾模态分解(improve adaptive chirp mode decomposition, IACMD)的联合降噪算法。该算法首先对振动信号进行 SVD,滤除低频基础振动干扰,再通过 OOA-IACMD 算法,获取固有模态(intrinsic mode functions, IMF)分量,利用互相关系数筛选有效分量重构信号,得到有效的振动信号基频分量和谐波分量。通过模拟信号与现场信号测试结果表明,该算法相较于 OOA-ACMD 和 SVD-VMD 算法可以有效去除基础振动、测量噪声和环境噪声,保留 GIS 本体的基频和谐波分量,为 GIS 现场抗干扰振动检测和机械缺陷诊断提供技术支持。

1 GIS 振动数据

1.1 GIS 振动信号获取

为获取 GIS 实验室条件下的机械振动特性,搭建了 GIS 振动试验平台,并针对 GIS 电流范围从 500~6 000 A 开展 GIS 的电流致振试验。该试验平台主要由电源、加速度传感器、原型 GIS 腔体、穿心

变压器、调压器组成,如图 1(a)所示。在试验过程中获取 GIS 正常接触时与异常接触时的振动信号,其中接触缺陷设置为触头存在分解物,如图 1(b)所示。试验平台振动采集系统参数如表 1 所示。由于现场 GIS 的运行环境和安装条件限制,文中利用激光多普勒测振仪检测复杂噪声干扰下的现场 GIS 的振动信号。

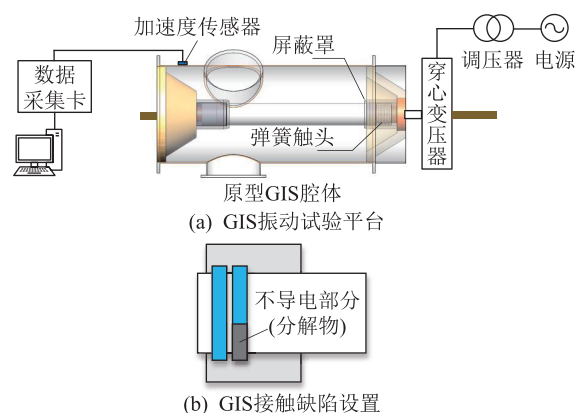


图 1 GIS 振动试验平台与接触缺陷设置

Fig.1 GIS vibration experimental platform and contact defect setting

表 1 振动采集系统参数

Table 1 Parameters of the vibration acquisition system

器件名称	参数	数值
加速度传感器	量程/g	50
	灵敏度/(mV·g ⁻¹)	100
	频响范围/Hz	0.5~10 ⁴
	共振频率/kHz	25
数据采集卡	通道数	8
	输出电流/mA	4
	驱动电压/V	24
	电压量程/V	±10
	采样率/(10 ³ Sa·s ⁻¹)	1~128
	分辨率/bit	24

1.2 GIS 本体和现场振动信号对比分析

使用 FFT 分别分析实验室和现场 GIS 振动信号的频谱,如图 2 所示。图 2(a)为试验测得 GIS 正常接触时的本体振动信号的时域波形和频域波形,图 2(b)为试验测得 GIS 接触缺陷时本体振动信号的时域波形和频域波形,图 2(c)为现场测得 GIS 本体振动信号的时域波形和频域波形。

由图 2(a)、(b)可知,实验室条件下的 GIS 本体振动信号振动频率主要在 0~1 000 Hz 之间,以 100 Hz 分量为主,包含少量 50 Hz 分量和工频整数倍谐波,谐波幅值远小于基频幅值。由图 2(c)可知,现场 GIS 振动信号的频谱分量更复杂,其中低于 50 Hz 的振动信号分量为外部环境噪声干扰,尤其

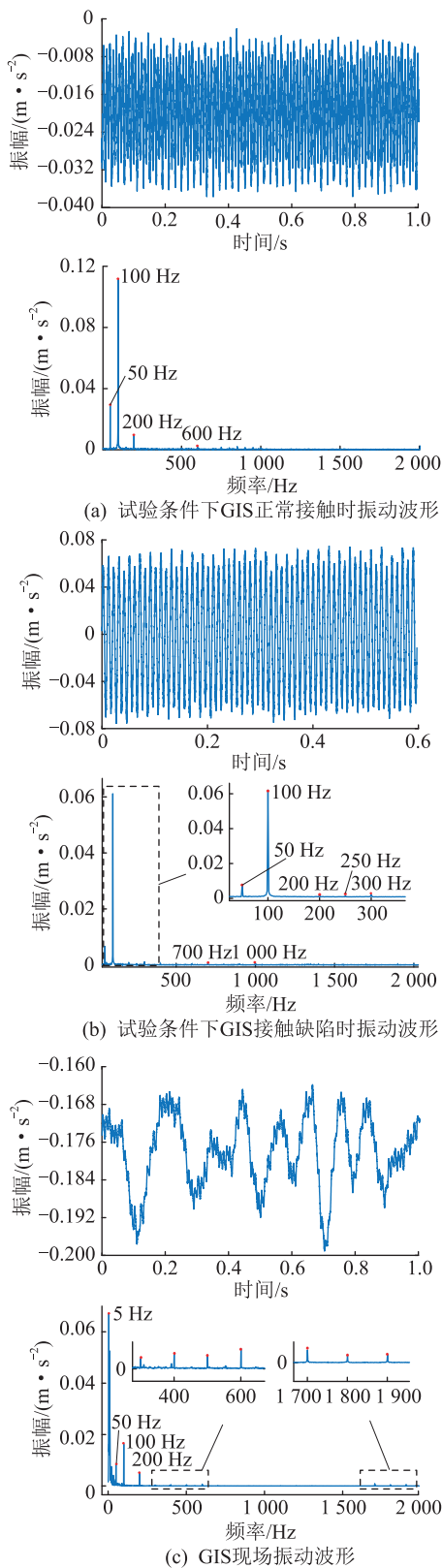


图2 GIS 振动信号时域波形和频域波形

Fig.2 Time domain and spectrum distribution waveforms of GIS vibration signal

是 5 Hz 的低频基础振动对振动信号影响最严重,而且现场振动信号还受到高频环境噪声干扰,存在少量 1 700、1 800、1 900 Hz 环境噪声,这些干扰信号

严重影响后续通过振动信号进行的故障识别,所以应通过降噪处理增强 GIS 振动信号特征。

2 基于 SVD-IACMD 的降噪算法

2.1 SVD-IACMD 算法

基于现场 GIS 振动信号的特性,文中 SVD-IACMD 的降噪算法框图如图 3 所示。

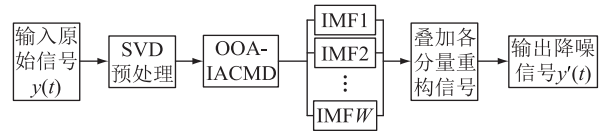


图3 降噪算法框图

Fig.3 Noise reduction algorithm block diagram

该方法首先利用 SVD 对原始信号进行预处理,直接滤除低频噪声,然后通过 OOA-IACMD 算法,对处理后的信号自适应分解,得到分解后的 IMF 分量,再利用互相关系数筛选有效分量重构振动信号。

2.2 SVD 算法

文中采用 SVD 对原始振动信号进行预处理,SVD 算法首先通过奇异值累加法确定振动信号有效分量,再通过 FFT 判断频率有效分量,保留合适的信号分量,但还有噪声信号残留。SVD 算法是线性代数中的一种分解方法。其步骤如下:

(1) 先将时间序列数据构建为 1 个 Hankel 矩阵。假设一维振动序列为 $\{x(1), x(2), \dots, x(N)\}$, 其中 N 为序列长度,构建 Hankel 矩阵如下:

$$H_{\omega \times \alpha} = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \dots & x(\alpha) \\ x(2) & x(3) & \dots & x(\alpha + 1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(\omega) & x(\omega + 1) & \dots & x(N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: α 为矩阵列数; ω 为矩阵行数。 $1 < \alpha < N$, $N = \omega + \alpha - 1$ 。若序列长度为偶数,则 $\alpha = \frac{N}{2}$;若序列长度为奇数,则 $\alpha = \frac{N + 1}{2}$ 。

(2) 将构造后的 Hankel 矩阵分解成 U 、 Σ 和 V 矩阵,其表达式为:

$$H = U \times \Sigma^T \times V^T \quad (2)$$

式中: U 为 $\alpha \times \alpha$ 的正交矩阵,其列向量为左奇异向量; Σ 为 $\omega \times \alpha$ 的对角矩阵,对角线上的元素是奇异值,其为正值并且按从大到小的顺序排列; V 为 $\omega \times \omega$ 的对角矩阵,其列向量为右奇异向量。

(3) 奇异值累加法确定有效奇异值。

在振动时序信号的 SVD 中,如果分解后得到 p 个奇异值 $\sigma_n (n=1,2,\dots,p)$,且前 q 个成对出现,将可能导致相邻奇异值差异波动。为降低波动影响,可以采用计算前 n 个奇异值的平均值 $\bar{\sigma}_n$ 的方法,即:

$$\bar{\sigma}_n = \frac{\sigma_1 - \sigma_n}{p - 1} \quad (3)$$

为确定降噪处理的奇异值个数,采用奇异值平均下降速度作为降噪阶次的指标 η_p ,如式(4)所示。

$$\eta_p = \frac{\bar{\sigma}_1 - \bar{\sigma}_p}{p - 1} \quad (4)$$

先对前 n 个奇异值求和得到 d_n ,再对前 n 个平均值降噪阶次指标进行求和得到 d_0 ,如式(5)所示。

$$\begin{cases} d_n = \sigma_1 - \sigma_n = \bar{\sigma}_n(p - 1) \\ d_0 = \eta_p(n - 1) = \frac{\bar{\sigma}_1 - \bar{\sigma}_p}{p - 1}(n - 1) \end{cases} \quad (5)$$

d_n 和 d_0 之间的差值 s 为奇异值累加量差值,超过 s 的奇异值可以被认为是噪声,因此选取 s 的最大值为奇异值分界点。

(4) FFT 判断频率筛选奇异值。

文中提出的 Hankel 矩阵 SVD 方法可识别信号中的单一频率分量,并产生最多 2 个相邻非零奇异值。通过奇异值累加法初步筛选后,逐一保留奇异值并进行反演重构,得到与奇异值对应的分量信号。通过 FFT 分析重构后的分量信号频率,若分量信号频率为工频整数倍且误差 ± 5 Hz 内,则认为奇异值有效;否则,视为噪声并排除。

(5) 重构信号。

经 FFT 筛选并降维后的 Σ 矩阵为 Σ' 矩阵,通过 Σ' 矩阵与 U 、 V 矩阵进行重构。

$$H' = U \times (\Sigma')^T \times V^T \quad (6)$$

重构后的信号已经剔除与工频的整数倍不一致的噪声信号,但是对于频率与工频的整数倍重合的噪声信号无法剔除。

2.3 ACMD 算法

一个由 m 个 IMF 分量组成的非平稳信号 $F(t)$ 可以表示为:

$$F(t) = \sum_{z=1}^m F_z(t) = \sum_{z=1}^m I_z(t) \cos \left(2\pi \int_0^t f_z(\tau) d\tau + \theta_z \right) \quad (7)$$

式中: $F_z(t)$ 为 t 时刻第 z 个非平稳信号; $f_z(t)$ 为 t 时刻第 z 个分量的瞬时频率; θ_z 为第 z 个分量的初始相位; $I_z(t)$ 为 t 时刻第 z 个分量的瞬时振幅; t 为离

散时间,取 t_0, t_1, \dots, t_{N-1} 。

通过频率混合解调方法,将非平稳信号转换为宽带信号:

$$F(t) = \sum_{z=1}^m \left(A_z(t) \cos \left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_z(\tau) d\tau \right) + B_z(t) \sin \left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_z(\tau) d\tau \right) \right) \quad (8)$$

$$\begin{cases} A_z(t) = I_z(t) \cos \left(2\pi \int_0^t (f_z(\tau) - \tilde{f}_z(\tau)) d\tau + \theta_z \right) \\ B_z(t) = -I_z(t) \sin \left(2\pi \int_0^t (f_z(\tau) - \tilde{f}_z(\tau)) d\tau + \theta_z \right) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\tilde{f}_z(t)$ 为 2 个正交解调算子 $\sin \left(2\pi \times \int_0^t \tilde{f}_z(\tau) d\tau \right)$ 和 $\cos \left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_z(\tau) d\tau \right)$ 的频率函数; $A_z(t)$ 、 $B_z(t)$ 为解调后的 2 个啁啾信号,即纯调幅信号,代表原始信号在解调算子作用下得到的频域特性。

当 $f_z(t) = \tilde{f}_z(t)$ 时, $A_z(t)$ 和 $B_z(t)$ 将转化为 2 个具有最窄带宽的纯振幅调制信号,其瞬时振幅为:

$$I_z(t) = \sqrt{A_z^2(t) + B_z^2(t)} \quad (10)$$

将解调信号的带宽最小化以实现信号的分解,其约束条件为:

$$\min \{ \| A_z''(t) \|_2^2 + \| B_z''(t) \|_2^2 + \gamma \| F(t) - F_z(t) \|_2^2 \} \quad (11)$$

$$F_z(t) = \sum_{z=1}^m A_z(t) \cos \left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_z(\tau) d\tau \right) + \sum_{z=1}^m B_z(t) \sin \left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_z(\tau) d\tau \right) \quad (12)$$

式中: $A_z''(t)$ 、 $B_z''(t)$ 为解调信号的二阶导数,表征分解后单一模态曲线的平滑度; $\| \cdot \|_2^2$ 为 L_2 范数平方,用于衡量信号的能量; $\| F(t) - F_z(t) \|_2^2$ 为从原始信号中移除后剩余的子信号分量 L_2 的范数平方; γ 为权重因子,用于平衡分解过程中的不同因素的影响。

经过 g 次迭代后,第 z 个分量信号的瞬时频率更新为:

$$f_{g,z}(t) = f_{g-1,z}(t) + \left(\frac{1}{\beta} \Omega^T \Omega + E \right)^{-1} \Delta \tilde{f}_{g-1,z}(t) \quad (13)$$

式中: $f_{g,z}(t) = [\tilde{f}_{g,z}(t_0) \quad \tilde{f}_{g,z}(t_1) \quad \dots \quad \tilde{f}_{g,z}(t_{N-1})]^T$;

β 为惩罚因子; Ω 为二阶差分矩阵; E 为单位矩阵; $\Delta \tilde{f}_{g-1,z}(t)$ 为频率变化矩阵。

W 次分解后, 信号 $F(t)$ 被分解为:

$$F(t) = \sum_{w'=1}^W \tilde{F}_{w'}(t) + R(t) \quad (14)$$

式中: $R(t)$ 为信号分解后的剩余分量; $\tilde{F}_{w'}(t)$ 为信号分解后得到的第 w' 个分量。

迭代过程持续进行, 直至原始信号 $F(t)$ 与剩余分量能量 $R(t)$ 的比率降至预设的阈值, 此时算法结束, 得到分解后的 IMF 分量。

2.4 OOA

OOA 是一种用于解决参数优化问题的新型算法。OOA 通过模拟鱼鹰猎食行为进行寻优。算法步骤如下:

(1) 初始化。

设矩阵 X 为初始鱼鹰种群, 每个鱼鹰的位置作为参数寻优问题的候选解:

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,M} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,M} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,M} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中: X_i 为第 i 只鱼鹰位置, $i=1,2,\dots,N$; $x_{i,j}$ 为第 i 只鱼鹰的第 j 维候选解, $j=1,2,\dots,M$ 。

在寻优空间里随机初始化种群:

$$x_{i,j} = l_j + r(u_j - l_j) \quad (16)$$

式中: u_j 为鱼鹰第 j 维寻优值上边界; l_j 为鱼鹰第 j 维寻优值下边界; r 为 $[0,1]$ 中的随机数。

(2) 定位和搜索。

每只鱼鹰在探索空间中寻找具有更优目标函数值的鱼, 并将这些鱼视为选中鱼群。每个鱼鹰的鱼组如式(17)所示。

$$F_i^p = \{X_e | e \in \{1,2,\dots,N\} \wedge F_e < F_i\} \cup \{X_{\text{best}}\} \quad (17)$$

式中: F_i^p 为第 i 只鱼鹰的位置集合; X_{best} 为最佳鱼鹰的位置; F_e 、 F_i 分别为第 e 、 i 只鱼鹰对应的目标函数值。

在 OOA 中根据式(18)计算鱼鹰攻击后可能到达的新位置。这个新位置代表算法在解空间中的新解。

$$\begin{cases} x_{i,j}^{p1} = x_{i,j} + r(S_{i,j} - I_{i,j}x_{i,j}) \\ x_{i,j}^{p1} = \begin{cases} x_{i,j}^{p1} & l_j \leq x_{i,j}^{p1} \leq u_j \\ l_j & x_{i,j}^{p1} < l_j \\ u_j & x_{i,j}^{p1} > u_j \end{cases} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $x_{i,j}^{p1}$ 为第一阶段第 i 只鱼鹰的第 j 维候选解; $S_{i,j}$ 为第 i 只鱼鹰选中鱼群的第 j 维候选解; $I_{i,j}$ 为 $[1,2]$ 中的随机数。

若新位置优于鱼鹰当前位置, 代表更优解, 算法会根据式(18)更新鱼鹰的位置。

$$X_i = \begin{cases} x_i^{p1} & F_i^{p1} < F_i \\ X_i & F_i^{p1} \geq F_i \end{cases} \quad (19)$$

式中: x_i^{p1} 为第一阶段第 i 只鱼鹰候选解; F_i^{p1} 为第一阶段第 i 只鱼鹰的位置集合。

这个过程有助于算法在全局搜索中找到更好的解, 同时避免陷入局部最优解。

(3) 参数微调。

OOA 模仿鱼鹰捕食行为, 在搜索空间微调, 增强局部搜索, 发现更佳解。对每只鱼鹰, 根据式(20)计算新安全进食点位置。

$$\begin{cases} x_{i,j}^{p2} = x_{i,j} + \frac{l_j + r(u_j - l_j)}{a} \\ x_{i,j}^{p2} = \begin{cases} x_{i,j}^{p2} & l_j \leq x_{i,j}^{p2} \leq u_j \\ l_j & x_{i,j}^{p2} < l_j \\ u_j & x_{i,j}^{p2} > u_j \end{cases} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $x_{i,j}^{p2}$ 为第二阶段第 i 只鱼鹰的第 j 维候选解; $a=1,2,\dots,T$, T 为最大迭代次数。

算法会评估这个新位置对应目标函数值。如果这个新位置的目标函数值有所改善, 算法会根据式(21)更新该鱼鹰的当前位置, 用更优的位置来替换之前的位置。

$$X_i = \begin{cases} x_i^{p2} & F_i^{p2} < F_i \\ X_i & F_i^{p2} \geq F_i \end{cases} \quad (21)$$

式中: x_i^{p2} 为第二阶段第 i 只鱼鹰候选解; F_i^{p2} 为第二阶段第 i 只鱼鹰的位置集合。

通过这种方式, OOA 不仅能够在整个搜索空间中进行有效的探索, 还能够在局部区域内进行精细的调整, 以期找到更优质的解。

2.5 IACMD 算法

IACMD 算法较 ACMD 算法具有自适应性, 但其性能在一定程度上依赖于权重因子 γ 和瞬时频率的选取。为了提高算法的效率和准确性, 文中采用 FFT 技术将时序信号转换到频域, 并以频域中最大幅值的频率值作为瞬时频率 f_0 的估计。再利用 OOA 对 IACMD 算法中的参数权重因子 γ 进行自适应寻优, 并将最小排列熵作为适应度函数, 以指导 OOA 寻找最优解。OOA 参数中设定种群数量为 30, 迭代次数为 30, 权重因子 γ 的范围为 $[0.0001, 1]$, 维度为 1。整个优化流程如图 4 所示。

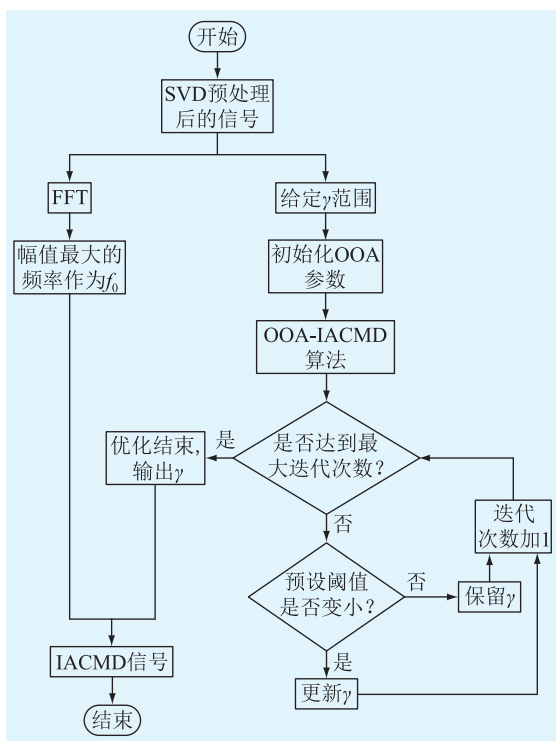


图4 IACMD 算法流程

Fig.4 IACMD algorithm flow chart

3 GIS 振动信号降噪效果对比

3.1 模拟信号降噪对比

为了评估 SVD-IACMD 算法在 GIS 振动信号降噪方面的性能,文中构建以 100 Hz 为基频,50、200、600 Hz 为谐波的 GIS 的模拟原始振动信号 $s(t)$, 如式(22)所示。

$$s(t) = \sin(2\pi \times 100t) + \frac{1}{5} \sin(2\pi \times 50t) + \frac{1}{10} \sin(2\pi \times 200t) + \frac{1}{20} \sin(2\pi \times 600t) \quad (22)$$

文中以 5 Hz 的低频分量 $s_L(t)$ 模拟基础振动, 标准差为 0.5 的高斯白噪声 $n(t)$ 模拟测量误差, 1 700、1 800、1 900 Hz 的高频分量 $s_H(t)$ 模拟环境噪声, $s_L(t)$ 、 $n(t)$ 、 $s_H(t)$ 一起构成模拟的噪声信号, 如式(23)所示。

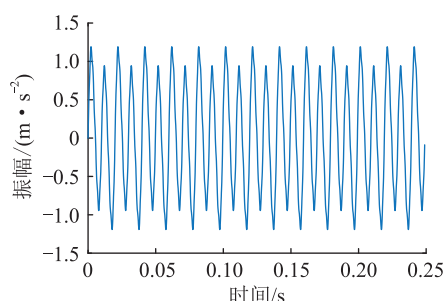
$$\begin{cases} s_L(t) = 2.6 \sin(2\pi \times 5t) \\ s_H(t) = s_{H1}(t) + s_{H2}(t) + s_{H3}(t) \\ s_{H1}(t) = \frac{1}{50} \sin(2\pi \times 1700t) \\ s_{H2}(t) = \frac{1}{40} \sin(2\pi \times 1800t) \\ s_{H3}(t) = \frac{1}{50} \sin(2\pi \times 1900t) \end{cases} \quad (23)$$

将 GIS 的模拟原始振动信号和模拟噪声信号叠

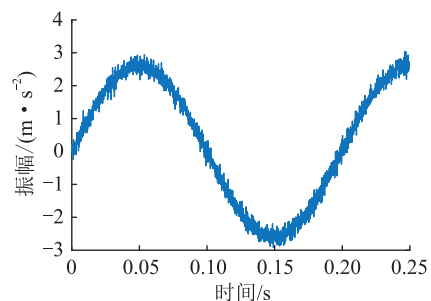
加作为待降噪的模拟振动信号 $y(t)$, 见式(24)。

$$y(t) = s_L(t) + n(t) + s_H(t) + s(t) \quad (24)$$

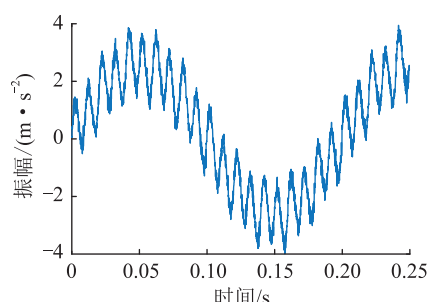
为方便观察模拟振动信号降噪性能,其采样率取为 10 000 Hz,并选取 2 500 个数据点作为采样点,其波形见图 5。图 5(a)为模拟原始振动信号时域,图 5(b)为模拟噪声信号时域,图 5(c)为待降噪模拟振动信号时域,图 5(d)为模拟振动信号的频域。



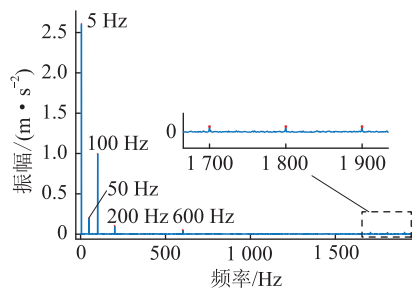
(a) 模拟振动信号时域



(b) 模拟噪声信号时域



(c) 待降噪模拟振动信号时域



(d) 模拟振动信号频域

图5 模拟振动信号

Fig.5 Simulated vibration signals

采用文中提出的 SVD-IACMD 算法、SVD-VMD 算法和 OOA-ACMD 算法对构建的模拟振动信号进行信号分解,得到 W 个 IMF 分量,并根据式(25)计算各个分量与模拟原始信号的皮尔逊相关系数

P_{CC} ,再根据式(26)计算皮尔逊相关系数阈值 μ 。最后根据相关系数阈值选取有效振动信号分量叠加得到降噪后的信号。

$$P_{CC} = \frac{\text{Cov}(m(t), m'(t))}{\sqrt{\text{Var}(m(t))\text{Var}(m'(t))}} \quad (25)$$

$$\mu = \frac{\max P_{CC}}{10 \times (\max P_{CC}) - 3} \quad (26)$$

式中: $m(t)$ 为待降噪模拟振动信号的IMF分量; $m'(t)$ 为模拟振动信号的IMF分量; $\text{Cov}(\cdot)$ 为协方差; $\text{Var}(\cdot)$ 为方差; $\max P_{CC}$ 为各IMF分量中最大相关系数。

3种算法降噪效果如图6所示。文中提出的SVD-IACMD算法有效排除了低频噪声信号和高频噪声信号的干扰,保留了原始模拟振动信号,降噪效果最好;SVD-VMD算法虽然排除了低频噪声信号的干扰,但是将部分信号当做噪声去除,因此降噪效果一般;OOA-ACMD算法未能排除低频噪声信号的干扰,因此降噪效果最差。

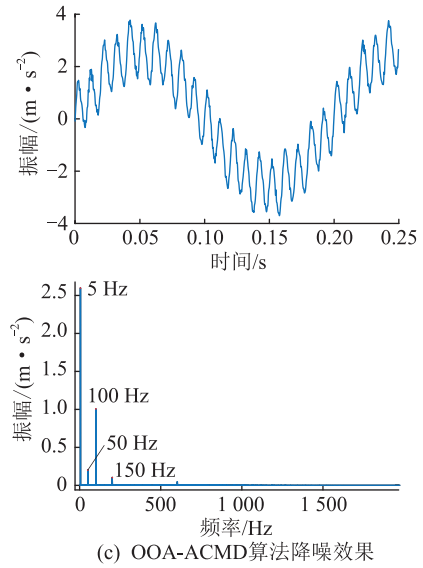
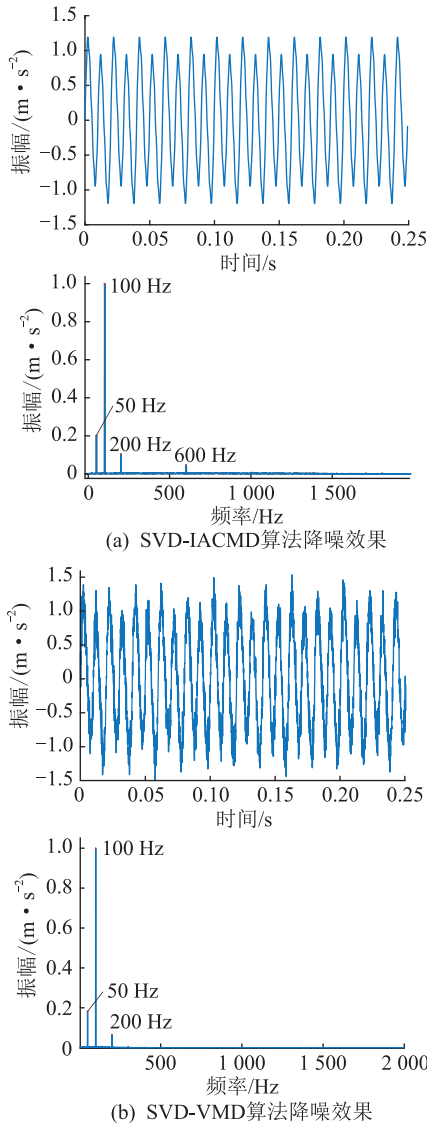


图6 模拟振动信号降噪效果对比

Fig.6 Noise reduction effects comparison of simulated vibration signals

在性能评估中,文中引入 P_{CC} 、均方根误差 R_{MSE} 和信噪比 S_{NR} 作为对比参数,见式(27)。通过对比降噪后的信号 $y'(t)$ 与原始模拟信号 $y(t)$ 以衡量各算法在抑制背景噪声和保留微弱振动信号方面的有效性。 P_{CC} 越接近于1说明降噪效果越好;均方根误差 R_{MSE} 越小说明降噪后的信号与原始信号重合度越高,降噪效果越好;信噪比 S_{NR} 越大说明信号分量越显著,意味降噪效果越好。

$$\begin{cases} P_{CC} = \frac{\text{Cov}(y(t), y'(t))}{\sqrt{\text{Var}(y(t))\text{Var}(y'(t))}} \\ S_{NR} = 10 \lg \left(\frac{\sum_{t=0}^{0.25} (y'(t))^2}{\sum_{t=0}^{0.25} (y(t) - y'(t))^2} \right) \\ R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=0}^{0.25} (y(t) - y'(t))^2} \end{cases} \quad (27)$$

如表2所示,文中提出的SVD-IACMD算法以及SVD-VMD算法的 P_{CC} 值都大于0.9,且文中提出的算法 P_{CC} 值相比于SVD-VMD算法提高了0.019 1,OOA-ACMD算法和原始振动模拟信号的 P_{CC} 值不到0.5,显示出较低的相关性。在 S_{NR} 和 R_{MSE} 指标上,文中提出SVD-IACMD算法相比于SVD-VMD算法 S_{NR} 提高了17.956, R_{MSE} 降低了0.101 6;SVD-VMD算法相比于OOA-ACMD算法 S_{NR} 提高了13.041 3, R_{MSE} 降低了1.686 8。

文中提出SVD-IACMD算法相比于原始振动信号, P_{CC} 提高了0.631 7, S_{NR} 提高了39.762 5, R_{MSE} 降

表 2 模拟振动信号降噪效果参数对比

Table 2 Noise reduction effect parameters comparison of simulated vibration signal

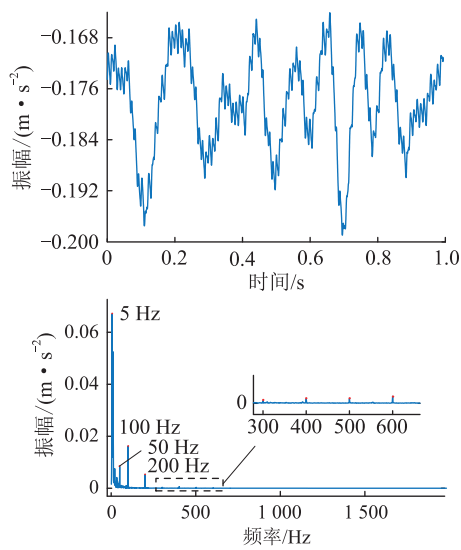
参数	原始振动信号	SVD-IACMD 算法	SVD-VMD 算法	OOA-ACMD 算法
P_{CC}	0.365 8	0.997 5	0.978 4	0.367 5
S_{NR}	-8.112 5	31.650 0	13.694 0	0.652 7
R_{MSE}	1.846 0	0.051 8	0.153 4	1.840 2

低了 1.794 2。SVD-IACMD 算法在 P_{CC} 、 S_{NR} 、 R_{MSE} 对比分析中优于其他算法,能够有效地降低噪声影响,对于实现早期故障诊断具有重要意义。

3.2 现场振动信号处理

利用文中提出的 SVD-IACMD、SVD-VMD 和 OOA-ACMD 算法对现场采集到的 GIS 振动信号进行分解,并根据相关系数阈值选取有效分量叠加得到降噪后的信号,如图 7 所示。

由图 7 可知,文中提出的 SVD-IACMD 算法在噪声抑制方面展现了卓越的性能,有效地消除了低频段中频率低于 50 Hz 的高幅值噪声信号,以及高频段中 1 700、1 800、1 900 Hz 的低幅值噪声信号。这种高效的噪声去除能力显著提升了信号的清晰



(c) OOA-ACMD 算法降噪效果

图 7 现场振动信号降噪效果对比

Fig.7 Noise reduction effects comparison of on-site vibration signals

度和整体质量,从而为信号处理提供了更加准确的数据基础。

与文中提出的 SVD-IACMD 算法相比,SVD-VMD 算法虽然在处理过程中成功地排除了低频高幅值噪声的干扰,但在识别过程中出现了偏差,错误地将部分信号分量识别为噪声并予以去除,导致了 SVD-VMD 算法在降噪性能上的不足,未能达到预期的降噪效果。

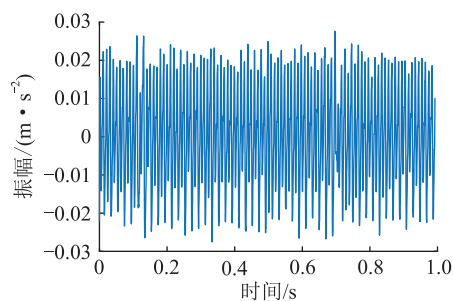
同样,OOA-ACMD 算法在抑制 5 Hz 低频高幅值噪声方面表现不佳,未能有效降低噪声对信号的影响,其降噪效果未能满足高标准的要求。这表明 OOA-ACMD 算法在处理特定频率噪声时存在局限性,需要进一步优化和改进。

因此可以得出结论,文中采用的降噪算法在实际应用中表现出良好的降噪效果,不仅提高了信号的信噪比,也增强了信号的可读性和分析的准确性,对于提高 GIS 监测和诊断的可靠性具有重要意义。

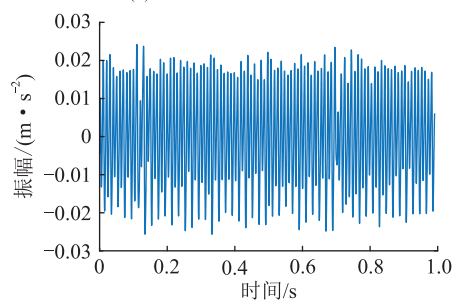
4 结论

文中针对 GIS 现场振动信号检测中的噪声干扰问题,提出一种基于 SVD-IACMD 的降噪算法,得出以下结论:

(1) GIS 在现场运行时受到复杂环境的影响,尤其是其他设备产生的低频噪声,对提取 GIS 的微弱振动信号构成重大干扰。为克服这一难题,在信号预处理阶段采用 SVD 方法,有效滤除这些低频噪声。



(a) SVD-IACMD 算法降噪效果



(b) SVD-VMD 算法降噪效果

(2) 通过 OOA 对 IACMD 算法的参数进行优化,确定最优的参数组合,避免因参数选择不当导致的降噪效果较差。

(3) 与其他降噪技术相比,文中提出的算法在降噪效果的直观评估和性能指标上均展现出更优的表现。该方法不仅提取并保留了 GIS 本体振动信号的有效信息,而且去除了低于 50 Hz 的外部环境噪声以及基础振动干扰。同时,能够有效抑制高频环境噪声,增强 GIS 振动信号中的基频和谐波分量。该算法保持振动信号的相位信息,显著降低噪声水平,为 GIS 的故障诊断提供有力的数据支持。

参考文献:

- [1] QIAN Q L, SUN W H, WANG Z, et al. GIS partial discharge data enhancement method based on self attention mechanism VAE-GAN[J]. *Global Energy Interconnection*, 2023, 6(5): 601-613.
- [2] 刘航斌,林厚飞,褚静,等. 基于 CWGAN-div 和 Mi-CNN 的 GIS 局部放电图谱识别[J]. *浙江电力*, 2023, 42(8): 75-83.
LIU Hangbin, LIN Houfei, CHU Jing, et al. Recognition of partial discharge patterns of GIS based on CWGAN-div and Mi-CNN[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2023, 42(8): 75-83.
- [3] 孙庆峰,屠晔炜,付军,等. 1 100 kV GIS 断路器合闸电阻紧固螺栓断裂分析[J]. *浙江电力*, 2023, 42(8): 68-74.
SUN Qingfeng, TU Yewei, FU Jun, et al. Fracture analysis of fastening bolt of closing resistance for 1 100 kV GIS circuit breaker[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2023, 42(8): 68-74.
- [4] 汲胜昌,张凡,师愉航,等. 基于振动信号的电力变压器机械状态诊断方法研究综述[J]. *高电压技术*, 2020, 46(1): 257-272.
JI Shengchang, ZHANG Fan, SHI Yuhang, et al. Review on vibration-based mechanical condition monitoring in power transformers[J]. *High Voltage Engineering*, 2020, 46(1): 257-272.
- [5] 徐志钮,郭一帆,李先锋,等. 机械缺陷对 GIS 外壳振动影响[J]. *电力工程技术*, 2022, 41(5): 156-164, 185.
XU Zhiniu, GUO Yifan, LI Xianfeng, et al. Influence of mechanical faults on the vibration of GIS shell[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2022, 41(5): 156-164, 185.
- [6] 丁屹林,郝建,钟尧,等. 超高压 GIL 设备振动模态及振动特性分析研究[J]. *电网技术*, 2023, 47(7): 2810-2819.
DING Yilin, HAO Jian, ZHONG Yao, et al. Analysis and research on vibration mode and vibration characteristics of EHV GIL equipment[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(7): 2810-2819.
- [7] 李国栋,俞华,刘宏,等. GIS 设备内外部紧固松动机械缺陷振动特性对比分析研究[J]. *高压电器*, 2024, 60(5): 12-19, 30.
LI Guodong, YU Hua, LIU Hong, et al. Comparative analysis and research on vibration characteristics of internal and external fastening loose mechanical defects of GIS equipment[J]. *High Voltage Apparatus*, 2024, 60(5): 12-19, 30.
- [8] 王旭鹏,郝建,钟尧,等. 基于 ILPSO-LSSVM 的 GIS 设备隔离开关机械异响振动识别方法研究[J]. *高压电器*, 2023, 59(11): 172-183.
WANG Xupeng, HAO Jian, ZHONG Yao, et al. Research on identification method of mechanical abnormal noise and vibration of disconnector for GIS based on ILPSO-LSSVM[J]. *High Voltage Apparatus*, 2023, 59(11): 172-183.
- [9] 孟永鹏,钟波,贾申利. 振动分析在电力设备状态检测中的应用和发展[J]. *高压电器*, 2005, 41(6): 461-465.
MENG Yongpeng, ZHONG Bo, JIA Shenli. Application and development of the vibration analysis in the condition monitoring of electrical equipment[J]. *High Voltage Apparatus*, 2005, 41(6): 461-465.
- [10] 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 of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [12] 尚秋峰,黄达. 基于 MELMD-ICA 的光纤振动信号降噪方法[J]. *半导体光电*, 2023, 44(2): 312-318.
SHANG Qiufeng, HUANG Da. Optical fiber vibration signal denoising method based on MELMD-ICA[J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2023, 44(2): 312-318.
- [13] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.
- [14] 贾皓琦,黄永辉,张智宇. 基于 WOA-VMD-MPE 算法的矿山爆破振动信号降噪研究及应用[J]. *有色金属工程*, 2023, 13(12): 151-162.
JIA Haoqi, HUANG Yonghui, ZHANG Zhiyu. Research and application of noise reduction of mine blasting vibration signal based on WOA-VMD-MPE algorithm[J]. *Nonferrous Metals Engineering*, 2023, 13(12): 151-162.
- [15] WANG Y H, CHENG S H. Boundary effects for EMD-based algorithms[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2022, 29: 1032-1036.
- [16] 张九思,马宏忠,李勇,等. 基于 VMD 的变压器绕组松动故障分析与诊断[J]. *高压电器*, 2021, 57(8): 198-208.
ZHANG Jiusi, MA Hongzhong, LI Yong, et al. Analysis and diagnosis on looseness of transformer winding based on VMD[J]. *High Voltage Apparatus*, 2021, 57(8): 198-208.
- [17] 边杰,陈亚农,梅庆,等. PSO-VMD 结合 Teager 包络谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. *湖南科技大学学报(自然科学版)*, 2024, 39(1): 53-59.
BIAN Jie, CHEN Yanong, MEI Qing, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing combining PSO-VMD with Teager envelope spectrum[J]. *Journal of Hunan University of Science & Technology (Natural Science Edition)*, 2024, 39(1): 53-59.
- [18] 高淑芝,陈雪峰,张义民. 一种参数自适应 VMD 应用于轴

- 承故障特征提取[J]. 机械设计与制造,2024(6):246-249.
GAO Shuzhi, CHEN Xuefeng, ZHANG Yimin. A parameter adaptive VMD applied to bearing fault feature extraction [J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(6):246-249.
- [19] CHEN S Q, YANG Y, PENG Z K, et al. Detection of rub-impact fault for rotor-stator systems; a novel method based on adaptive chirp mode decomposition [J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 440; 83-99.
- [20] CHEN S Q, YANG Y, PENG Z K, et al. Adaptive chirp mode pursuit; algorithm and applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116; 566-584.
- [21] 方国俊, 王国丽, 邓志安. 基于改进带宽自适应 ACMD 的信号分离方法[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(3): 275-283.
FANG Guojun, WANG Guoli, DENG Zhian. Signal separation method based on improved bandwidth ACMD [J]. Radar Science and Technology, 2024, 22(3): 275-283.
- [22] 丁傲. 基于自适应啁啾模式分解的风电机组轴承故障诊断研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2023.
DING Ao. Research on fault diagnosis of wind turbine bearings based on adaptive chirped mode decomposition [D]. Beijing; North China Electric Power University, 2023.
- [23] 张玮, 何建国, 区瑞坚, 等. 基于粒子群优化 ACMD 方法的滚动轴承复合故障分离方法[J]. 轻工机械, 2024, 42(2): 86-94, 104.
ZHANG Wei, HE Jianguo, OU Ruijian, et al. Compound fault separation method for rolling bearings based on particle swarm optimization ACMD method [J]. Light Industry Machinery, 2024, 42(2): 86-94, 104.

作者简介:



涂嘉毅

涂嘉毅(2001),男,硕士在读,研究方向为电气设备状态监测与故障诊断(E-mail: 18206018511@163.com);

关向雨(1986),男,博士,副教授,研究方向为电气设备状态监测与故障诊断,电气设备智能检测技术、多场耦合数值算法、电弧与电接触;

赵俊义(2000),男,硕士在读,研究方向为电气设备状态监测与故障诊断。

GIS vibration signal denoising algorithm based on SVD-IACMD

TU Jiayi¹, GUAN Xiangyu¹, ZHAO Junyi¹, LIN Jiangang², LAI Zekai¹

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China;

2. Chalco Shandong Co., Ltd., Zibo 255052, China)

Abstract: Conducting vibration measurement is important for detecting potential defects in gas insulated switchgear (GIS). However, the vibration signals of the GIS body are affected by the base vibration, measurement noise, and environmental noise, which leads to poor performance in on-site GIS vibration live detection and mechanical defect diagnosis. In response to the current situation, an on-site vibration signal denoising diagnosis algorithm based on the singular value decomposition (SVD)-improve adaptive chirp mode decomposition (IACMD) algorithm is proposed. Firstly, SVD is used to preprocess the original vibration signals to filter out low-frequency base vibrations and measurement noise. Subsequently, the osprey optimization algorithm (OOA) is used for adaptive modal decomposition of the processed signals, resulting in decomposed intrinsic mode functions (IMF). Then, the correlation coefficient is used to screen effective components for reconstructing the vibration signal. Test results from simulated and field signals demonstrate that, compared to OOA-adaptive chirp mode decomposition (ACMD) and SVD-variational mode decomposition (VMD), the proposed SVD-IACMD algorithm can remove base vibrations, measurement noise, and environmental noise while preserving the fundamental frequency and harmonic components of the GIS body vibration. Technical support for on-site anti-interference detection of GIS vibration and mechanical defect diagnosis is provided.

Keywords: gas insulated switchgear (GIS); signal denoising; singular value decomposition (SVD); improve adaptive chirp mode decomposition (IACMD); osprey optimization algorithm (OOA); mechanical vibration

(编辑 吴昊)