

尚海昆,李嘉文,王明雪,等.基于 ISVMD-SGMD 联合方法的变压器局部放电信号降噪[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2026,45(4):468-479.DOI:10.11956/j.issn.1008-0562.20260050
Shang Haikun, Li Jiawen, Wang Mingxue, et al. Transformer partial discharge signal denoising based on ISVMD-SGMD joint method [J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2026, 45(4): 468-479. DOI: 10.11956/j.issn.1008-0562.20260050

基于 ISVMD-SGMD 联合方法的变压器局部放电信号降噪

尚海昆, 李嘉文, 王明雪, 闫佳雪, 王 旗

(东北电力大学 现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室, 吉林 吉林 132012)

摘 要: 为解决传统变压器局部放电信号降噪过程中信息提取精细度不足、连续变分模态分解参数人为设定主观性强、弱相关分量有效特征易丢失的问题, 提出一种改进连续变分模态分解-辛几何模态分解 (improved successive variational mode decomposition-symplectic geometry mode decomposition, ISVMD-SGMD) 的联合降噪算法。采用红嘴蓝鹊优化算法 (red-billed blue magpie optimizer, RBMO) 自适应寻优 SVM 平衡参数, 分解含噪局部放电信号并划分强弱相关分量; 引入 SGMD 对弱相关分量进行二次精细化处理, 提取残留有效信息后与优质分量融合重构, 获取降噪后的信号。与传统方法相比, ISVMD-SGMD 在仿真测试中信噪比最高提升 2.535 6 dB; 现场实测信号下噪声抑制比最高提升 67.11%, 能够有效提取局部放电信号, 为后续变压器绝缘状态监测提供支撑。

关键词: 变压器; 局部放电; 改进连续变分模态分解; 红嘴蓝鹊优化算法; 辛几何模态分解; 降噪

中图分类号: TN911.4; TM855

文献标志码: A

文章编号: 1008-0562(2026)04-0468-12

Transformer partial discharge signal denoising based on ISVMD-SGMD joint method

Shang Haikun, Li Jiawen, Wang Mingxue, Yan Jiaxue, Wang Qi

(Key Laboratory of Modern Power System Simulation & Control and Renewable Energy Technology, Ministry of Education, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: To address the issues of insufficiently refined information extraction, strong subjectivity in artificial parameter setting for successive variational mode decomposition (SVMD), and the easy loss of effective features from weakly correlated components during the noise reduction process of partial discharge signals in traditional transformers, this study proposes a joint noise reduction algorithm combining improved successive variational mode decomposition and symplectic geometry mode decomposition (ISVMD-SGMD). The red-billed blue magpie optimizer (RBMO) is employed to adaptively optimize the SVMD balance parameters, decompose noisy partial discharge signals, and classify them into strongly and weakly correlated components. SGMD is then introduced for secondary refinement of the weakly correlated components, extracting residual effective information, which is subsequently fused with high-quality components for reconstruction, resulting in noise-reduced signals. Compared with traditional methods, ISVMD-SGMD achieves a maximum signal-to-noise ratio increase of 2.535 6 dB in simulation tests and a maximum noise suppression ratio increase of 67.11% in field-measured signal tests. It effectively extracts partial discharge signals, providing support for subsequent monitoring of transformer insulation conditions.

Keywords: power transformer; partial discharge; improved successive variational mode decomposition; red-billed blue magpie optimizer; symplectic geometry mode decomposition; noise reduction

收稿日期: 2026-01-27 修回日期: 2026-05-06 接受日期: 2026-05-08 责任编辑: 黄琦

基金项目: 吉林省自然科学基金项目 (20240101104JC)

作者简介: 尚海昆 (1984-), 男, 河北保定人, 博士, 副教授, 主要从事电气设备故障诊断方面的研究。E-mail: shanghk@neepu.edu.cn

0 引言

变压器作为电力系统的关键枢纽设备,承担着电能的长距离高压传输与终端配电降压的核心职能。其高效运行可显著降低输电损耗,对于保障各类用户终端的供电质量与系统稳定性至关重要^[1-2]。

局部放电 (partial discharge, PD) 产生的电弧和热效应可能导致绝缘击穿,致使绝缘材料损坏,增加设备发生故障的风险,若长期存在会逐渐破坏变压器的绝缘系统,降低其运行稳定性。开展变压器绝缘状态检测工作,对于维护电网安全稳定运行具有重要的实际价值。变压器现场工况下采集的PD信号往往混杂多类型的噪声干扰,难以实现有效的特征提取,因此常需对其进行降噪处理^[3]。在局部放电信号的降噪领域,数字滤波算法受到广泛关注,然而其实际应用仍存在局限。采用奇异值分解法对PD信号进行降噪时,主要侧重于抑制信号中的窄带干扰,但奇异值的阈值往往难以恰当选取,且对白噪声的抑制能力也较为有限^[4-5]。小波变换的局限性主要与分解层数、小波基函数以及阈值的确定有关。若小波基函数选择不当,可能会出现过包络、欠包络及模态混叠现象^[6],且该方法在很大程度上依赖人为经验,整体适应性相对较弱。文献[7]基于经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 对含噪PD信号进行分析,将其拆解为若干个本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 后再筛选出有效分量,借助独立成分分析实现信号与噪声分离。EMD虽然不需要提前设定基函数,但其分解过程仍难以避免模态混淆现象^[8],可能损失部分有效信息,导致信号失真。变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 能较好地应对模态混叠,但分解前需确定模态数,不具备自适应分解能力。模态数的选择对分解质量具有决定性影响^[9],不当的设定往往导致分解不足或过度分解。文献[10]提出连续变分模态分解 (SVMD),采用顺序分解策略,显著降低了计算复杂度并提升了收敛效率。然而其平衡参数的设定仍需依据主观经验进行确定,分解结果具有较强的随机性。文献[11]将改进VMD与提升小波联合,先借助模态分解抑制噪声,再利用提升小波细化噪声处理。文献[12]通过遗传算法优化VMD参数后再进行小波阈值收缩,形成较为典型的“分解-筛选-阈值”重构路径。文献[13]将SVMD和空间相关递归样本结合,有效抑制了PD信号中的噪声。文献[14]采

用SVMD完成前级干扰抑制,再利用改进小波进行阈值降噪和重构,实现对PD信号中噪声的两阶段抑制。现有各类VMD改进算法虽已在变压器PD信号降噪方面取得一定成效,但其模态分量筛选机制精细化程度不足,常依赖设定的阈值进行硬性筛选,即直接丢弃相关性较低的分量,易导致弱相关分量中隐匿的部分PD有效特征丢失。

针对现有SVMD类方法在变压器PD信号降噪过程中,平衡参数人工设定主观性强、弱相关分量有效特征易丢失等问题,提出一种改进连续变分模态分解-辛几何模态分解 (ISVMD-SGMD) 联合降噪算法。不同于传统降噪方法的分量筛选逻辑,该算法以PD信号精细化特征提取为核心目标,先通过红嘴蓝鹊优化算法 (RBMO) 实现SVMD平衡参数的自适应全局寻优,消除参数人工设定的随机性,完成含噪PD信号的最优分解,再引入SGMD开展二次精细化特征提取,避免有效信息丢失,最终通过多分量融合重构实现PD信号降噪。

1 算法基础理论及改进策略

1.1 SVMD及其改进

SVMD采用逐步分解的方式处理信号,其分解过程持续执行直至IMF全部被析出或信号的重构误差低于预设阈值。该方法无需预先人为界定模态数量,相较VMD可显著降低运算的复杂性^[15]。

对于时域含噪PD信号 $f(t)$,SVMD将其分解为 n 个模态分量 (IMF) 和1个残差项之和,核心分解模型表达式为

$$f(t) = \sum_{i=1}^n u_i(t) + r_n(t), \quad (1)$$

式中: $u_i(t)$ 为第 i 阶IMF分量; $r_n(t)$ 为分解残差。

传统SVMD中,平衡参数 α 完全依靠人工经验设定,存在极强的主观性与随机性,难以实现全局最优分解。为此,提出改进的连续变分模态分解 (ISVMD),引入红嘴蓝鹊优化算法 (RBMO) ^[16]对平衡参数 α 开展自适应全局寻优,其表达式为

$$\begin{aligned} \min_{\{\alpha_n\}, \{\omega_n\}} \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_n(t) \right] e^{-j\omega_n t} \right\|_2^2 + \\ \left\| H_{n-1}^f(t) * \left(f(t) - \sum_{i=1}^{n-1} u_i(t) \right) \right\|_2^2 + \\ \left\| G_n(t) * u_n(t) \right\|_2^2, \end{aligned} \quad (2)$$

式中: t 为时间; $\delta(t)$ 为狄拉克函数;*表示卷积运

算; u_n 为第 n 个 IMF 分量; ω_n 为第 n 个 IMF 的中心频率; $H_{n-1}^f(t)$ 、 $G_n(t)$ 均为频域约束滤波算子; ∂_t 代表对时间 t 的一阶偏微分算子。

RBMO 通过分层搜索机制与动态角色转换策略有效平衡算法的全局寻优能力与局部开发能力, 其食物存储机制可有效保持解的多样性, 大幅减少收敛所需的迭代次数。具体改进流程如下。

(1) 参数优化: 将 SVM 的平衡参数 α 作为优化变量, 将信号分解后 IMF 分量的最小包络熵设定为 RBMO 的适应度函数。包络熵能够有效衡量序列的稀疏性和复杂性, 熵值越小表明 IMF 分量越纯净, 所包含的噪声干扰越少。

(2) RBMO 参数寻优: RBMO 模拟红嘴蓝鹊群体的觅食、协作等智能行为, 通过分层搜索机制与动态角色转换策略, 在给定的参数范围内高效搜索最优的平衡参数 α 。经“种群搜索”“寻觅食物”“捕食”和“食物存储”阶段, 逐步逼近全局最优解。

(3) 自适应分解: 利用 RBMO 寻优得到的最优平衡参数 α 对含噪局部放电信号进行 SVM 分解。该过程克服了人工选择参数的随机性, 可实现 SVM 对 PD 信号的自适应最优分解。

1.2 SGMD

SGMD 是基于动力系统与辛几何理论的信号分解方法, 其借助相空间重构与辛相似变换, 能够在保持信号几何结构的前提下, 自适应地将信号分解为若干具有明确频率意义的辛几何分量^[7], 为后续特征辨识与噪声抑制提供更为可靠的基础。其执行过程主要包含以下关键阶段: 第一阶段对原始一维信号进行相空间重构, 形成轨迹矩阵并据此构建相应的 Hamilton 矩阵; 第二阶段采用辛相似变换对 Hamilton 矩阵进行求解; 第三阶段通过对角平均化重构 Hamilton 矩阵分量。

(1) 相空间重构

依据 Takens 嵌入定理, 长度为 n 的原始一维时域离散信号序列 x , 经相空间投影所得轨迹矩阵 X 可表示为

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(d-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(d-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & x_{m+\tau} & \cdots & x_{m+(d-1)\tau} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: m 为相空间重构后的相点总数 (即 X 的行数), $m = n - (d-1)\tau$; τ 重构为延迟时间; d 为相空间嵌入维数。

嵌入维数 d 与原始系统维数 D 之间存在严格的充分性约束, 需满足 $d \geq 2D+1$ 。该约束的核心物理意义为: 针对任意 D 维系统, 只有经过不低

于 $2D+1$ 个延迟时间序列完成重构, 才能完整保留系统的拓扑结构, 避免有效信息丢失与特征重叠, 从而精准还原系统的动态演化规律^[18-20]。为避免嵌入维数过高, 采用功率谱密度实现嵌入维数的自适应选取, 同时将延迟时间 τ 设置为 1^[21]。

(2) 辛几何重构

构造 Hamilton 矩阵 M , 即

$$M = \begin{pmatrix} A & 0 \\ 0 & -A^T \end{pmatrix}, \quad (4)$$

式中, A 为协方差对称矩阵, $A = X^T X$ 。

构造辛正交矩阵 Q , 即

$$Q^T N Q = \begin{pmatrix} B & R \\ 0 & B^T \end{pmatrix}, \quad (5)$$

式中: N 为 Hamilton 矩阵的平方, $N = M^2$; B 为 $d \times d$ 维上三角矩阵; R 为辛正交变换后的 $d \times d$ 维子矩阵。

变换系数矩阵为

$$S_i = Q_i^T X^T, \quad (6)$$

式中, Q_i 为辛正交矩阵 Q 的第 i 个列向量构成的子矩阵, 对应第 i 个辛正交基。

将 S_i 转换为对应的单分量 Z_i , 即

$$Z_i = Q_i S_i \quad i = 1, 2, \dots, d. \quad (7)$$

对应的初始单分量轨迹矩阵 Z 为

$$Z = Z_1 + Z_2 + \cdots + Z_d \quad Z \in \mathbb{R}^{m \times d}. \quad (8)$$

(3) 对角平均化

将矩阵 Z_i 的元素记为 z_{ij} , $1 \leq i \leq d$, $1 \leq j \leq m$ 。定义 $d^* = \min(m, d)$, $m^* = \max(m, d)$, $n = m + (d-1)\tau$, 令

$$Z_{ij}^* = \begin{cases} Z_{ij}' & m < d \\ Z_{ji}' & m \geq d \end{cases}. \quad (9)$$

对角平均变换矩阵可由式 (10) 求得, 即

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{p=1}^k z_{p,k-p+1}^* & 1 \leq k \leq d^* \\ \frac{1}{d^*} \sum_{p=1}^{d^*} z_{p,k-p+1}^* & d^* < k \leq m^* \\ \frac{1}{n-k+1} \sum_{p=k-m^*+1}^{n-m^*+1} z_{p,k-p+1}^* & m^* < k \leq n \end{cases}, \quad (10)$$

式中: k 为对角平均化后重构一维信号的采样点序号; p 为矩阵行号的遍历索引; $z_{p,k-p+1}^*$ 为变换后的单分量轨迹矩阵中第 p 行、第 $(k-p+1)$ 列元素。

(4) 单分量重构

完成上述运算流程后, 可获得各组独立的时域信号分量。但各分量之间仍存在一定的相关性, 可通过相似度准则对其进行重组。

引入辛几何模态分解 (SGMD) 开展精细化二次处理。SGMD 基于辛几何理论与哈密顿系统构建, 通过相空间重构与辛相似变换, 可在保持 PD

信号几何结构不变的前提下,放大淹没在噪声中的弱脉冲特征,实现有效信号与噪声的自适应分离。该方法无需预设基函数,完全依据信号自身能量分布与动力学特征完成分解,可有效提取弱相关分量中残留的PD有效信息。

2 ISVMD-SGMD联合局放信号降噪

2.1 ISVMD-SGMD联合降噪流程

提出ISVMD-SGMD联合降噪方法,该方法的核心是进行两级精细化处理:采用ISVMD分解原始信号并筛选IMF分量,对剩余劣质分量进行SGMD分解,依据能量占比提取有效成分,与ISVMD筛选得到的强相关分量重构,完成PD信号的降噪。算法流程见图1,具体步骤如下。

(1) 获取仿真环境下的变压器PD信号。

(2) 对RBMO的各项参数进行初始化,设定SVMD相关参数的取值范围、涵盖种群规模、迭代次数以及平衡参数的可行区间。

(3) 采用SVMD对PD信号进行分解,以最小包络熵为适应度函数,对模型参数进行寻优调整,确定SVMD的最佳参数配置。

(4) 针对分解产生的各IMF分量,分别计算其与原始信号的相关系数^[22]。

(5) 根据预设阈值^[23]将IMF分量划分为两类,即与信号高度相关的分量(相关系数高于阈值的分量)和与原始信号关联较弱的分量(相关系数低于阈值的分量),等待SGMD分解。阈值计算公式为

$$\theta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{IMF}}} (\rho_i - \bar{\rho})^2}{n_{\text{IMF}}}}, \quad (11)$$

式中: $\bar{\rho}$ 为所有IMF分量与原始PD信号相关系数的算术平均值; ρ_i 为第*i*个IMF分量与原始PD信号的皮尔逊相关系数; n_{IMF} 为分解得到的IMF分量总数。

(6) 对相关性较弱的分量进行SGMD分解。

(7) 对SGMD分解后的分量按能量占比从高到低排序,计算相邻分量的相对能量下降率,下降率最大值对应的位置即为分界拐点*k*,拐点*k*前的高能量分量识别为有效信息予以保留。相对能量下降率的计算式为

$$\Delta E_{\text{rel}}(i) = \frac{E_i - E_{i+1}}{E_i} \times 100\%, \quad (12)$$

式中, E_i 、 E_{i+1} 分别为排序后第*i*个、第*i+1*个辛几何分量(symplectic geometry components, SGCs)的能量占比。

(8) 将SGMD筛选后的有用成分与初步分解的优质分量进行重构,实现PD信号降噪。

ISVMD-SGMD构建了一套分层提取-深度挖掘精细化联合的降噪体系。其中, ISVMD利用RBMO优化其平衡参数实现强相关主干信息自适应提取; SGMD基于辛几何空间变换,对局部非线性瞬态突变极其敏感。将SGMD部署在ISVMD筛选后的弱相关分量处理环节,利用其特征放大镜的作用实现从宏观能量筛选到微观细节打捞的跨越,解决传统联合降噪方法信息提取不彻底的问题。

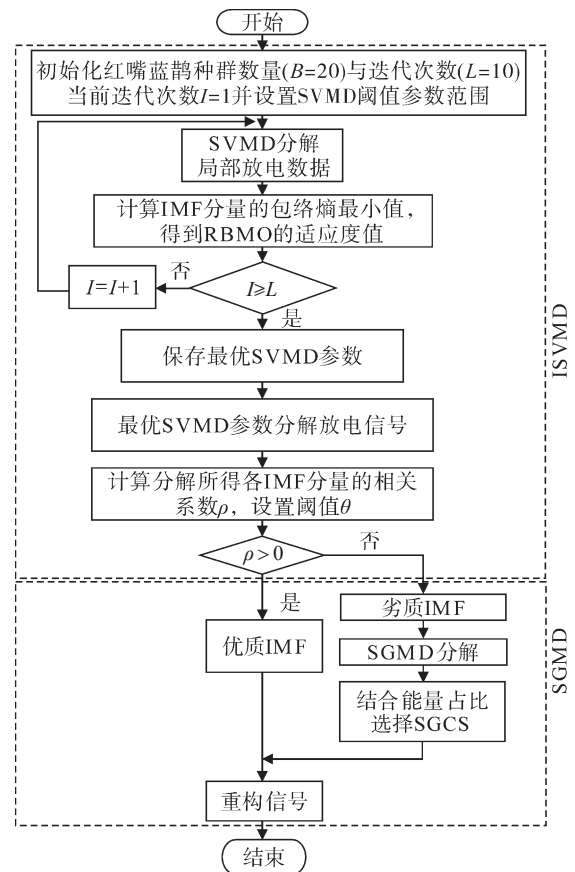


图1 ISVMD-SGMD联合降噪流程

Fig.1 Joint denoising process based on ISVMD-SGMD

2.2 仿真分析

(1) PD信号构建

为精确模拟变压器局部放电的物理特性,采用单指数与双指数振荡衰减模型表征典型的PD脉冲信号^[24],其数学模型分别为

$$f_1(t) = Ae^{\frac{-\alpha_1 t}{\tau_{\text{pd}}}} \cdot \sin(f_c t), \quad (13)$$

$$f_2(t) = A \left[\exp(-\alpha_1 t / \tau_{\text{pd}}) - \exp(-\alpha_2 t / \tau_{\text{pd}}) \right] \sin(f_c t), \quad (14)$$

式(13)、式(14)中: A 为信号幅值; α_1 、 α_2 为衰减系数; τ_{pd} 为衰减时间常数; f_c 为振荡衰减频率。

设置5种具有不同形态特征的PD脉冲,具体

见表1。为更加真实地模拟实际检测环境,引入高斯白噪声,其高斯分布为 $(0,0.15^2)$ 。

表 1 PD 脉冲参数
Tab.1 PD pulse parameters

脉冲类型	A	α_1	α_2	τ	f_c
单指数衰减脉冲	2.2	1.5		0.5	
双指数衰减振荡脉冲	5.0	1.1	2.0	2.5	4.0
单指数衰减振荡脉冲	2.0	1.6		3.2	4.3
双指数衰减振荡脉冲	3.7	1.6	2.5	1.9	3.5
双指数衰减脉冲	3.5	1.8	2.8	1.6	

(2) ISVMD 信号降噪

为获取SVMD的最优平衡参数,采用RBMO进行参数自适应寻优,迭代曲线见图2。RBMO在第4次迭代时趋于稳定,其收敛速度较快,最优平衡参数为1 031,适应度最小值为1.209 1。

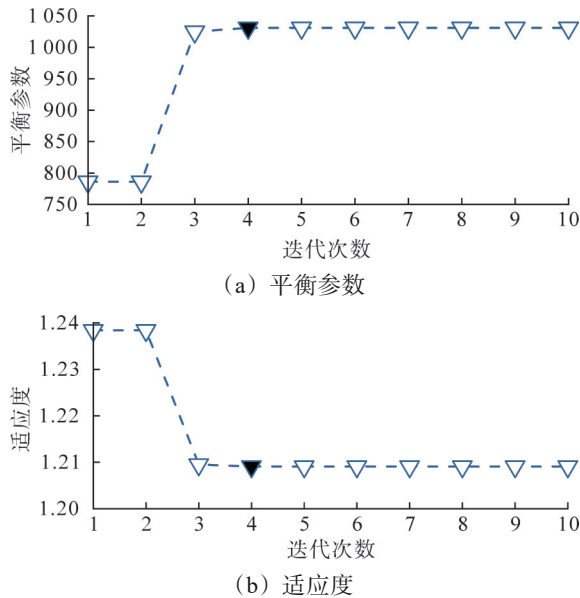


图2 RBMO优化SVMD参数迭代曲线
Fig.2 Convergence curve of RBMO for optimizing SVMD parameters

为进一步验证RBMO性能,选取遗传算法(GA)、粒子群优化算法(PSO)、鲸鱼优化算法(WOA)作为对比算法,开展SVMD平衡参数寻优对照实验。由图3可知,RBMO收敛速度最快,寻优精度最高。

为验证ISVMD的分解性能,选取EMD、EEMD、SVMD进行对比分析。其中,ISVMD通过RBMO实现平衡参数的自适应寻优,寻优范围设置为[500,3 500];SVMD算法采用人工预先设定平衡参数,为保证算法对比的公平性,取中值2 000作为SVMD平衡参数的默认值。参数配置见表2,原始信号见图4,不同方法对其分解结果见图5。

由图5可见,EMD受自身算法原理限制,分解得到的各IMF分量存在明显的边界效应及模态混叠问题,在IMF5、IMF6信号首尾两端出现波形发散问题。虽然EEMD通过添加辅助噪声在一定程度上缓解了模态混叠,但是仍存在明显的特征分散问题,同频率的脉冲成分未被集中到单分量内,频带分离效果不佳,模态混叠的核心问题未得到根本解决。相较于EMD、EEMD,SVMD有效抑制了模态混叠与虚假分量干扰,各IMF分量划分较清晰,无明显的同频率特征分散问题,边界效应也得到显著改善,分解准确性明显提升。但受固定平衡参数的限制,部分分量的PD脉冲特征仍不够突出,存在有效信息提取不充分的问题。经RBMO参数优化后的ISVMD,其分解得到的各IMF分量频带划分更精细,脉冲信息更丰富和清晰。相比固定参数的SVMD,ISVMD对PD信号特征提取的完备性更优。

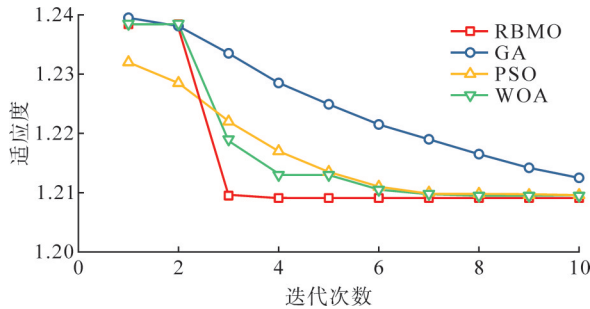


图3 不同算法优化结果对比
Fig.3 Comparison of optimization results among different algorithms

表 2 参数配置
Tab.2 Parameter configuration

方法	高斯分布 标准差参数	添加 噪声次数	最大 迭代次数	平衡参数
EMD		0	1	
EEMD	0.2	200	200	
SVMD				2 000
ISVMD				1 031

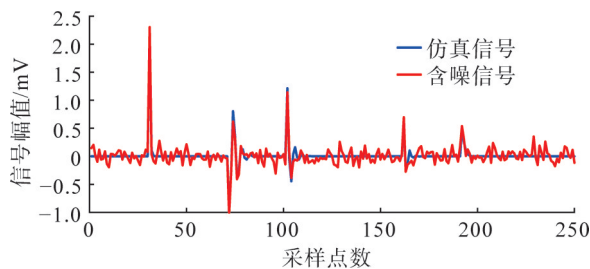


图4 原始信号
Fig.4 Original signal

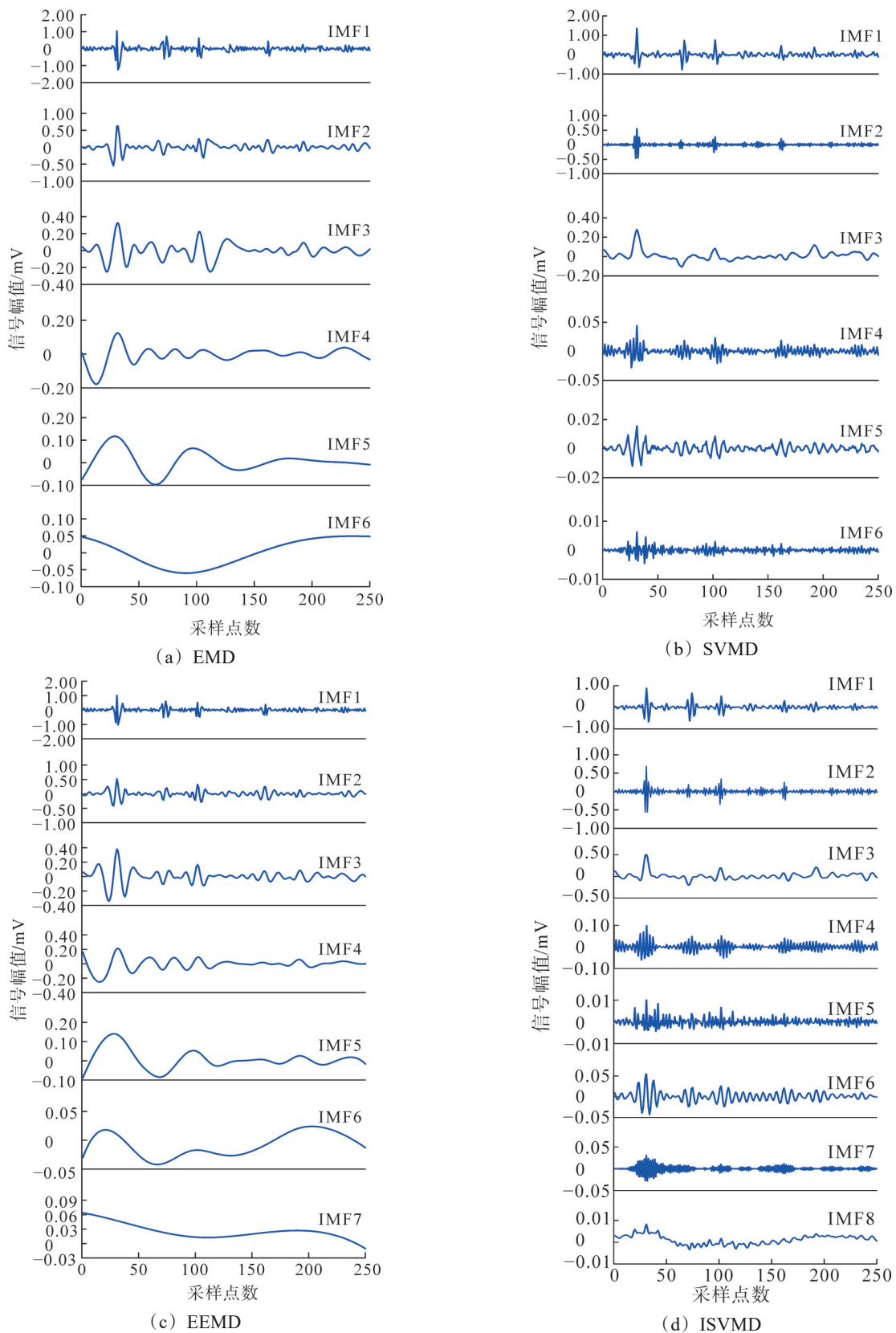


图5 不同方法对原始信号的分解结果

Fig.5 Decomposition results of the original signal by different methods

为定量验证上述定性分析结果,采用模态正交指数(modal orthogonality index, MOI)与平均

包络熵(mean envelope entropy, MEE),分别从模态混叠抑制能力与分量纯净度维度评价分解质量。

两项指标的计算式分别为

$$MOI = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n \frac{\left| \sum_{t=1}^N u_i(t) u_j(t) \right|^2}{\left(\sum_{t=1}^N u_i^2(t) \right) \left(\sum_{t=1}^N u_j^2(t) \right)}, \quad (15)$$

$$MEE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(- \sum_{k=1}^N p_k \lg p_k \right), \quad (16)$$

式(15)、式(16)中： N 为PD信号的采样点数； $u_i(t)$ 、 $u_j(t)$ 分别为第*i*个、第*j*个IMF分量的时域序列； p_k 为第*i*个IMF分量经希尔伯特变换后包络序列的归一化概率。

对于变压器PD瞬态脉冲信号，模态正交指数越低，说明PD脉冲特征越集中，无多分量拆分的模态混叠问题；平均包络熵越低，说明分量中PD有效特征占比越高，噪声越少，分解效果越好。不同分解方法的分解质量对比见表3。

表3 不同分解方法的分解质量对比
Tab.3 Quantitative comparison of decomposition results among different methods

方法	MOI	MEE
EMD	0.317 3	3.892 5
EEMD	0.258 4	3.624 1
SVMD	0.174 6	2.957 3
ISVMD	0.102 5	2.416 8

MOI、MEE值越小，表明算法的分解性能越优。ISVMD的MOI与MEE均最小，表明其在模态混叠抑制与分量纯净度提升两方面均具备显著优势，可实现PD信号的高精度自适应分解，为后续降噪重构提供可靠支撑。

(3) SGMD信号降噪

分别求取各IMF分量与原始PD信号的相关系数。相关系数越大，表明该分量包含的PD有效特征越丰富，噪声占比越低。为实现优质与劣质分量的自适应划分，将各分量与原始PD信号相关系数序列的总体标准差设置为分量筛选阈值，相关系数大于该阈值的模态视为优质分量，结果见表4。

表4 不同方法的阈值及优质IMF分量
Tab.4 Thresholds and high-quality IMF components obtained by different methods

方法	阈值	优质IMF分量
EMD	0.200 2	IMF1、IMF2、IMF3
EEMD	0.225 3	IMF1、IMF2、IMF3、IMF4、IMF5
SVMD	0.240 5	IMF1、IMF2、IMF3、IMF4
ISVMD	0.235 7	IMF1、IMF2、IMF3、IMF4、IMF5、IMF6

由表4可见，ISVMD分解结果中，IMF7与IMF8被划分为弱相关分量。为充分提取其中可能保留的有效信息，减少原信号相关特征的损失，进一步开展SGMD分解，将能量占比较高的成分筛选出来作为有用成分，计算辛几何分量SGCs能量占比。以IMF7为例，其分解结果见图6。SGMD表现出较好的滤波性能，明显抑制了模态混叠现象，各SGCs中包含脉冲的细节特征，有助于后续细节信息的提取与分析。

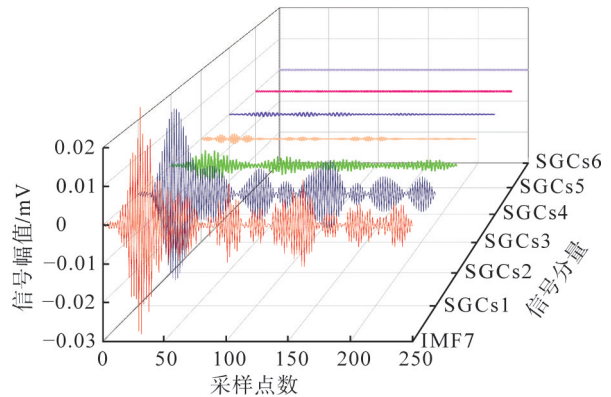


图6 IMF7的SGMD分解结果

Fig.6 Decomposition results of IMF7 using SGMD

IMF7和IMF8分解得到的SGCs能量占比见图7。两组劣质IMF分量均呈现出能量高度集中于SGCs1、后续阶次SGC能量快速衰减的特征，由SGCs1过渡至SGCs2的能量衰减分别为97.5%和85.8%，表明在分解后第1层中存在较多的有用成分。

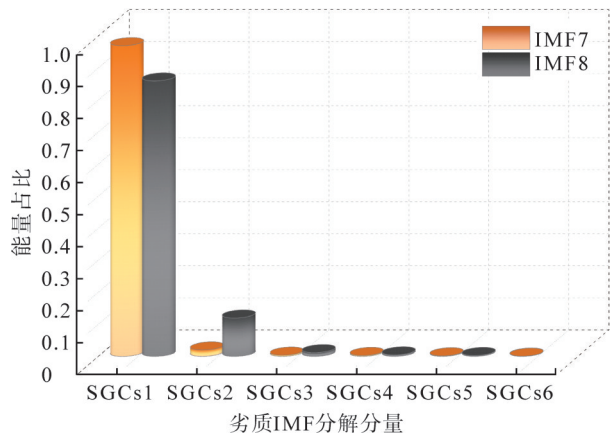


图7 劣质IMF分量的能量占比

Fig.7 Energy proportion of inferior IMF component

2.3 降噪结果对比

分别采用EMD、EEMD、SVMD筛选提取的分量进行信号重构。为进一步评估SGMD方法的性能，将其单独应用于含噪PD信号的解析处理，并依据相关系数与预设阈值对分解后的分量进行筛选与重构。仿真信号及含噪信号见图8。

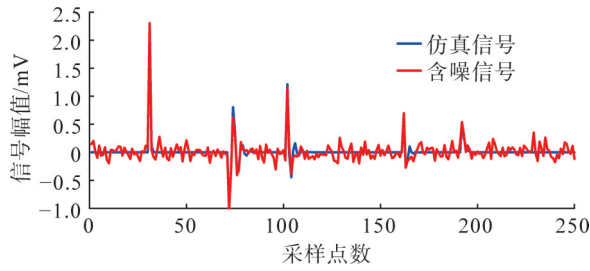
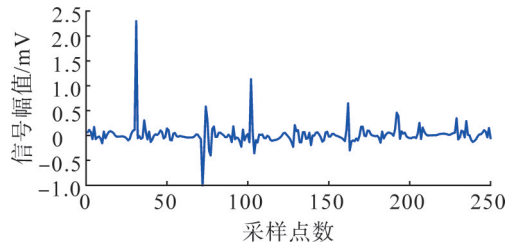


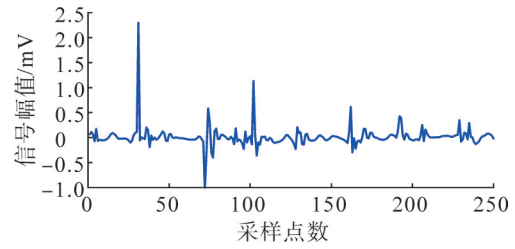
图8 仿真信号及含噪信号

Fig.8 Simulation signal and noisy signal

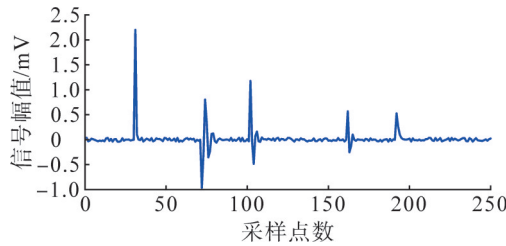
不同方法降噪结果对比见图9。由图8、图9可



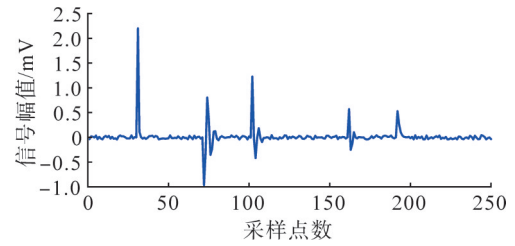
(a) EMD



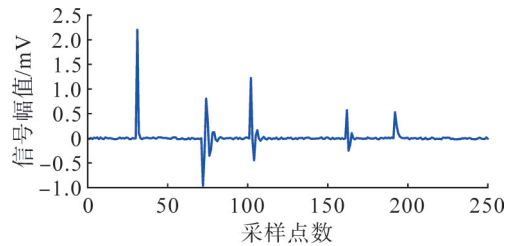
(b) EEMD



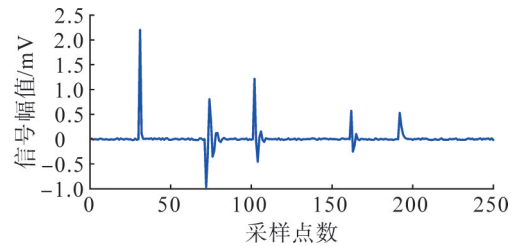
(c) SVM



(d) SGMD



(e) SVM-SGMD



(f) ISVMD-SGMD

图9 不同方法降噪结果对比

Fig.9 Comparison of denoising results among different methods

采用信噪比 (signal to noise ratio, SNR)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean square error, RMSE)、峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR)^[25-27]对降噪后的信号进行对比,各指标计算式分别见式(17)~式(20),对比结果见表5。MAE、RMSE值越小,表明降噪性能越优;SNR、PSNR值越大,表明降噪性能越优。

$$\text{SNR} = 10 \times \lg \frac{\sum_{t=1}^n y_{\text{PD}}^2(t)}{\sum_{t=1}^n [y_{\text{PD}}(t) - y(t)]^2}, \quad (17)$$

见,原始PD信号受到明显的噪声干扰,其脉冲特征难以直接辨识。由于EMD方法本身存在模态混叠和边界效应,其降噪效果有限;EEMD在模态混叠方面较EMD有所改善,但信号中的残余振荡并未被完全抑制,仍残留较明显的噪声干扰。SVM与SGMD的降噪效果明显优于EMD和EEMD,可以更好地提取脉冲信息,但由于其无法充分利用劣质成分中的细节信息,重构信号仍存在轻微振荡。SGMD可对劣质分量中的有用信息进一步处理,使PD信号的有效信息得到更充分的提取与保留。

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{t=1}^n |y_{\text{PD}}(t) - y(t)|}{n}, \quad (18)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n [y_{\text{PD}}(t) - y(t)]^2}{n}}, \quad (19)$$

$$\text{PSNR} = 10 \times \lg \frac{\max[y_{\text{PD}}^2(t)]}{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [y_{\text{PD}}(t) - y(t)]^2}, \quad (20)$$

式(17)~式(20)中: $y_{\text{PD}}(t)$ 为降噪前原始仿真信号; $y(t)$ 为降噪后信号。

表 5 不同方法降噪效果对比
Tab.5 Comparison of denoising results of different methods

方法	SNR	MAE	RMSE	PSNR
EMD	3.733 1	0.153 9	0.163 9	21.756 0
EEMD	3.915 7	0.137 4	0.146 5	22.716 7
SVMD	5.736 7	0.125 6	0.131 8	23.622 5
SGMD	5.699 4	0.124 5	0.130 6	23.704 1
SVMD-SGMD	5.901 3	0.121 1	0.127 4	23.935 6
ISVMD-SGMD	6.268 7	0.118 9	0.124 0	24.150 2

由表 5 可见,在对 PD 信号实施降噪过程中,SVMD 与 SGMD 的 SNR、MAE、RMSE 及 PSNR 均优于 EMD、EEMD。ISVMD-SGMD 由于兼顾了平衡参数的自适应寻优以及对残留有效信息的深度利用,在各项指标上均取得最佳结果,进一步验证了 ISVMD-SGMD 的有效性和优越性。

为更全面验证 ISVMD-SGMD 的降噪效果,设置不同信噪比,分别与 EMD、EEMD 和 ISVMD-SGMD 开展对比分析,通过 SNR 和 RMSE 评估不同方法的降噪效果,具体见图 10。不同信噪比下,ISVMD-SGMD 的 SNR、RMSE 均优于其他算法,充分验证了其强鲁棒性与工程适配性。

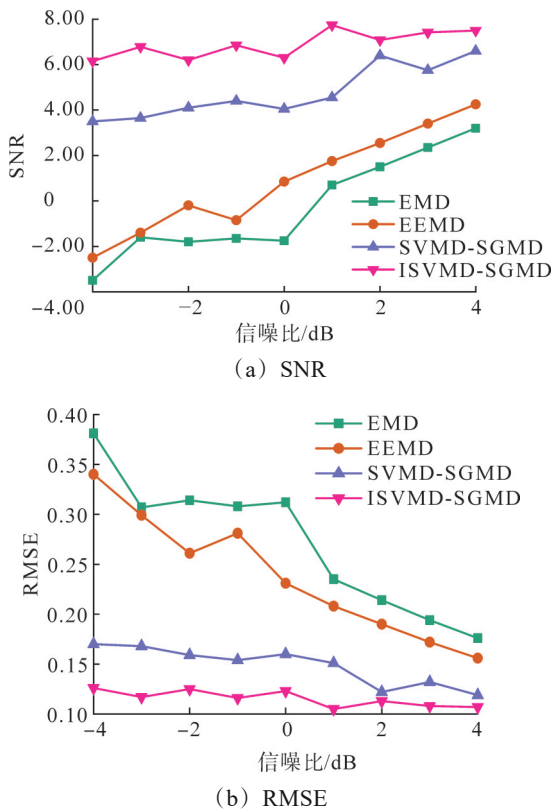


图 10 不同信噪比下各降噪方法 SNR 和 RMSE
Fig.10 SNR and RMSE of each noise reduction method under different signal-to-noise ratios

为进一步评估 ISVMD-SGMD 方法的工程实用性,分别从理论计算复杂度及实际运行耗时两个方面开展性能分析。SVMD 的理论计算复杂度为 $O(N \cdot K)$, K 为模态数。在 ISVMD 阶段, RBMO 每一代种群迭代寻优均调用一次 SVMD 并计算包络熵,其理论时间复杂度为 $O(L \cdot B \cdot N \cdot K)$, 其中, L 为迭代次数; B 为种群规模。后续 SGMD 阶段,耗时主要集中在 d 维辛相似变换矩阵的特征值求解,复杂度为 $O(d^3)$ 。则 ISVMD-SGMD 的理论时间复杂度为 $O(L \cdot B \cdot N \cdot K + d^3)$ 。由于 RBMO 在优化单一变量(平衡参数)时具有极快的收敛性且 d 通常取较小值,算法整体复杂度处于可控范围。

将各类降噪方法独立重复运行 10 次,平均运行时间见表 6。相比 SVMD, ISVMD-SGMD 的运行耗时虽有所增加,但远低于 EEMD 计算开销。在变压器 PD 信号离线分析的工程场景中,该耗时完全在可接受范围内,且降噪性能大幅提升,具备良好的工程应用价值。

表 6 不同方法的平均运行耗时
Tab.6 Average running time of different methods

方法	平均运行耗时/s
EMD	0.15
EEMD	18.27
SVMD	0.31
SGMD	0.22
SVMD-SGMD	0.76
ISVMD-SGMD	4.85

3 现场局部放电信号分析

现场 PD 信号源自某 220 kV 变电站变压器,型号为 SFP10-420000/220,其额定频率为 50 Hz,额定容量为 4.2×10^5 kV·A,冷却方式为 ODAF,空载损耗为 0.05%。采用 FMU-P/G 型超高频局放在线监测系统对信号采集,实测信号波形见图 11。

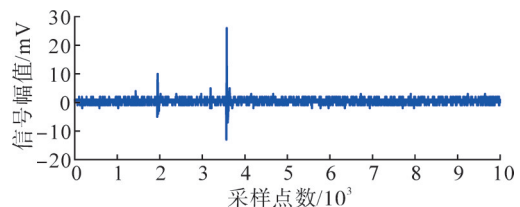


图 11 现场 PD 信号波形
Fig.11 Waveform of on-site PD signal

采用 ISVMD 对实测 PD 信号进行分解,结果见图 12。对 ISVMD 输出的 IMF1~IMF7 依次计算相关系数,求得判别阈值为 0.230 7。依据该阈值,IMF1~IMF4 可判定为高相关优质分量,留待后续参与信号重构,IMF5、IMF6 和 IMF7 进行 SGMD 分解。

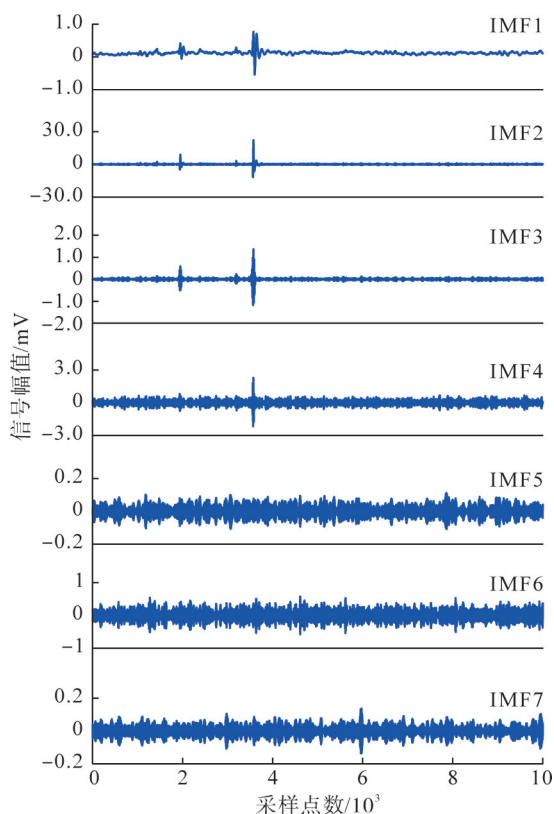


图12 ISVMD分解结果

Fig.12 Results of ISVMD decomposition

各SGCs能量占比见图13。IMF5中SGCs1和SGCs2能量占比较高,IMF6、IMF7中均为SGCs1能量占比最高。据此将各组劣质分量能量占比最高的分量判定为有用分量,将其与强相关分量进行重构。降噪后信号波形见图14。对比图11、图14可见,所提ISVMD-SGMD联合算法可有效抑制现场PD信号的噪声干扰。

现场采集的PD信号叠加复杂未知噪声,不存在无噪标准参考波形,难以直接沿用仿真分析所用的SNR等评价指标。因此,采用噪声抑制比(noise rejection ratio, NRR)和信号能量比(signal energy ratio, SER)^[28]两类评价指标,客观表征降噪方法对现场实测信号的噪声抑制能力。NRR、SER值越大,表明降噪性能越优。NRR、SER计算式分别为

$$NRR = 10(\lg \sigma_{\text{raw}}^2 - \lg \sigma_{\text{den}}^2), \quad (21)$$

$$SER = \frac{\sigma_{\text{raw}}^2}{\sigma_{\text{den}}^2}, \quad (22)$$

式(21)、式(22)中, σ_{raw} 、 σ_{den} 分别为降噪前和降噪后的标准差。

不同方法的对比结果见表7。ISVMD-SGMD

在NRR与SER指标上均最优,噪声抑制比最高提升67.11%,充分证明RBMO参数优化与SGMD二次精细提取可显著提升降噪性能。

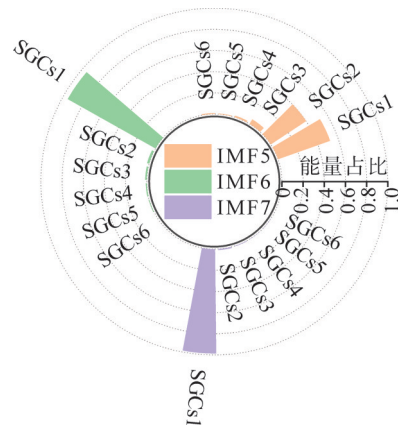


图13 SGMD分解后能量占比

Fig.13 Energy distribution of SGMD decomposition

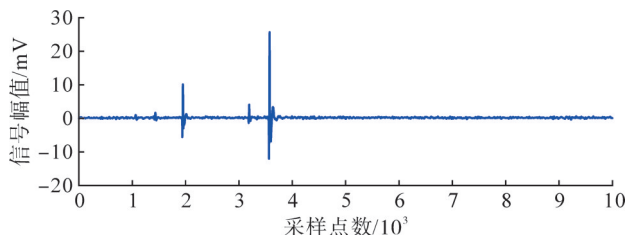


图14 降噪后信号波形

Fig.14 Waveform of the denoised signal

表7 不同方法的NRR和SER

Tab.7 NRR and SER of different methods

方法	NRR	SER
EMD	0.524 7	1.128 2
EEMD	0.653 2	1.162 2
SVMD	0.907 6	1.232 8
SGMD	0.892 4	1.228 1
SVMD-SGMD	1.126 6	1.296 2
ISVMD-SGMD	1.196 8	1.316 1

4 结论

(1) 提出一种参数自适应的ISVMD算法。在SVMD中引入红嘴蓝鹊优化算法(RBMO),以最小包络熵为适应度函数,实现SVMD平衡参数的自适应全局寻优。该方法解决了SVMD参数人工选择的随机性问题,使SVMD能够依据信号特性实现最优分解,为后续分析处理奠定基础。

(2) 构建ISVMD-SGMD两级联合降噪框架,突破传统方法直接丢弃弱相关分量的筛选模式。通过SGMD对弱相关劣质分量进行二次分解与有效信息提取,实现PD信号特征的分层深度挖掘,

避免弱相关分量中有效脉冲特征的丢失,解决了传统降噪方法信息提取不精细问题,为同类PD信号弱特征提取提供新思路。

(3) ISVMD-SGMD算法在变压器PD信号降噪方面表现较好。仿真测试中,相比传统EMD、EEMD、SVMD等方法,其信噪比最高提升2.535 6 dB;现场信号实测中,其噪声抑制比最高提升67.11%。在不同噪声水平下ISVMD-SGMD均具备较强的鲁棒性,可为变压器绝缘状态分析提供可靠依据。

参考文献(References):

- [1] 邢致恺,何怡刚,姚其新.基于多模态信息融合的变压器在线故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报,2024,38(9): 95-103.
Xing Zhikai, He Yigang, Yao Qixin. Transformer online fault diagnosis method based on multi-modal information fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(9): 95-103.
- [2] Jin L, Kim D, Abu-Siada A, et al. Oil-immersed power transformer condition monitoring methodologies: a review[J]. Energies, 2022, 15(9): 3379.
- [3] 于达,张玮,王辉.基于LSTM神经网络的油浸式变压器异常声纹诊断方法研究[J].智慧电力,2023,51(2):45-52.
Yu Da, Zhang Wei, Wang Hui. Abnormal voiceprint diagnosis method of oil-immersed transformer based on LSTM neural network[J]. Smart Power, 2023, 51(2): 45-52.
- [4] 张小牛,景俊伟,林健,等.基于EMD-SVD的高压电缆局部放电信号降噪算法研究[J].电子设计工程,2023,31(22):96-100.
Zhang Xiaoni, Jing Junwei, Lin Jian, et al. Noise reduction method of power cable partial discharge signal based on EMD-SVD[J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(22): 96-100.
- [5] 饶显杰,周凯,汪先进,等.基于改进SVD算法的局部放电窄带干扰抑制方法[J].高压电技术,2021,47(2):705-713.
Rao Xianjie, Zhou Kai, Wang Xianjin, et al. Suppression of narrow-band noise of partial discharge based on improved SVD algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 705-713.
- [6] 尚海昆,张冉喆,黄涛,等.基于CEEMDAN-TQWT方法的变压器局部放电信号降噪[J].电力科学与技术学报,2024,39(1):272-284.
Shang Haikun, Zhang Ranzhe, Huang Tao, et al. Partial discharge signal denoising based on CEEMDAN-TQWT method for power transformers[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(1): 272-284.
- [7] 李腾,樊培培,廖军,等.基于奇异值能量标准谱和改进TVF-EMD的换流变压器局部放电去噪方法[J].高压电器,2025,61(11): 221-230.
Li Teng, Fan Peipei, Liao Jun, et al. Partial discharge denoising method for converter transformer based on singular value energy standard spectrum and improved TVF-EMD[J]. High Voltage Apparatus, 2025, 61(11): 221-230.
- [8] 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 on-load tap changer based on EMD-PSD[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5): 3-10.
- [9] 白毅翔,陈志英,张修伦,等.基于改进VMD-WT的油浸式变压器局部放电超声信号去噪方法[J].电子测量与仪器学报,2024,38(12): 237-249.
Bai Yixiang, Chen Zhiying, Zhang Xiulun, et al. Ultrasonic signal denoising method for partial discharge of oil-immersed transformer based on improved VMD-WT[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(12): 237-249.
- [10] Nazari M, Sakhaei S M. Successive variational mode decomposition[J]. Signal Processing, 2020, 174: 107610.
- [11] 夏琴,肖洒,周刚,等.改进VMD和提升小波在局部放电去噪中的应用[J].电气自动化,2022,44(6):46-48,52.
Xia Qin, Xiao Sa, Zhou Gang, et al. Application of improved variational mode decomposition and lifting wavelet method in partial discharge denoising[J]. Electrical Automation, 2022, 44(6): 46-48, 52.
- [12] Wang Y W, Chen P, Zhao Y M, et al. A denoising method for mining cable PD signal based on genetic algorithm optimization of VMD and wavelet threshold[J]. Sensors, 2022, 22: 9386.
- [13] 李宁,梁河雷,程旭,等.基于SVMD和SDRSE方法的输电线路局部放电信号诊断分析[J].中国工程机械学报,2023,21(6):613-618.
Li Ning, Liang Helei, Cheng Xu, et al. Diagnosis and analysis of partial discharge signals in transmission lines based on SVMD and SDRSE methods[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2023, 21(6): 613-618.
- [14] 王毅,王涛,何家骏,等.基于SVMD与改进小波阈值的局部放电去噪方法[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2025,37(4): 597-606.
Wang Yi, Wang Tao, He Jiajun, et al. Denoising method for partial discharge signals based on SVMD and improved wavelet threshold[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2025, 37(4): 597-606.
- [15] 段沁宇,薛贵军,谭全伟,等.基于SVMD的改进BWO-TimesNet短期热负荷预测模型[J].广西师范大学学报(自然科学版),2024, 42(6): 101-116.
Duan Qinyu, Xue Guijun, Tan Quanwei, et al. Improved BWO-

- TimesNet short-term heat load forecasting model based on SVMD [J]. Journal of Guangxi Normal University (Natural Science Edition),2024,42(6):101-116.
- [16] Fu S W, Li K, Huang H S, et al. Red-billed blue magpie optimizer: a novel metaheuristic algorithm for 2D/3D UAV path planning and engineering design problems[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(6):134.
- [17] Yan X A, Liu Y, Jia M P. A fault diagnosis approach for rolling bearing integrated SGMD, IMSDE and multiclass relevance vector machine[J]. Sensors, 2020, 20:4352.
- [18] Kukavica I, Robinson J C. Distinguishing smooth functions by a finite number of point values, and a version of the Takens embedding theorem[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2004, 196: 45-66.
- [19] Bollt E M, Yao C, Schwartz I B. Dimensional implications of dynamical data on manifolds to empirical KL analysis[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2010, 239: 2039-2049.
- [20] Matilla-García M, Morales I, Rodríguez J M, et al. Selection of embedding dimension and delay time in phase space reconstruction via symbolic dynamics[J]. Entropy, 2021, 23: 221.
- [21] Yap H L, Eftekhari A, Wakin M B, et al. A first analysis of the stability of Takens' embedding[C]//2014 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing, December 3-5, 2014 Atlanta, GA, USA, New York: IEEE, 2014: 404-408.
- [22] 骆春林, 刘其洪, 李伟光. EWT-SSA 联合降噪及其在滚刀振动信号分析中的应用[J]. 中国测试, 2022, 48(8): 109-116.
- Luo Chunlin, Liu Qihong, Li Weiguang. EWT-SSA joint denoising and its application in the analysis of hob vibration signal[J]. China Measurement & Test, 2022, 48(8): 109-116.
- [23] 尚海昆, 许俊彦, 李宇才, 等. CEEMDAN 在变压器振动信号提取中的应用[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(3): 459-468.
- Shang Haikun, Xu Junyan, Li Yucai, et al. Application of CEEMDAN in vibration signal extraction of transformer[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(3): 459-468.
- [24] 苏志雄, 于瑞冬, 张周胜. 基于多重多项式结果-二重网格搜索的变压器局部放电定位[J]. 高电压技术, 2024, 50(4): 1538-1547.
- Su Zhixiong, Yu Ruidong, Zhang Zhousheng. Partial discharge location of transformers based on multi-polynomial resultants approach and 2-lattice search[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(4): 1538-1547.
- [25] 李文华, 姜惠, 赵正元, 等. 基于波形匹配端点延拓法优化的经验模态分解算法在铁路继电器参数降噪上的应用[J]. 电工技术学报, 2022, 37(10): 2656-2664.
- Li Wenhua, Jiang Hui, Zhao Zhengyuan, et al. Application of empirical mode decomposition algorithm based on waveform matching endpoint continuation method in noise reduction of railway relay parameters[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(10): 2656-2664.
- [26] 陆文安, 朱清晓, 李兆伟, 等. 基于卷积神经网络的新型电力系统频率特性预测方法[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(10): 1500-1512.
- Lu Wenan, Zhu Qingxiao, Li Zhaowei, et al. A prediction method of new power system frequency characteristics based on convolutional neural network[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(10): 1500-1512.
- [27] 张洪明, 孙敏. 基于神经网络的数字图像去噪算法设计与仿真[J]. 自动化与仪器仪表, 2023(2): 46-50.
- Zhang Hongming, Sun Min. Design and simulation of digital image denoising algorithm based on neural network[J]. Automation & Instrumentation, 2023(2): 46-50.
- [28] Li J L, Wang H Q, Song L Y. A novel sparse feature extraction method based on sparse signal via dual-channel self-adaptive TQWT[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(7): 157-169.