

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314736

基于 SAMP-VMD 的局放信号去噪方法^{*}王映植^{1,2} 严天峰^{1,2,3} 汤春阳³ 高锐^{1,2} 牛瑞婷^{1,2}(1. 兰州交通大学电子与信息工程学院 兰州 730070; 2. 甘肃省无线电监测及定位行业技术中心 兰州 730070;
3. 丝路梵天(甘肃)通信技术有限公司 兰州 730030)

摘要: 针对电力设备局部放电信号容易受到环境中的窄带噪声和白噪声的干扰,为了更好保留局放信号特征以便后续进行故障诊断和预测,提出了一种基于压缩感知重构和变分模态分解的变压器局部放电信号去噪方法。该方法首先使用窗函数抑制窄带干扰的频率泄露,之后利用窄带干扰在频域上与局放信号和白噪声之间稀疏度的差异从而将窄带信号进行分离重构以抑制窄带噪声,其次通过改进变分模态分解方法根据各模态含有局放信号信息的多少来对不同模态进行分类去噪,最终恢复出局放信号。通过仿真及实测信号对该方法进行去噪效果测试,并与奇异值分解和变分模态分解去噪方法的去噪效果进行对比,结果表明该方法能够有效抑制局部放电信号的干扰,相比传统算法的波形相似系数提升约 2%,能够更好的保留局部放电信号的波形特征。

关键词: 局部放电;压缩感知重构;改进变分模态分解;去噪

中图分类号: TM835 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4031

Denoising method for partial discharge signals based on SAMP-VMD

Wang Yingzhi^{1,2} Yan Tianfeng^{1,2,3} Tang Chunyang³ Gao Rui^{1,2} Niu Ruiting^{1,2}(1. School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;
2. Gansu Province Radio Monitoring and Positioning Industry Technology Center, Lanzhou 730070, China;
3. Silk Road Brahma Communication Technology, Lanzhou 730030, China)

Abstract: The partial discharge signal of power equipment is prone to interference from narrow band noise and white noise in the environment. In order to better preserve the characteristics of local discharge signal for fault diagnosis and prediction, a method of denoising transformer partial discharge signal based on compressed sensing reconstruction and variational mode decomposition is proposed. This method firstly uses the window function to suppress the frequency leakage of narrowband interference, and then separates and reconstructs narrowband signals to suppress narrowband noise by taking advantage of the difference in sparsity between narrowband interference and local emission signal and white noise in the frequency domain. Secondly, by improving variational mode decomposition method, different modes are classified and denoised according to the amount of local emission signal information contained in each mode. Finally restore the outgoing release signal. The denoising effect of this method is tested by simulation and actual signal, and the denoising effect is compared with that of singular value decomposition and variational mode decomposition. The results show that this method can effectively suppress the interference of partial discharge signal, and the waveform similarity coefficient is improved by about 2% compared with the traditional algorithm, and the waveform characteristics of partial discharge signal can be better preserved.

Keywords: partial discharge; compressed sensing reconstruction; improved variational mode decomposition; denoise

0 引言

目前,我国的大型电力设备建设规模庞大,对电力设备的电气性能缺陷进行检测能够极大程度上避免因变压器事

故发生所导致的经济损失^[1-2]。而电力设备电气性能缺陷能够通过局部放电(partial discharge, PD)进行表征,因此对局部放电信号的分析是目前诊断预测电力设备故障的一类常用方法。然而在现场环境中,电力设备运行工况下的

收稿日期:2023-10-10

* 基金项目:甘肃省科技重大专项(22ZD6GA041)、甘肃省重点人才项目(6660010201)、国家自然科学基金(62361034)项目资助

电磁环境较为复杂,缺陷所产生的 PD 信号能量微弱^[3],这导致 PD 信号在整个采样频带内被来自空间中的各类噪声所淹没,对局放信号特征提取及故障诊断造成了极大的困难^[4]。因此如何对含有各类噪声的 PD 信号进行波形恢复是目前电力设备 PD 信号监测领域的一个研究重点^[5]。

PD 监测过程中的干扰一般可以分为两类:周期性窄带干扰和白噪声。两者由于其持续时间长、随机性大等特点导致传统去噪方法难以进行针对性的抑制。因此,这里针对周期性窄带噪声和白噪声来对局放信号进行噪声抑制。

目前,前人提出了许多类型的 PD 信号噪声抑制方法。整体上分为 3 条路线,分别是基于时频域分析的小波变换法^[6]、基于信号时间尺度的模态分解法^[7-8]、以及基于信号结构的奇异值分解法^[9-10]。小波去噪方法使用小波基函数将信号能量分解到不同的小波系数中,通过阈值来区分小波系数所代表的是噪声还是 PD 信号^[11],但在存在窄带干扰的情况下,噪声与信号所对应的系数难以区分,且小波基和分解层数的选取较为困难,造成去噪信号波形的失真。奇异值分解(singular value decomposition, SVD)方法单纯使用峭度准则来区分噪声和信号所对应的奇异值,这比较容易造成有用信号信息的丢失,导致波形失真^[12]。模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法是根据信号时间尺度特征来对信号进行分解的方法,可以不考虑趋势项的类型就进行信号趋势项的提取^[13],是一种目前常用的信号分析方法。但 EMD 分解方法存在着端点效应和模态混叠现象^[14]。针对这个问题,Dracomiretskiy 等^[15]于 2013 年提出了变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法,克服了传统经验模态分解方法中存在的模态混叠和端点效应等缺陷。但使用 VMD 进行去噪时若未能选择适合的模态分解数,则有可能无法将信号与噪声分解到不同的模态当中。肖酒等^[16]和徐黄宽等^[17]使用智能优化算法对 VMD 各项参数进行自适应参数寻优,但该方法通过迭代的方式获得参数,时间开销较大。Ma 等^[18]提出了一种互相关系数双阈值方法来对 VMD 分解出的各模态分量进行分类去噪的方法,但若分量中窄带干扰为主要成分,则有用信号会淹没在干扰中,此时会损失一部分信号能量,造成波形失真。目前,随着压缩感知重构理论的发展,贺泉使用了压缩感知理论对窄带信号进行干扰抑制^[19],为宽带采样信号的窄带干扰抑制提供了一种新的思路。周国华等^[20]使用匹配追踪方法去除 PD 信号的白噪声,验证了压缩感知重构应用在 PD 信号去噪中的可行性。

综上所述,提出了一种将压缩感知重构理论和 VMD 分解进行结合的去噪方法。该方法通过引入稀疏度自适应匹配追踪理论(sparsity adaptive matching pursuit, SAMP),利用窄带干扰与 PD 信号和白噪声在频域中稀疏性的不同来分离重构出窄带干扰并进行抑制,之后使用改进 VMD 算法利用模态分类的峭度值对各模态进行分类并去除其中的白噪声。该方法结合了 SAMP 和 VMD 分解

的优势,克服了传统 VMD 去噪算法对预设参数要求较高的问题,有效去除了随机干扰并恢复出了信号波形。对仿真和现场实测信号进行去噪,并与传统方法进行对比分析,结果验证了所提方法对 PD 信号干扰抑制的有效性。

1 基本理论

1.1 压缩感知理论

压缩感知理论的前提是某个信号存在一个变换域,在该变换域中信号的表示是稀疏的。信号变换域的稀疏性影响着重构信号的精确度。利用窄带噪声与 PD 信号和白噪声在频域内稀疏特征的不同便能够分离出窄带信号。通过重构方法便能够实现窄带干扰的重构和抑制。

设有一个 $N \times 1$ 维的原始信号 $\mathbf{x}$ 。 $\mathbf{x}$ 一般没有稀疏性。但 $\mathbf{x}$ 可以通过某个变换域进行稀疏表示。

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\chi} \quad (1)$$

其中, $\boldsymbol{\Psi}$ 为 $N \times N$ 维变换基, $\boldsymbol{\chi}$ 为 $N \times 1$ 信号稀疏域表示。则原始信号可以通过某个 $M \times N$ 维的观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 压缩成 $M \times 1$ 维的观测向量 $\mathbf{y}$ 。

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi}\mathbf{x} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\chi} \quad (2)$$

若存在 $\delta \in (0, 1)$ 使得 $\boldsymbol{\Phi}$ 满足式(3)。

$$(1 - \delta) \|\mathbf{x}\|_2 \leq \|\boldsymbol{\Phi}\mathbf{x}\|_2 \leq (1 + \delta) \|\mathbf{x}\|_2 \quad (3)$$

则称观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 满足 RIP 性质。则可利用观测向量 $\mathbf{y}$ 精确重构出原始信号 $\mathbf{x}$ 。

1.2 稀疏度自适应匹配追踪

一般重构方法需要提前获得信号在稀疏域中的稀疏度,而实际情况中信号的稀疏度很难获取。因此将稀疏度自适应匹配追踪(sparsity adaptive MP, SAMP)算法引入到了 PD 信号去噪之中。

SAMP 算法通过迭代步长 s 来逐步逼近信号稀疏度 K 来进行重建,它能够在 K 位置时实现原信号高精度的重构。具体算法步骤如下。下面流程中, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示向量内积。 $\text{abs}[\cdot]$ 表示求绝对值。

输入: $\mathbf{A}$: 传感矩阵, $\mathbf{y}$: 观测向量, s : 初始步长。

输出: $\hat{\boldsymbol{\chi}}$: 重构出的稀疏表示估计, $\mathbf{r}_M$: 残差。

1) 初始化: 残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 支撑集 $\mathbf{A}_0 = \emptyset$, 步长 $L = s$, 迭代次数 $t = 1$;

2) 计算相关系数 $\mathbf{u} = \text{abs}[\mathbf{A}^T \mathbf{r}_{t-1}]$, 并选出 $\mathbf{u}$ 中前 L 个最大值的索引构成初始支撑集 $\mathbf{S}_k = \max[\text{index}(\mathbf{u}), L]$;

3) 更新支撑集 $\mathbf{C}_k = \mathbf{A}_{t-1} \cup \mathbf{S}_k$, $\mathbf{A}_t = \{\mathbf{a}_j\}$, $\mathbf{J} \in \mathbf{S}_k$;

4) 计算最小二乘解 $\hat{\boldsymbol{\chi}}_t = \arg \min_{\theta_i} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}_t \boldsymbol{\chi}_t\| = (\mathbf{A}_t^T \mathbf{A}_t)^{-1} \mathbf{A}_t^T \mathbf{y}$;

5) 获取 $\hat{\boldsymbol{\chi}}_t$ 中前 L 个最大值的对应索引, 记为 $\mathbf{F} = \max[\text{index}(\hat{\boldsymbol{\chi}}_t), L]$;

6) 更新残差 $\mathbf{r}_{\text{new}} = \mathbf{y} - \mathbf{A}_F (\mathbf{A}_F^T \mathbf{A}_F)^{-1} \cdot \mathbf{A}_F^T \mathbf{y}$

- 7) 若 $\| \mathbf{r}_{new} \|_2 \geq \| \mathbf{r}_{t-1} \|_2$, 更新步长 $L = L + s$ 并返回步骤 2);
- 8) 若 $\mathbf{r}_{new} = 0$, 停止迭代, 输出稀疏估计 $\hat{\mathbf{x}}$ 和残差 $\mathbf{r}_M$
- 9) 若两个条件都不能满足, 则 $\mathbf{A}_t = \mathbf{F}, \mathbf{r}_t = \mathbf{r}_{new}, t = t + 1$, 并返回步骤 2)。

1.3 VMD 算法

VMD 一种具有自适应、完全非递归的求解约束变分模型最优解的方法。它的本质是在求解一个如式(4)所示的约束变分模型^[21]。其表达式为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right)^* u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (4)$$

其中, k 表示经过 VMD 分解得到的模态分量个数。 u_k 为各模态函数, ω_k 为模态对应的中心频率, $*$ 表示卷积, $f(t)$ 为输入信号。该变分问题可以通过引入二次惩罚因子 α 和增广 Lagrange 函数将其转化为非约束问题, 从而得到最优解。

2 基于 SAMP 与 VMD 的联合干扰抑制方法研究

2.1 局放信号数学模型

这里建立含有噪声的 PD 信号数学模型。

$$f_N(t) = f(t) + f_{narrow}(t) + n(t) \quad (5)$$

其中, $f(t)$ 为 PD 信号, $f_{narrow}(t)$ 为窄带噪声, $n(t)$ 为白噪声。常用的数字接收机常使用 2 的整数次方作为信号采样点数, 这里使用 $N = 1\,024$ 个点来对信号进行处理。

2.2 基于改进 SAMP 的窄带干扰抑制方法

在进行压缩感知重构时, 信号在稀疏域的稀疏度对重构信号的准确度有着极大的影响, 稀疏度越强, 重构出的信号越精确。但对于接收机采集到的信号来说, 相当于对原始信号加了一个离散的矩形窗, 这会导致信号在进行频域变换的过程中产生冲击响应泄露, 从而造窄带信号在频域中的频谱泄露, 最终影响到了窄带信号的稀疏性。文献[22]说明了加窗对频谱泄露现象的抑制作用。常用窗函数的信噪比损失如表 1 所示。

表 1 常用窗函数的性能

窗函数	汉宁窗	汉明窗	布莱克曼窗
主瓣宽度	$8\pi/N$	$8\pi/N$	$12\pi/N$
旁瓣衰减/dB	-31	-41	-57
损耗/dB	1.756 7	1.347 5	2.376 6

窗函数的选择需要综合考虑旁瓣衰减和信噪比损失, 通过理论验证, 使用汉明窗来对信号进行加窗处理。假设窗函数长度为 $N = 1\,024$ 个点的 W_N 。

经过加窗后窄带干扰的稀疏性得到了保证, 此时通过 SAMP 算法能够重构出更精确的窄带干扰 $\hat{f}_{narrow}(t)$, 而

PD 信号与白噪声则因为不具有稀疏性而成为重构干扰, 可通过 3σ 阈值进行去除。将原始加窗信号 $f_{win}(t)$ 与重构获得的窄带干扰进行相减便能够抑制信号中的窄带干扰。

$$f_{w_denarrow} = f_{win} - \hat{f}_{narrow}(t) \quad (6)$$

抑制窄带噪声后的信号 $f_{w_denarrow}$ 由于加窗操作存在着严重的波形失真。针对这个问题, 文献[23]采用了反加窗算法来恢复原始信号。文献[24]从理论层面证明了反加窗算法可以等效为完全重构算法, 因此通过引入反加窗算法来恢复 PD 信号波形。但信号 $f_{w_denarrow}$ 中仍然存在着白噪声, 若对整个信号进行反加窗恢复则会增强白噪声对 PD 信号的干扰, 这里引入 S 变换的方法, 利用 S 变换良好的时频分析能力对 PD 信号发生时段进行估计, 并使用截断反加窗的方法将 PD 信号恢复。

S 变换本质是一种特殊的小波分析方法, 通过高斯窗函数的自适应调节克服了传统时频分析方法时频分辨率固定不变的缺点, 能够更好的反映出信号时频能量分布。S 变换离散形式如下。

$$\begin{cases} S[kT, \frac{n}{NT}] = \sum_{m=0}^{N-1} H[\frac{m+n}{NT}] e^{\frac{2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{2\pi i m k}{N}}, & n \neq 0 \\ S[kT, 0] = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} H[\frac{m}{NT}], & n = 0 \end{cases} \quad (7)$$

经过 S 变换后可以获得信号的时域能量分布, 其时频能量分布图如图 1 所示。

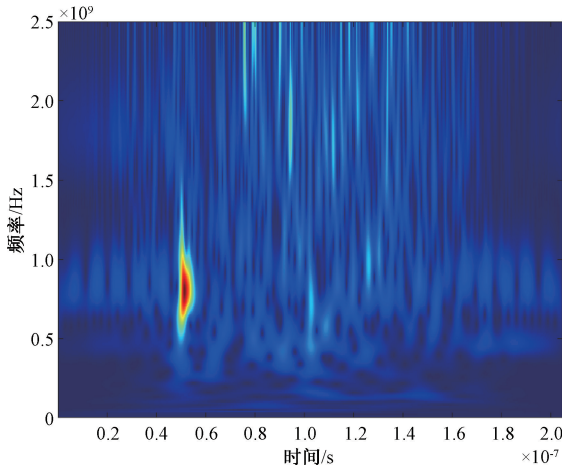


图 1 S 变换后的 PD 信号时频能量分布图

之后便可采用滑动窗来估计出 PD 信号发生的大致时间, 常见 PD 信号发生的时间都在微秒级^[25]。这里选用 70 点长度的滑动窗, 利用加窗步进求标准差的方法可以估计出信号发生时间。在获得信号发生时间估计后, 对前文使用的窗函数进行截取获得 $\hat{W}$, 实现了恢复 PD 信号波形的同时抑制了部分白噪声干扰。

$$f_{denarrow} = f_{w_denarrow} \times \frac{1}{\hat{W}} \quad (8)$$

2.3 基于改进 VMD 的白噪声抑制方法

VMD 算法在有效避免模态混叠和端点效应的同时存在着惩罚因子 α 和分解层数 K 不好确定的缺点。目前前人对 VMD 去噪的优化方向主要是根据智能优化算法等方式来对参数进行自适应的选取,之后单纯通过某一指标将有用信号分量分离出来从而重构出 PD 信号^[26],但这些方法在增大了运算量的同时还损失了一部分分散在其他分量中的有用成分,造成了信号波形的失真。因此若能利用 VMD 分解后的所有分量中的有用信号进行 PD 信号重构,则可以弥补参数选取不当造成的信号特征丢失。经过 2.2 节的方法去噪后的带噪 PD 信号主要是由 PD 信号和白噪声构成的,可以通过峭度值定量评价模态分量中含有有效信号的多少。峭度的计算公式如下。

$$Q = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{n\sigma^4} \quad (9)$$

针对模态分类,使用峭度均值对模态进行分类。分为有效信号为主要成分的分量和噪声成分为主要成分的分量,之后对两类分量分别进行不同的小波软阈值去噪处理,然后利用 2.2 节中估计的信号发生时间提取出去噪后的噪声分量的对应部分,最后将所有去噪分量进行重构便可恢复出 PD 信号。特别的,VMD 在分解后存在一个残余项,表示信号的重构误差,分类过程将该模态分量归类为噪声占主导的分量,这里所使用 VMD 的参数根据经验设置 $K=8, \alpha=2\ 000$ 。

2.4 SAMP-VMD 局放信号噪声抑制方法

针对窄带干扰和白噪声,结合 SAMP 算法和 VMD 算法的优点,分别对两者进行干扰抑制。综合上面两节中的描述的原理,提出了 SAMP-VMD 干扰抑制方法的流程如图 2 所示。

具体步骤如下:

- 1) 对输入带噪信号进行加窗;
- 2) 构建高斯观测矩阵 ϕ 和傅里叶变换基 ψ ;
- 3) 通过传感矩阵 $A = \phi\psi$ 对加窗后信号进行观测,获得观测量 y ;
- 4) 通过 SAMP 对窄带噪声进行分离重构,并通过 3σ 阈值将重构误差消去,并与输入信号进行相减去噪;
- 5) 利用 S 变换获得信号时域能量分布,估计信号的发生时间;
- 6) 利用获得的估计发生时间截断窗函数并对信号进行反加窗。获得去除窄带噪声的信号 $f_{denarrow}$;
- 7) 对 $f_{denarrow}$ 进行 VMD 分解,获得 8 个模态分量,并计算各个分量的峭度 q_k 和峭度均值 q_{mean} ;
- 8) 通过 q_{mean} 将模态分量分为有效信号为主要成分的分量 IMF_s 和噪声成分为主要成分的分量 IMF_n , 其中 s 和 n 表示分量索引;
- 9) 将 IMF_s 和 IMF_n 使用自适应小波软阈值去噪方法

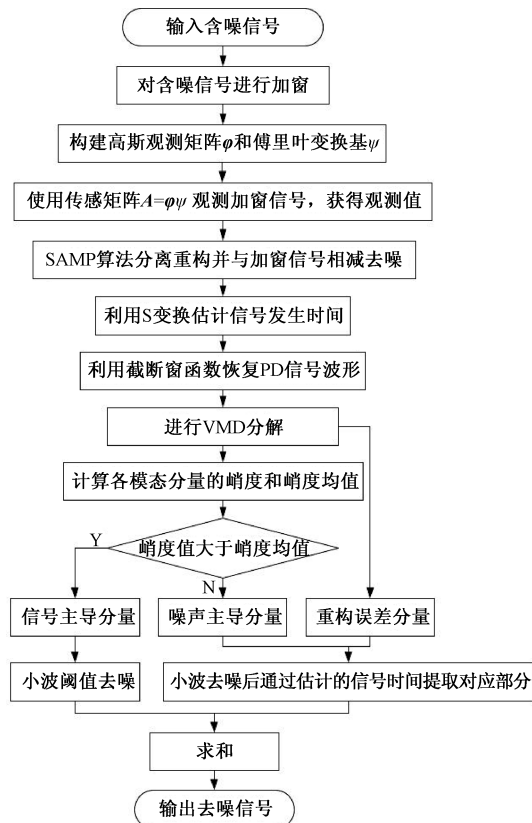


图 2 SAMP-VMD 方法流程

去除其中的白噪声,并通过信号估计发生时间提取噪声分量中对应的时域波形;

10) 利用去噪后的信号分量和提取后的噪声分量重构出 PD 信号。

3 仿真实验

3.1 信号仿真

PD 信号通常是一类持续时间极短的震荡脉冲信号,参考相关文献,根据文献[27],这里分别使用单指数阻尼震荡脉冲和双指数阻尼振荡脉冲来验证 2.4 节所提方法的有效性。其数学表达式如下。

$$DET_1(t) = A \sin(2\pi f_c t) e^{-t/\tau_1} \quad (10)$$

$$DET_2(t) = A \sin(2\pi f_c t) (e^{-1.2t/\tau_1} - e^{-2.4t/\tau_2}) \quad (11)$$

仿真所使用的 PD 信号参数如表 2 所示。

表 2 仿真信号参数设置

幅值 A/ mV	衰减系数 τ_1 / s	衰减系数 τ_2 / s	频率 f_c / MHz
5	3×10^{-9}	—	800
20	2×10^{-9}	5×10^{-9}	800

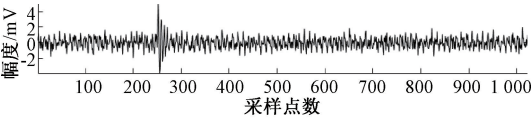
现场环境中的窄带干扰主要来自各类通信基站的调制信号,因此使用频率为 470、900、1 800 MHz 的正弦信号来

模拟窄带干扰^[4]。其数学表达式如式(12)所示。

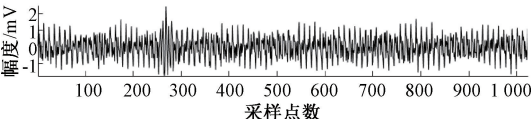
$$f_{narrow}(t) = A_i \sum_t \sin(2\pi f_i t) \tag{12}$$

设置采样点数 $N = 1\,024$ 。仿真局放信号模型如式(5)所示。其中, $f(t)$ 为 PD 信号, $f_{narrow}(t)$ 为式(12)定义的幅度为 0.5 mV 的窄带噪声, $n(t)$ 为 0 dB 白噪声。

利用 MATLAB 生成带噪仿真信号如图 3 所示。



(a) 波形1加噪时域波形



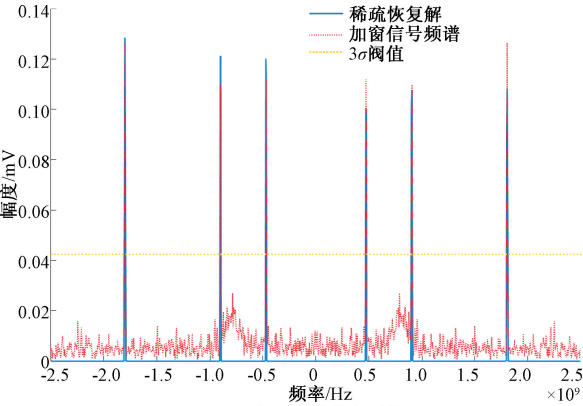
(b) 波形2加噪时域波形

图 3 仿真信号波形

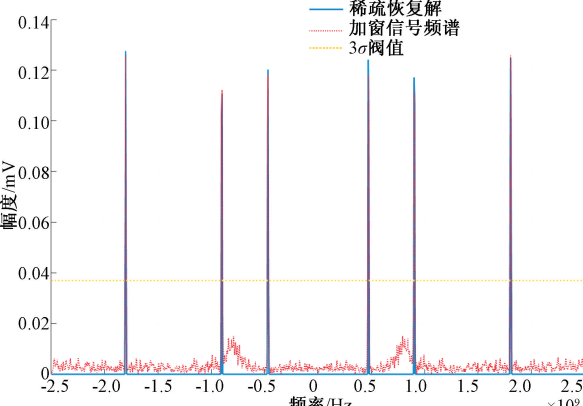
3.2 信号去噪实验

使用 2.3 节提出的 SAMP-VMD 方法对图 3 所示的两类带噪局放信号进行去噪实验,去噪过程及对应输出如下。

1) 窄带干扰稀疏重构,经过 SAMP 算法对窄带干扰进行分离重构后的信号如图 4 所示。



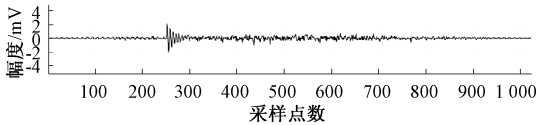
(a) 波形1稀疏恢复对比



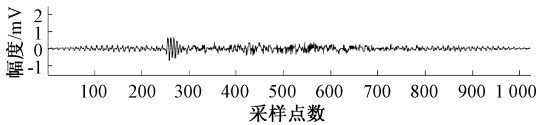
(b) 波形2稀疏恢复对比

图 4 两类波形的稀疏恢复

2) 窄带干扰抑制,将加窗后的带噪信号与稀疏重构后的窄带干扰进行相减去噪,去噪后波形如图 5 所示。



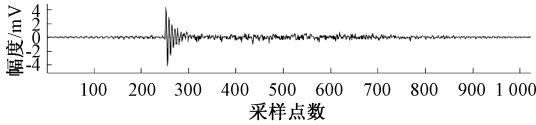
(a) 波形1抑制窄带噪声波形



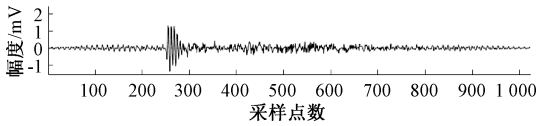
(b) 波形2抑制窄带噪声波形

图 5 两类波形的窄带抑制波形

3) PD 信号反加窗恢复,通过 S 变换获得的估计时间对窗函数进行截断,将图 5 中获得的窄带抑制波形进行反加窗恢复,恢复 PD 信号波形如图 6 所示。



(a) 波形1反加窗后波形



(b) 波形2反加窗后波形

图 6 两类波形的反加窗恢复波形

此时从图 6 中已经能够观察到 PD 信号的波形。

4) 对图 6 中的两个信号进行 VMD 分解,参数设置为 $K = 8, \alpha = 2\,000$,各模态分量及对应频谱如图 7 所示。

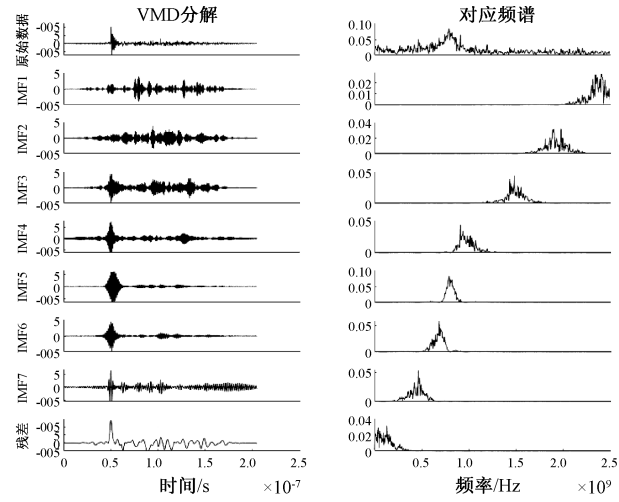
5) 对步骤 4) 中获得的 IMF 分量进行分类去噪,最终重构出的 PD 信号波形如图 8 所示。

由图 8 可以看到,经过 SAMP-VMD 算法很好的恢复出了 PD 信号波形,接下来将在 3.3 节中量化对比所提出方法的有效性。

3.3 去噪效果对比分析

本节使用 SAMP-VMD 算法与 VMD-WT 和 SVD-WT 算法对图 3 中的两类仿真信号进行去噪效果进行对比。VMD-WT 算法使用与所提出方法中的 VMD 过程相同的分解参数,并将峭度值大于 3 的分量使用 db8 小波去噪并进行重构从而恢复出 PD 信号,噪声抑制结果如图 9 所示。SVD-WT 算法根据峭度分离窄带干扰对应的奇异值,使用 db8 小波去除白噪声来恢复出 PD 信号,噪声抑制结果如图 10 所示。

为了定量描述去噪方法的去噪效果,这里引入噪声抑制比 (noise rejection ratio, NRR)、波形相似系数 (normalized correlation coefficient, NCC) 以及均方误差 (mean square error, MSE) 3 个指标对去噪效果进行评



(a)波形1的VMD分解

(b)波形2的VMD分解

图 7 VMD 分解后各模态分量

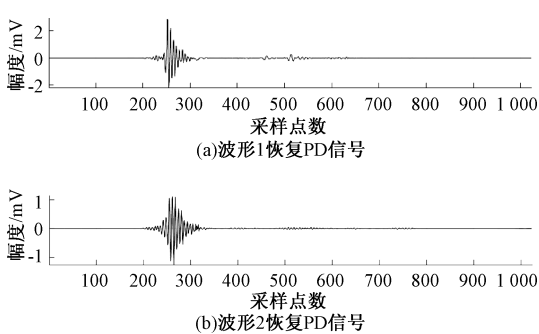


图 8 恢复后的 PD 信号波形

估^[25]。其中 NRR 在计算前需要将干扰抑制前后的信号进行归一化,以提高定量评价的准确性,3 种方法干扰抑制评价指标对比如表 3 所示。

根据图 8~10 和表 3 可以看到,SVD-WT 算法能够较好的抑制窄带干扰和白噪声,NRR 和 NCC 与 SAMP-VMD 方法相近,但是从图 10 看到其去噪后波形畸变较大,造成后续特征提取较为困难。VMD-WT 算法由于需要预先确定合适的分解层数 K ,且分解层数难以确定,NCC 极低,去噪后的信号严重失真。而 SAMP-VMD 方法在克服了传统 VMD 算法对预设参数要求较高的问题的同时,即便使用了与 VMD-WT 方法相同的分解参数,却取得了比 SVD-WT 方法更高的 NCC,能够更加准确的恢复出原始 PD 信号波形,证明了所提方法的有效性。

4 实测信号去噪效果

为进一步验证提出方法的去噪效果,采集了某 110 kV 变电站现场环境中的变压器 PD 信号,变压器为工频 50 Hz 三相变压器,功率 31 500 kVA,该变电站已投入运营 25 年,许多位置都存在着隐性的绝缘劣化问题,产生了具有较为复杂结构的局放信号,变电站现场环境如图 11 所示。

表 3 去噪方法评价指标

去噪方法	评价指标					
	NRR		NCC		MSE	
波形	1	2	1	2	1	2
VMD-WT	1.386	6.176	0.745	0.69	0.052 36	0.014 99
SVD-WT	6.951	10.266	0.922	0.933	0.019 52	0.004 95
SAMP-VMD	4.926	8.921	0.956	0.947	0.019 34	0.003 23

使用如图 12 所示的系统结构对 PD 信号进行采集。该系统宽带天线带宽范围为 300 MHz~3 GHz、无线电接收机使用中电 41 所研制的 3900a 超宽带接收机,该接收机采样频率范围为 20 MHz~6 GHz。

将采集到的数据导入到 MATLAB 中进行处理,以 1 024 个采样点为单位进行分割,获得了实测 PD 信号如图 13 所示。

使用 3.3 节中所述的两种方法与 SAMP-VMD 方法对

图 13 所示信号进行去噪,恢复波形如图 14 所示。

由图 14 可以看到,对于实测信号,SAMP-VMD 方法和 SVD-WT 方法均能很好的恢复出 PD 信号波形。但 SVD-WT 方法平滑了 PD 信号的波形变化率较大的部分,这使得恢复出的 PD 波形损失了部分信号特征。而 VMD-WT 方法则由于分解参数设置不合理的问题导致完全无法恢复出 PD 信号。可以看到 SAMP-VMD 方法极大的改善了传统 VMD 分解方法对分解层数设置要求较高的问

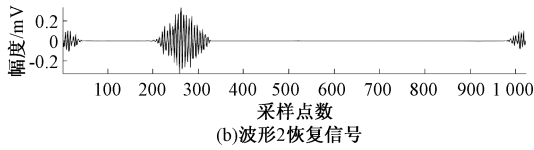
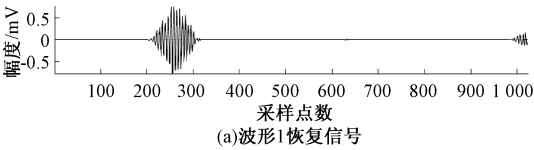


图 9 VMD-WT 方法

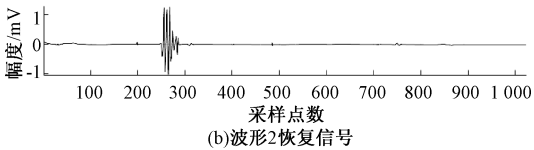
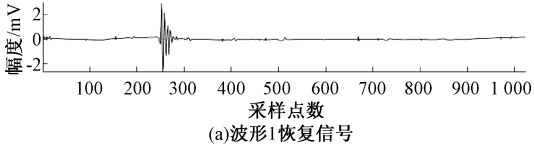


图 10 SVD-WT 方法



图 11 现场变压器环境

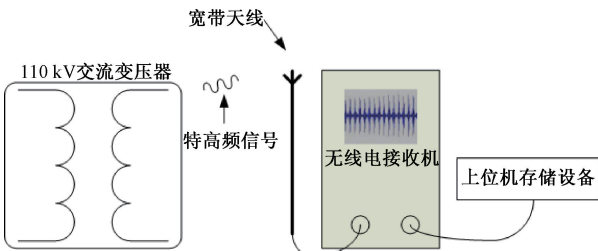


图 12 特高频信号采集系统

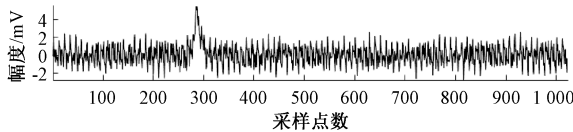


图 13 现场环境的带噪声局放信号

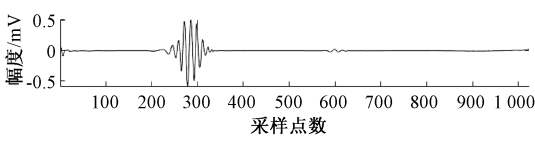
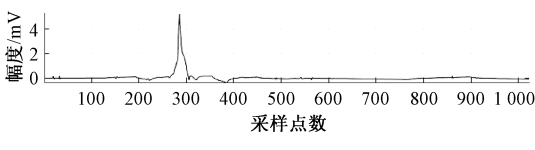
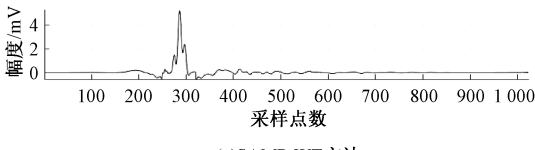


图 14 实测 PD 信号去噪效果对比

由于在现场环境中无法获取到纯净的 PD 信号波形，因此在 3.3 节中所使用的 NCC 和 MSE 两类评价指标无法应用于现场实测信号，这里 NRR 作为实测 PD 信号的噪声抑制评价指标^[10]。NRR 的计算方式如下。

$$\eta = 10 \times (\lg \sigma_1^2 - \lg \sigma_2^2) \quad (13)$$

式中： σ_1^2 表示采集到的原始信号方差， σ_2^2 表示恢复出的 PD 信号的方差。计算出的噪声抑制比 η 能够反映出有用信号的凸显程度，非常适用于 PD 信号这类脉冲信号的定量分析。通过计算可以获得图 14 中各方法去噪后的噪声抑制比如表 4 所示。

表 4 实测信号噪声抑制比

	噪声抑制方法		
	VMD-WT	SVD-WT	SAMP-VMD
噪声抑制比	5.351 9	4.050 4	6.095 3

从表 4 可以看到 SAMP-VMD 方法获得了传统方法更高的噪声抑制比，去噪后的 PD 原始信号特征更为明显。综上所述，可以看到本文方法对仿真 PD 信号以及现场实测 PD 信号的抑制性能均具有着较为明显的优势。

5 结 论

提出了一种基于压缩感知重构理论和变分模态分解的改进 PD 信号干扰抑制方法，并利用 MATLAB 仿真信号和现场实测信号对 SAMP-VMD 和 VMD-WT、SVD-WT 方法进行了对比分析，验证了 SAMP-VMD 方法的有效性。结论如下：

利用窄带噪声与 PD 信号和白噪声在频域中稀疏性的不同，提出了一种改进 SAMP 算法对窄带干扰进行了分离重构，从而抑制了含噪 PD 信号的窄带干扰。

提出了一种改进 VMD 算法实现了对 PD 信号白噪声

题，同时能够更大程度的恢复出 PD 信号特征。

的去除,根据各模态分量的峭度值与峭度均值的比值来对各个模态进行分类去噪,考虑到了 PD 信号在所有分量中的信号能量。大大改善了传统 VMD 算法对分解层数设置较为敏感的问题。

用 SAMP-VMD、SVD-WT 方法和 VMD-WT 方法对仿真 PD 信号和现场环境中采集到的 PD 信号进行去噪效果对比实验,实验结果表明 SAMP-VMD 方法对 PD 信号具有更好的去噪效果,同时能更好的还原出 PD 信号波形特征。

参考文献

- [1] 王婷婷,丁浩,张周胜. 基于深度学习和多模型融合的局部放电模式识别方法[J]. 电力工程技术, 2023, 42(3): 188-195.
- [2] 关宇,董明,席英杰,等. 基于频域阈值处理广义互相关和空间筛选的多源局部放电定位方法[J/OL]. 电网技术, 1-13 [2024-02-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.TM.20230606.1510.005.html>.
- [3] 刘元,匡文凯,苏盛,等. 基于双通道能量差的环网柜局放信号消噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 218-227.
- [4] 刘宇舜,周文俊,李鹏飞,等. 基于广义 S 变换模时频矩阵的局部放电特高频信号去噪方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(9): 211-220.
- [5] 罗新,牛海清,胡日亮,等. 一种改进的用于快速傅里叶变换功率谱中的窄带干扰抑制的方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(12): 167-175, 200.
- [6] 王异凡,朱冠霖,王兆强,等. 基于改进小波阈值的 GIS 局部放电在线监测白噪声干扰抑制研究[J]. 高压电器, 2019, 55(3): 37-43, 50.
- [7] 孙博,张建文,潘磊落. 基于 EMD 的局部放电去噪方法的研究[J]. 绝缘材料, 2014, 47(3): 89-93.
- [8] 周航,丁建,林川,等. 基于二次 CEEMD 与时域特征分析的去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 222-229.
- [9] 杨景杰,郑祥. 基于 SVD-WT 的电机局部放电去噪方法研究[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(5): 92-96.
- [10] 徐肃,张彦军,徐贵,等. 基于 SPC-Shrink 平稳小波变换的 GIS 局部放电降噪方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(17): 159-166.
- [11] 唐炬,樊雷,卓然,等. 用最优谐波小波包变换抑制局部放电混频随机窄带干扰[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(31): 193-201, 24.
- [12] 王立宪,马宏忠,戴锋. 基于改进 SVD-EMD 的绝缘子泄漏电流去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 166-173.
- [13] 付伟,李宁. 基于改进 EEMD 的局部放电信号降噪方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(12): 156-162.
- [14] 杨丰源,宋辉,程序,等. 基于改进 EEMD 和 Cohen 类的局部放电信号联合时频分析[J]. 高压电器, 2016, 42(7): 2345-2352.
- [15] DRACOMIRETSKIY K, ZOSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.
- [16] 肖洒,陈波,沈道贤,等. 改进 VMD 和阈值算法在局部放电去噪中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 206-214.
- [17] 徐黄宽,张黎, BILAL I, 等. 基于改进变分模态分解去噪的高频电力下聚酰亚胺局部放电温-频特性研究[J]. 电工技术学报, 2023, 38(3): 565-576.
- [18] MA H, XU Y, WANG J, et al. SVM coupled with dual-threshold criteria of correlation coefficient: A self-adaptive denoising method for ship-radiated noise signal[J]. Ocean Engineering, 2023, 281: 114931.
- [19] 贺泉. 基于压缩感知的窄带干扰抑制技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2016.
- [20] 周国华,原辉,林语,等. 基于 IDCQGA-OMP 的变压器局部放电稀疏分解去噪[J]. 高压电器, 2022, 58(2): 126-134.
- [21] HU M, ZHANG S, DONG W, et al. Adaptive denoising algorithm using peak statistics-based thresholding and novel adaptive complementary ensemble empirical mode decomposition [J]. Information Sciences, 2021, 563269-563289.
- [22] 邵然. 基于自适应压缩感知的信道估计与窄带干扰检测算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2014.
- [23] 孟博,龚文飞,孙昕. 基于反加窗和重叠选择的窄带干扰抑制方法[J]. 导航定位学报, 2014, 2(2): 93-96, 112.
- [24] 孟东,缪玲娟,张希. 反加窗算法及其在扩频系统窄带干扰抑制中的应用[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(10): 2349-2355.
- [25] 饶显杰,徐忠林,龙林,等. 基于广义 S 变换与数学形态学的局部放电窄带干扰抑制方法[J]. 电网技术, 2023, 47(3): 1299-13.
- [26] 余昌佳,梅飞,叶昱媛,等. 基于优化 VMD 与噪声估计的间隔阈值局部放电去噪方法[J]. 高压电器, 2020, 56(3): 141-149.
- [27] 刘仁光. GIS 局部放电信号去噪及其特征提取方法研究[D]. 重庆:重庆邮电大学, 2022.

作者简介

王映植,硕士研究生,主要研究方向为变压器故障预测、无线通信等。

E-mail: 2480213924@qq.com

严天峰(通信作者),教授,主要研究方向为无线电通信与监测。

E-mail: yantianfeng@163.com