

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209445

# 基于 Spc-Shrink 平稳小波变换的 GIS 局部放电降噪方法\*

徐 肃 张彦军 徐 贵 郝文海 侯 杰 王 飞  
(内蒙古电力(集团)有限责任公司包头供电分公司 包头 014000)

**摘要:** 气体绝缘金属封闭开关设备进行局部放电检测时易受到白噪声的影响。为了有效滤除局部放电信号中的白噪声干扰,提出了一种基于新型噪声阈值规则的平稳小波降噪方法。该方法利用统计过程控制理论确定了小波系数的初始上限和下限,并根据每层小波系数的统计特征迭代更新上限与下限,通过该上、下限求出信号的噪声阈值水平,从而对局部放电信号的进行自适应降噪。所使用的平稳小波变换摒弃了传统小波的下采样步骤,对局部放电信号的特征更为完整。本文对三种 5 dB 染噪局部放电信号进行噪声抑制,降噪后信噪比达到 19.143 3 dB,均方根误差维持在 0.03 以内。而处理实验室平台下采集的染噪局部放电信号,信号抑制比为 17.176 9。本文所提算法能较好抑制局部放电信号中的噪声,去噪后的波形特征明显,失真程度低。

**关键词:** 局部放电;平稳小波变换;统计过程控制;噪声抑制

**中图分类号:** TM835 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Based on Spc-Shrink stationary wavelet transform de-noising method of partial discharge for GIS device

Xu Su Zhang Yanjun Xu Gui Hao Wenhai Hou Jie Wang Fei

(Baotou Power Supply Branch of Inner Mongolia Electric Power (Group) Co., Ltd., Baotou 014000, China)

**Abstract:** The gas-insulated switchgear is always affected by the white noise during partial discharge detection. A stationary wavelet transform noise filtering method based on a new noise threshold rule is proposed to filter out the white noise in partial discharge. The lower control limit and upper control limit of the wavelet coefficient are determined by statistical process control theory, and they will be updated iteratively according to the statistical characteristics of wavelet coefficients in the method. Then the noise threshold level of the signal is obtained through the upper and lower limits, and the white noise in the signal will be reduced adaptively. Since the down sampling of traditional wavelet transform will not appear in the stationary wavelet transform, the feature of the partial discharge signal will be more complete. In this paper, the noise suppression of three 5 dB noise-stained partial discharge signals is carried out. The signal-to-noise ratio reaches 19.143 3 dB, and the root mean squared error is maintained within 0.03 after noise reduction. In addition, the noise rejection ratio is 17.176 9 for signals from a laboratory. The noise in the partial discharge can be better suppressed by the proposed algorithm. In addition, the feature of the waveform is obvious and the distortion is low.

**Keywords:** partial discharge; stationary wavelet transform; statistical process control; noise suppression

## 0 引 言

随着电网电压等级和电力系统容量不断增大,气体绝缘金属封闭开关设备(gas insulated switchgear, GIS)内部绝缘要求也随之提高。而局部放电作为破坏 GIS 设备绝缘

的元凶之一,使得对其进行监测显得尤为重要<sup>[1-2]</sup>。特高频(ultra high frequency, UHF)信号检测法作为有效检测局部放电信号的一种方法,其需要通过 GIS 设备上的盘式绝缘子才能传输到检测设备上。而信号的传输过程易受到噪声的干扰,失真的信号降低了后续设备进行局部放电严重

收稿日期:2022-03-29

\* 基金项目:内蒙古电力(集团)有限责任公司科技项目(nmgdlkxm2021017)资助

程度评估的准确性。因此,对局部放电信号进行噪声抑制成为了首要任务<sup>[2-3]</sup>。

噪声抑制作为局部放电检测领域的经典问题之一,已被大量的团队从不同的角度进行研究。其中一部分团队采用依据自身时域特征的模态分解算法,例如经验模态分解算法(empirical mode decomposition, EMD)、变分模态分解算法(variational mode decomposition, VMD)等。文献[4]将变分模态分解和小波变换相结合,并引入凹度和指数函数来重构阈值函数,但 VMD 参数还需要继续优化。文献[5]引入完全集合经验模态分解、排列熵以及小波包算法。该研究通过完全集合经验模态分解和排列熵算法剔除了含噪信号中的虚假分量,最后利用小波包进行噪声抑制。文献[6]使用相关系数计算集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)产生的模态分量阈值,并对染噪信号进行噪声分离。上述研究通常采用时域分解算法作为噪声抑制的辅助手段<sup>[7-10]</sup>,同时由于自身特性,时域分解算法需要额外的工作量确定待处理的模态分量,而这大大增加了降噪所消耗的时间。因此,为了更为便捷的进行局部放电信号的噪声抑制,小波成为了另外一种选择。

文献[11]使用小波能量和小波能量熵的比值进行小波筛选,并使用鲸鱼优化算法对小波阈值进行选取。虽然该研究对小波降噪的整个过程进行了改进并取得了较好的降噪结果,但是对阈值进行迭代寻优无疑增加了算法整体的计算量。文献[12]使用了新的阈值函数,并改进了通用阈值规则,提高了算法的降噪能力。文献[13]构造了任意阶可导的新阈值函数,克服了硬阈值和软阈值函数存在的缺陷。但改进后的阈值函数不及传统硬阈值函数和软阈值函数表达简洁,能够适应多种信号波形。本文围绕小波阈值收缩降噪原理,依据统计过程控制理论构造了新的噪声阈值规则。并通过该噪声阈值规则和软阈值函数对不同平稳小波分解层数下小波系数进行自适应降噪。该方法与多种传统阈值规则相比,具有较强的降噪能力,去噪后的信号波形失真程度低,为后续进行 GIS 设备故障诊断提供一定的帮助。

### 1 小波阈值降噪算法原理

#### 1.1 平稳小波变换

局部放电信号作为非平稳信号中的一种,在整个时域上具有变化的频率。传统的信号处理方法,如短时傅里叶变换(short time fourier transform, STFT),采用相同的窗口来分析整个信号,故对于信号上的所有频率只能提供恒定的分辨率<sup>[14]</sup>。而如果要分析的信号在短时间内所具有的高频分量,则需要一个窄窗口以获得良好的时间分辨率。但是,窄窗口意味着更宽的频带,这会导致频率分辨率较低。此外,如果信号还具有较长时间跨度的低频分量,则需要使用宽窗口来获得良好的频率分辨率,而这则需要以牺

牲时间分辨率为代价<sup>[14]</sup>。

小波变换则不同,它通过使用不同长度的窗口来提供不同的时间和频率分辨率,以适应信号中不同的频率分量<sup>[15]</sup>。当它处理连续信号时,其表达式如下:

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

其中,参数  $a$  大于 0,为尺度因子。参数  $b$  为平移因子。 $\psi(\cdot)$  为母小波。 $W(a, b)$  即为对信号  $x(t)$  进行连续小波变换的结果。显然,小波变换也能够处理离散信号。

为了表征离散小波变换(discrete wavelet-transform, DWT),需要将参数  $a$  和  $b$  离散化。此时,  $a=2^j, b=2^j k$ , 离散化后的母小波函数表达式如下所示:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (2)$$

其中,  $j$  表示尺度域中的尺度水平,  $k$  表示时间域中的平移水平。离散小波变换的可看作是信号通过迭代应用低通、高通滤波器以及两次下采样的过程<sup>[15]</sup>。而平稳小波变换省去了每次迭代过程中下采样这一步骤,信号经过低通滤波器和高通滤波器后直接作为下一小波分解等级的初始信号。平稳小波变换示意图如图 1 所示。

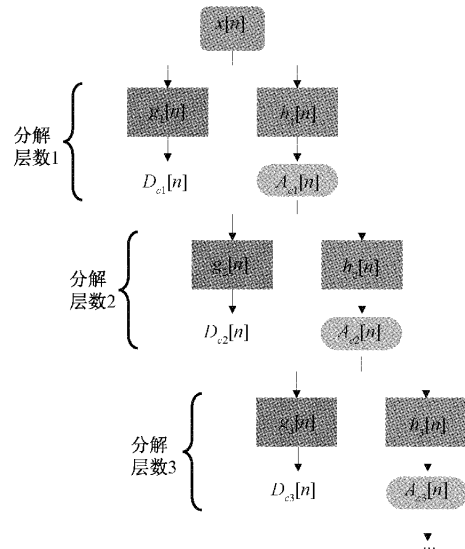


图 1 平稳小波变换分解示意图

图 1 中  $h[n]$  为低通滤波器,  $g[n]$  为高通滤波器。参数  $A_{c1}, A_{c2}, A_{c3}$  分别为分解层数 1、2、3 下离散小波变换的近似系数(approximate coefficients, Ac)。参数  $D_{c1}, D_{c2}, D_{c3}$  分别为分解层数 1、2、3 下离散小波变换的细节系数(detail coefficients, Dc)。由图 1 可知,无论分解多少层,最终近似系数只有 1 个,而细节系数每层都不一样且数目与分解层数相同。近似系数和细节系数由于不经过下采样处理,其序列长度与原始信号相同<sup>[16]</sup>,两个系数表达式如下所示:

$$\begin{cases} A_{c1} = x[n] \otimes h_1[n] \\ D_{c1} = x[n] \otimes g_1[n] \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} Ac_{j+1} = Ac_j \otimes h_{j+1} \\ Dc_{j+1} = Dc_j \otimes g_{j+1} \end{cases} \quad (4)$$

其中,近似系数(approximate coefficients, Ac)是低通滤波器  $h[n]$  的输出,细节系数(detail coefficients, Dc)是高通滤波器  $g[n]$  的输出。运算符号  $\otimes$  为卷积运算。

## 1.2 小波阈值降噪

平稳小波变换阈值降噪需要对经过平稳小波变换后的近似系数进行阈值化处理<sup>[16-17]</sup>,然后对处理后的小波系数使用平稳小波的逆变换才能得到滤除噪声后的信号,整个阈值处理过程即为小波阈值收缩降噪。

若具有  $N$  个采样点的信号表示为  $\mathbf{x}=[x(0), x(1), \dots, x(N-1)]^T$ ,同时与之对应的染噪信号被表示为  $\mathbf{y}=[y(0), y(1), \dots, y(N-1)]^T$ ,则纯净信号  $\mathbf{x}$  和染噪信号  $\mathbf{y}$  之间的关系如下:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{n}=[n(0), n(1), \dots, n(N-1)]^T$  是均值为 0, 方差为  $\sigma^2$  的高斯白噪声(white Gaussian noise, WGN)。  $\mathbf{y}$  的平稳小波变换如下表:

$$\mathbf{w} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{y} \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{W}$  是与平稳小波分解相关联的正交变换矩阵,式(6)即为平稳小波变换的矩阵运算形式,平稳小波变换产生的近似系数和细节系数可由矩阵  $\mathbf{w}$  表示。同样的,信号  $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{n}$  的平稳小波变换结果为:

$$\mathbf{c} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x} \quad (7)$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{n}$$

其中,矩阵  $\mathbf{c}$  为信号  $\mathbf{x}$  经过平稳小波变换后的结果,而矩阵  $\mathbf{z}$  则为噪声  $\mathbf{n}$  经过平稳小波变换后的矩阵表示形式。由于  $\mathbf{W}$  为线性变换,所以上述量满足如下关系:

$$\mathbf{w} = \mathbf{c} + \mathbf{z} \quad (8)$$

其中,矩阵  $\mathbf{W}$  的正交性确保了其能不改变白噪声的时频特性<sup>[18]</sup>,即小波系数矩阵  $\mathbf{w}$  仍含有 0 均值分布的白噪声。矩阵  $\mathbf{w}$ 、 $\mathbf{c}$  和  $\mathbf{z}$  中每一个元素被分别表示为  $w_{j,i}$ 、 $c_{j,i}$  和  $z_{j,i}$ ,其中  $j=1, 2, \dots, J, i=1, 2, \dots, N, j$  为小波分解数目,  $J$  是小波分解数目的最大值,  $i$  为信号采样点。平稳小波变换系数阈值化的处理过程可以表示为:

$$\hat{\mathbf{w}} = T(\mathbf{w}, \lambda) \quad (9)$$

其中,  $T(\cdot)$  为阈值函数,  $\lambda$  为噪声阈值水平。阈值函数能够依据噪声阈值水平对矩阵  $\mathbf{w}$  中所有元素进行处理。处理小波系数矩阵的阈值函数有两种:硬阈值和软阈值<sup>[14]</sup>。这两种阈值函数具体表达式如下:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k}, & |w_{j,k}| > \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k}) \cdot (w_{j,k} - \lambda), & |w_{j,k}| > \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $\text{sign}(\cdot)$  为符号函数。式(10)表示硬阈值函数,式(11)表示软阈值函数。信号经过两种阈值函数处理后的效果如图 2 所示。

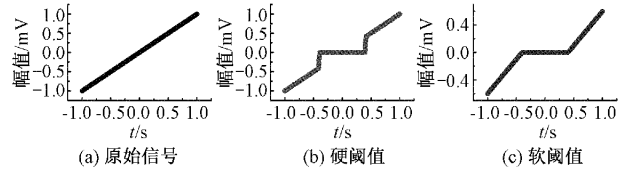


图 2 硬阈值和软阈值的信号处理结果

图 2(a)为原始信号,图 2(b)为该信号依据 0.4 的噪声阈值水平并使用硬阈值函数处理后的信号波形图,图 2(c)为该信号经过软阈值处理后的信号波形图。由图 2 可知,硬阈值虽能较好地保留信号边缘等局部特征但阈值处的函数不连续,而软阈值则更为精细,波形平滑效果好<sup>[12]</sup>。

噪声阈值  $\lambda$  的大小会影响平稳小波阈值收缩降噪的效果。因此,本文引入了一种有别于传统通用阈值规则的估计方法,该方法能够根据染噪信号的特征,并针对不同的小波分解级别对噪声阈值  $\lambda$  进行迭代求解<sup>[19]</sup>。同时,该方法对硬阈值或软阈值具有足够的鲁棒性,能够较好地改善降噪效果。

## 2 Spc-shrink 阈值降噪

统计过程控制(statistical process control, SPC)是基于控制图原理对制造过程中的可变性来源进行识别的一种方法。该方法作为监测统计过程中干扰的重要工具,其在一些领域有着广泛的应用<sup>[20]</sup>。典型的控制图由给定过程中质量特性相关的统计测量时间序列组成。该图包含一条中心线(center line, CL),以及两条水平线,其中 CL 表示所监测的统计数据平均值,两条水平线分别为控制下限(lower control limit, LCL)和控制上限(upper control limit, UCL)。若所监测的统计序列  $\mathbf{p}=[p(1), p(2), \dots, p(N-1)]$  的平均值为  $\mu_0$ ,标准偏差为  $\sigma$ ,则该序列的中心线和两条水平线可表示为:

$$\text{LCL} = \mu_0 - d\sigma \quad (12)$$

$$\text{CL} = \mu_0 \quad (13)$$

$$\text{UCL} = \mu_0 + d\sigma \quad (14)$$

其中,参数  $d$  为控制极限距离,其值等于  $2^{1/2} \text{erfc}^{-1}(\alpha)$ ,函数  $\text{erfc}^{-1}(\cdot)$  为逆互补误差函数。参数  $\alpha$  为概率值,  $1-\alpha$  即为序列  $\mathbf{p}$  中任意样本  $p(i)$  落在该控制限范围内的概率。收缩阈值降噪和 Spc 具有相同的目标,都需要识别和删除监测序列中的“异常数据”。本文所提基于统计过程控制收缩阈值(statistical process control threshold shrink, Spc-shrink)的平稳小波变换能根据小波系数的统计特征确定信号的噪声阈值水平,并对其中的加性白噪声进行识别和处理。针对分解级别  $j$ ,求解平稳小波变换系数矩阵  $\mathbf{w}$  阈值  $\lambda_j$  的步骤如下:

1) 计算第  $j$  个分解级别下平稳小波系数的标准差  $s_j$ 。

$$s_j = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (w_{j,i} - \bar{w}_j)^2} \quad (15)$$

其中,  $\bar{w}_j$  为分解级别  $j$  下的小波系数  $w_{j,i}$  平均值, 其值为  $1/N_j \sum_{k=1}^N w_{j,k}$ 。

2) 构建平稳小波变换系数矩阵的控制上限和控制下限。

$$LCL_w = -d_j \cdot s_j \tag{16}$$

$$UCL_w = d_j \cdot s_j$$

其中,  $d_j$  为第  $j$  层的控制极限距离, 且为  $2^{j/2} \operatorname{erfc}^{-1}(\alpha_j)$ ,  $\alpha_j$  为第  $j$  层分解级别下的概率值。

3) 若小波系数  $w_{j,i}$  超过了控制极限  $[LCL_w, UCL_w]$  则排除该系数, 并重复步骤(1)和(2); 若小波系数  $w_{j,i}$  都在区间  $[LCL_w, UCL_w]$  内, 则分解数目  $j$  下信号噪声阈值  $\lambda_j = d_j \cdot s_j$ , 迭代停止。

在平稳小波变换过程中, 噪声往往在较低的分解级别  $j$  上表现明显, 而随着分解级别  $j$  的增加, 噪声在小波系数上的表征减弱<sup>[19]</sup>。因此针对这种现象, 必须相应地调整不同分解级别  $j$  下的控制极限距离  $d$ 。本文通过改变每层分解级别下的  $\alpha$  值来间接改变控制极限距离  $d$ 。参数  $\alpha$  的表达式如下:

$$\alpha_j = j \cdot \alpha_1, j = 2, 3, \dots, J_0 \tag{17}$$

其中,  $J_0$  为最大分解级别,  $\alpha_1$  为统计显著性水平值。因此, 更新后的控制极限距离  $d_j$  则为  $2^{j/2} \operatorname{erfc}^{-1}(j \cdot \alpha_1)$ 。

### 3 局部放电仿真信号分析

#### 3.1 仿真信号模型

局部放电信号为短时高能脉冲型信号, 该脉冲具有衰减振荡的特性<sup>[5]</sup>。因此, 本文引入单指数振荡衰减函数和双指数振荡衰减函数, 并构造 3 种局部放电仿真波形。衰减振荡函数的表达式如下:

$$S_1(t) = Ae^{-t/\tau} \cdot \sin(2\pi f_c) \tag{18}$$

$$S_2(t) = A(e^{-1.3t/\tau} - e^{-2.2t/\tau}) \cdot \sin(2\pi f_c) \tag{19}$$

其中,  $A$  为信号幅值,  $\tau$  为衰减系数,  $f_c$  为振荡频率。  $S_1$  和  $S_2$  分别代表两种信号类型,  $S_1$  为单指数振荡衰减函数,  $S_2$  为双指数振荡衰减函数。构造的 3 个信号参数如下:

表 1 仿真信号参数

| 信号名称  | 信号类型  | 幅值 (A) | 衰减系数 ( $\tau$ )   | 振荡频率 ( $f_c$ ) |
|-------|-------|--------|-------------------|----------------|
| $y_1$ | $S_1$ | 1 mV   | $0.8 \mu\text{s}$ | 3 MHz          |
| $y_2$ | $S_2$ | 4.5 mV | $0.8 \mu\text{s}$ | 2 MHz          |
| $y_3$ | $S_2$ | 4.5 mV | $0.2 \mu\text{s}$ | 2.2 MHz        |

构造的 3 个局部放电仿真信号采样点数为 1 024, 采样频率为 200 MSa/s。信号的波形图如图 3 所示。

由图 3 可知, 图中每个信号的幅值介于 -1 和 1 之间。图 3(a) 和 (b) 由  $S_1$  和  $S_2$  型振荡脉冲函数绘制而成,

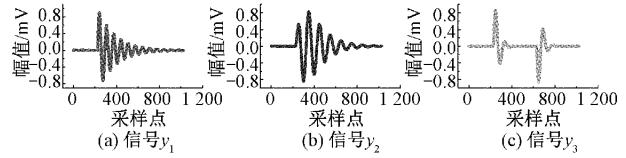


图 3 三种局部放电仿真信号图

图 3(c) 为两个  $S_2$  型脉冲组合绘制而成。3 种脉冲信号展现了三种不同信号波形, 能较好地表征局部放电信号的特性。

#### 3.2 参数 $\alpha_1$ 的选取

参数  $\alpha_1$  作为本文所提算法的核心参数, 决定了阈值水平的选取。本文结合经验和一些研究<sup>[19,21]</sup>, 将  $\alpha_1$  的取值固定在  $[1\%, 2.5\%, 5.5\%, 8\%, 10\%]$  的范围内, 并对图 3 所示的 3 种局部放电纯净信号施加一定强度的噪声, 使得染噪信号的信噪比达到了 5 dB。降噪结果如图 4 所示。

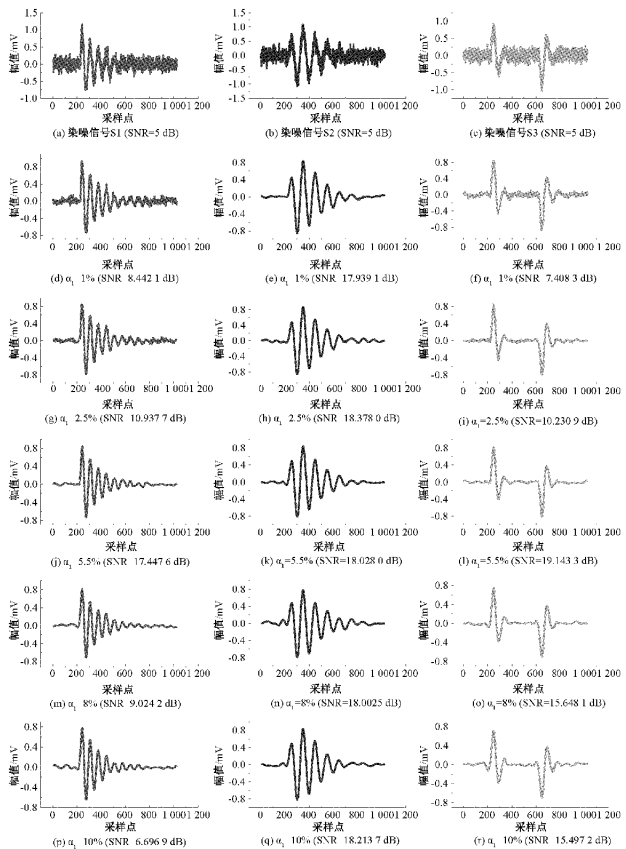


图 4 不同  $\alpha_1$  取值下信号降噪结果

由图 4 可知, 随着  $\alpha_1$  增大, 算法的降噪能力越强, 降噪信号的信噪比提升也越大。但是当  $\alpha_1$  的值超过 5.5% 后, 信号波形虽然没有发生畸变, 但是出现了降噪“过渡”的现象, 信号整体幅值较之纯净信号下降了不少。通过比较, 本文将参数  $\alpha_1$  的值定为 5.5%。

#### 3.3 算法降噪效果比较

要评价本文所提算法的降噪效果, 除开引入 3.2 节中

所述信噪比<sup>[3]</sup>(signal noise ratio, SNR),还增加了均方根误差<sup>[12]</sup>(root mean squared error, RMSE)来共同对降噪后信号进行评估。该两种评价指标的表达式如下:

$$\text{SNR}(y_i, \hat{y}_i) = 10 \lg \left( \frac{\sigma_{\text{signal}}^2}{\sigma_{\text{noise}}^2} \right) \quad (20)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (21)$$

其中,式(20)为信噪比计算公式,式(21)为均方根误差的计算公式。 $y_i$ 为纯净信号, $\hat{y}_i$ 为降噪后的信号,参数 $\sigma_{\text{signal}}^2$ 为纯净信号 $y_i$ 的方差,参数 $\sigma_{\text{noise}}^2$ 为信号 $y_i - \hat{y}_i$ 的方差。

两种降噪信号评价指标中,信噪比用于评价降噪后的信号中噪声能量的大小,信噪比越大表示信号中噪声能量越大,算法对噪声抑制能力就越强。而均方根误差用于评估信号的波形失真情况,均方根误差值越小,波形失真率越低,降噪后的信号波形失真程度就越小。为了体现本文所提算法的优势,对比了 BlockJS-Shrink<sup>[22]</sup>、Sure-Shrink<sup>[23]</sup>、Bayes-Shrink<sup>[24]</sup>和通用阈值<sup>[12]</sup>几种传统阈值收缩方法,其中所有小波分解层数为7。图5为5种算法降噪效果对比图。

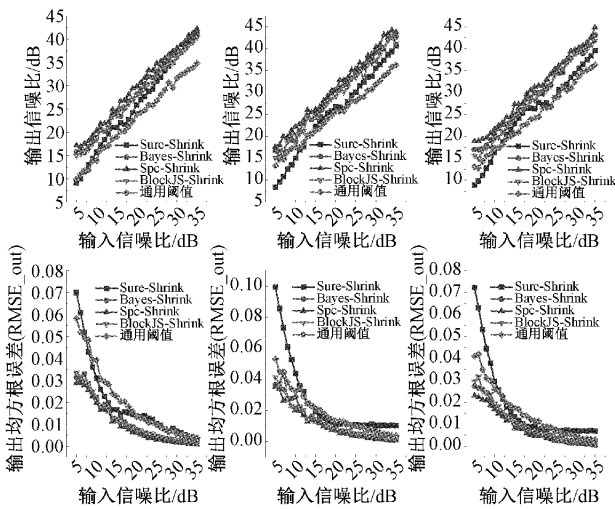


图5 算法对比效果

由图5可知,随着输入信号的信噪比从5 dB上升到35 dB,每种算法都表现出一定的噪声抑制能力。对于降噪后信号的信噪比,本文所提算法相比其余四种算法表现最好,Bayes-Shrink和BlockJS-Shrink降噪能力近似,Sure-Shrink和通用阈值方法对低信噪比信号降噪效果较差。而针对RMSE指标,本文所提方法能将5~35 dB信噪比信号的均方根误差降到0.03以内。Bayes-Shrink和BlockJS-Shrink方法失真相对较大,均方根误差保持在0.04以内,而Sure-shrink和通用阈值在五种方法中,降噪后信号的失真程度最大,均方根误差维持在0.07以内。综上所述,本文所提算法相较于其余4种方法,在信噪比和均方根误差两个指标下表现最好,降噪能力强,信号失真程度小。

为探究小波分解级别对收缩阈值降噪的影响,本文分析对比了小波分解级别分别为5、7、9时,上述5种降噪算法对输入信噪比为5 dB、10 dB、15 dB信号的降噪效果。不同分解级别下,五种算法的降噪信噪比如表2所示。

由表2可知,5种算法中通用阈值在任意分解级别上的降噪效果不如其余4种。当平稳小波分解级别为5时,本文所提Spc-shrink阈值对低信噪比信号降噪效果较差,但随着分解级别的提升,Spc-shrink阈值法对3种局部放电信号的降噪效果都优于其余4种算法。究其原因,本文所提算法能根据不同分解层数下平稳小波系数的统计特性进行阈值处理,而当小波分解级别增加时,平稳小波系数能够提供更多的噪声信号信息,便于本文所提算法对其进行噪声抑制。

#### 4 局部放电实验信号降噪

为了验证本文所提算法的对工程环境下局部放电信号的降噪能力,本文构造了局部放电缺陷模型,并将其置于GIS实验设备中,搭建了由调压器、试验变压器、电容分压器、高频电流传感器、示波器和计算机组成的实验验证平台。该实验验证平台布置图如图6所示。

该实验验证平台中,示波器型号为Tektronix生产的TBS2000B,其采样率为2 GSa/s,带宽为20 MHz。高频电流传感器能够接收局部放电电流信号,其检测频带为0.3~100 MHz。测得的局部放电信号如下。

图7(a)为采集到的局部放电信号,图7(b)为图7(a)红框选中的一段脉冲信号,该脉冲信号采样点为1 024个。为了验证本文所提噪声抑制算法的有效性,对提取出的脉冲信号人为添加高斯白噪声,染噪后的局部放电脉冲信号如图7(c)所示。平稳小波变换分解等级选择7, $\alpha_1$ 取5.5%,降噪后的信号波形如图7(d)所示。

由图7可知,本文所提降噪方法能有效对白噪声进行抑制,降噪后的信号能够展现局部放电信号的时域波形特征,对原始信号波形影响小。由于在进行实际局部放电信号检测时,无法采集到纯净的局部放电信号,因此3.3节中所提出的降噪评价指标无法适用。而为了量化本文所提算法的降噪能力,引入噪声抑制比<sup>[19]</sup>作为本文所提算法在实际局部放电信号下的评价指标,该评价指标如下:

$$\eta = 10 \times (\lg \sigma_1^2 - \lg \sigma_2^2) \quad (22)$$

其中, $\sigma_1^2$ 为染噪信号的方差, $\sigma_2^2$ 为降噪后信号的方差。噪声抑制比 $\eta$ 能够展现信号降噪后有效信号的凸显程度。针对所采集的局部放电信号,经过本文所提算法降噪后,信号的噪声抑制比为17.176 9,采用Bayes阈值方法的噪声抑制比为16.219 9,采用BlockJS阈值方法的噪声抑制比为15.316 2,采用Sure阈值方法的噪声抑制比为14.617 2,而采用通用阈值方法为13.421 5。综上所述,本文无论是针对局部放电仿真信号还是实际局部放电信号都有着较好的降噪能力,能够适应实际工程中的噪声环境。

表 2 不同分解级别下降噪信号信噪比

| 分解级别 | 信号             | 输入 SNR <sub>in</sub> | 输出信噪比(SNR <sub>out</sub> ) |          |          |          |           |
|------|----------------|----------------------|----------------------------|----------|----------|----------|-----------|
|      |                |                      | Sure                       | Bayes    | BlockJS  | 通用阈值     | SpcShrink |
| 5    | y <sub>1</sub> | 5                    | 16.298 9                   | 15.816 8 | 14.809 5 | 9.529 0  | 16.351 8  |
|      |                | 10                   | 18.599 9                   | 19.735 2 | 19.198 6 | 13.846 2 | 19.808 4  |
|      |                | 15                   | 23.473 6                   | 24.578 7 | 24.623 4 | 18.220 3 | 24.918 5  |
|      | y <sub>2</sub> | 5                    | 17.183 8                   | 16.826 6 | 16.002 7 | 13.326 9 | 16.878 4  |
|      |                | 10                   | 22.105 9                   | 22.753 4 | 20.913 1 | 17.098 1 | 22.836 1  |
|      |                | 15                   | 25.414 0                   | 24.991 4 | 25.005 6 | 21.133 6 | 25.799 5  |
|      | y <sub>3</sub> | 5                    | 13.088 8                   | 15.850 9 | 16.175 6 | 14.179 9 | 13.224 4  |
|      |                | 10                   | 21.430 8                   | 21.651 3 | 19.572 0 | 17.319 9 | 19.281 4  |
|      |                | 15                   | 24.887 8                   | 24.845 8 | 24.288 2 | 21.362 7 | 23.123 6  |
| 7    | y <sub>1</sub> | 5                    | 15.563 4                   | 17.251 5 | 16.944 6 | 8.777 5  | 17.447 6  |
|      |                | 10                   | 18.970 2                   | 19.961 6 | 20.062 3 | 13.918 3 | 20.179 5  |
|      |                | 15                   | 23.987 9                   | 24.388 0 | 25.382 0 | 18.199 5 | 24.560 8  |
|      | y <sub>2</sub> | 5                    | 15.260 5                   | 17.251 5 | 16.980 2 | 13.757 7 | 18.028 0  |
|      |                | 10                   | 20.570 5                   | 22.245 8 | 21.128 5 | 17.822 0 | 22.365 1  |
|      |                | 15                   | 25.655 1                   | 26.609 6 | 25.210 1 | 21.493 8 | 26.703 4  |
|      | y <sub>3</sub> | 5                    | 18.233 4                   | 19.030 0 | 15.323 6 | 13.029 8 | 19.143 3  |
|      |                | 10                   | 20.440 4                   | 21.706 5 | 19.495 8 | 16.665 3 | 21.951 1  |
|      |                | 15                   | 25.564 3                   | 26.632 4 | 24.512 2 | 20.218 6 | 27.319 2  |
| 9    | y <sub>1</sub> | 5                    | 14.309 1                   | 15.759 4 | 16.738 8 | 10.013 8 | 16.908 4  |
|      |                | 10                   | 20.474 7                   | 19.850 5 | 20.436 7 | 14.257 5 | 20.974 4  |
|      |                | 15                   | 22.314 6                   | 23.050 4 | 22.140 3 | 17.256 3 | 23.179 8  |
|      | y <sub>2</sub> | 5                    | 17.127 7                   | 18.216 4 | 16.781 1 | 14.114 7 | 18.755 9  |
|      |                | 10                   | 22.280 5                   | 22.205 0 | 21.792 5 | 18.665 3 | 22.594 7  |
|      |                | 15                   | 25.784 6                   | 26.045 1 | 25.551 0 | 21.359 6 | 26.731 9  |
|      | y <sub>3</sub> | 5                    | 11.828 1                   | 15.331 1 | 15.469 4 | 13.097 4 | 15.958 6  |
|      |                | 10                   | 20.671 4                   | 20.850 3 | 20.740 8 | 17.006 6 | 21.103 1  |
|      |                | 15                   | 26.641 7                   | 25.657 3 | 24.622 1 | 20.338 7 | 26.915 2  |

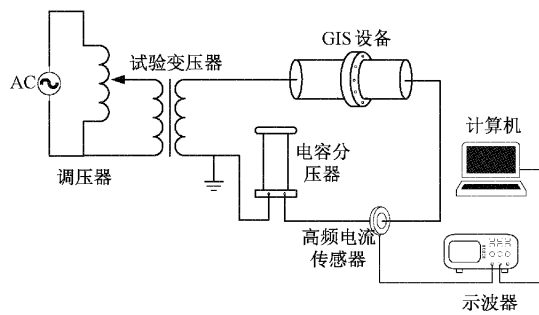
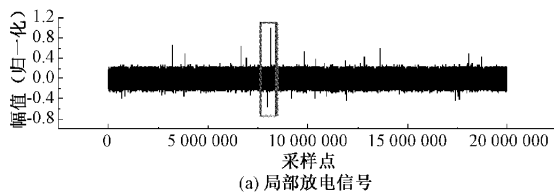
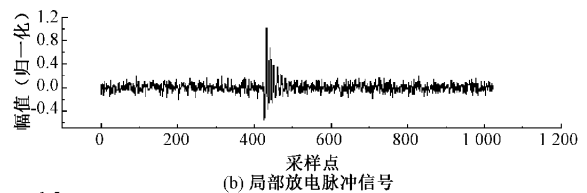


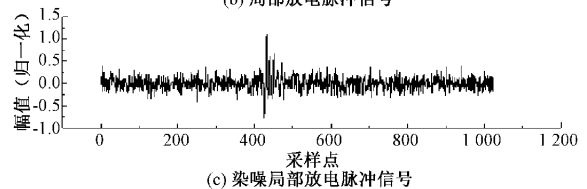
图 6 实验验证平台



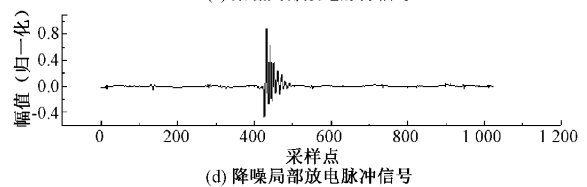
(a) 局部放电信号



(b) 局部放电脉冲信号



(c) 染噪局部放电脉冲信号



(d) 降噪局部放电脉冲信号

图 7 实测信号降噪结果

## 5 结 论

本文基于统计过程控制理论将 Spc 阈值降噪方法与小波平稳变换相结合,并对 GIS 设备局部放电仿真信号和实际信号进行噪声抑制,其结论如下:

本文所提方法基于统计过程控制理论,针对平稳小波变换产生的小波系数,构造系数的控制极限得到自适应阈值,并对局部放电信号进行有效的噪声抑制。

通过对比 4 种传统的阈值降噪方法,本文所提方法对不同噪声强度影响下的信号均有较强的降噪能力,其信噪比和均方根误差皆优于其余方法,降噪波形失真度低。

根据所搭建的实验平台,本文所提方法对采集到的实际局部放电信号进行噪声抑制,其噪声抑制比达到 17.176 9,降噪能力强于所比较的四种方法。

Spc-Shrink 平稳小波阈值降噪方法改变了噪声阈值规则,但阈值函数仍采用传统的硬阈值和软阈值函数。后续研究可从阈值函数着手,构造新的阈值函数,进一步提升小波阈值降噪能力。

## 参考文献

- [1] 程江洲,温静怡,鲍刚,等. 基于 T-MobileNet-L 模型的 GIS 局部放电模式识别研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(20): 22-28.
- [2] 郑祥,刘鑫,朱宁宁. 基于改进 FAST-ICA 算法的 GIS 混合局部放电信号分离方法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(21): 164-167.
- [3] 王永强,李长元,胡芳芳,等. 基于改进 EMD 的 GIS 局部放电特高频信号降噪方法研究[J]. 电测与仪表, 2017, 54(9): 1-5,29.
- [4] 吴昊,王东山. 基于变分模态分解和凹凸型阈值小波的电缆局部放电信号降噪方法[J/OL]. 现代电力:1-8 [2022-02-16], DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2021.0198.
- [5] 高佳程,田蕴卿,朱永利,等. 基于完全集合经验模态分解和排列熵的局部放电信号的小波包去噪方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(3): 1-7.
- [6] 彭炜文,刘伟杰,许家浩,等. 一种基于相关系数的 EEMD 局部放电去噪方法[J]. 高压电器, 2021, 57(6): 203-209.
- [7] 张金水,蒋伟,薛乃凡. 基于 EEMD-SE 和栈式降噪自编码网络的局部放电模式识别[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(9): 34-38,132.
- [8] 孙抗,张露,王福忠. 基于变分模态分解和奇异值分解的局部放电信号去噪方法[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2020, 39(6): 119-126.
- [9] 李欣凯. 基于变分模态分解信息熵的矿用电缆绝缘监测降噪算法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(13): 143-147.
- [10] 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.
- [11] 米翰宁,王昕,任广振,等. 自适应小波阈值去噪算法用于局部放电白噪声去噪[J]. 高压电器, 2021, 57(6): 94-101.
- [12] 付伟. 基于自适应阈值的高压电缆局部放电信号降噪研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(11): 138-141.
- [13] 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.
- [14] SZIRTES M, CSELKÓR, BERTA I. Developing a filtering algorithm for partial discharge location approximation using the emitted electromagnetic signals of corona discharges[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 57(1): 932-940.
- [15] LI Y, LI Z. Application of a novel wavelet shrinkage scheme to partial discharge signal denoising of large generators[J]. Applied Sciences, 2020, 10(6): 2162.
- [16] WANG Z, ZHU J, YAN T, et al. A new modified wavelet-based ECG denoising[J]. Computer Assisted Surgery, 2019, 24(sup1): 174-183.
- [17] LIU Y, LU X, BEI G, et al. Improved wavelet packet denoising algorithm using fuzzy threshold and correlation analysis for chaotic signals [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2021, 43(6): 1394-1403.
- [18] KUMAR A, TOMAR H, MEHLA V K, et al. Stationary wavelet transform based ECG signal denoising method[J]. ISA transactions, 2021, 114: 251-262.
- [19] BAYER F M, KOZAKEVICIUS A J, CINTRA R J. An iterative wavelet threshold for signal denoising[J]. Signal Processing, 2019, 162: 10-20.
- [20] HERNÁNDEZ M, NOVOA F. Evaluating variability of automatic process control of the moisture control in medium density fibreboard line, using statistical process control [J]. IEEE Latin America Transactions, 2020, 18(5): 833-837.
- [21] SUNDARARAJ V. Optimised denoising scheme via opposition-based self-adaptive learning PSO algorithm for wavelet-based ECG signal noise reduction [J]. International Journal of Biomedical Engineering and Technology, 2019, 31(4): 325-345.
- [22] LUU T D, FADILI J, CHESNEAU C. PAC-Bayesian risk bounds for group-analysis sparse regression by exponential weighting [J]. Journal of Multivariate

- Analysis, 2019, 171: 209-233.
- [23] HASSANEIN M A, HANNA M T, SEIF N P A, et al. Signal denoising using optimized trimmed thresholding [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2018, 37(6): 2413-2432.
- [24] FARHANGI N, GHOFRANI S. Using bayesshrink, bishrink, weighted bayesshrink, and weighted bishrink in NSST and SWT for despeckling SAR images[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2018, 2018(1): 1-18.

### 作者简介

徐肃, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为大型电力设备绝缘故障诊断。

E-mail: suxu101\_btps@163.com

张彦军, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力设备局部放电检测。

E-mail: yanjun\_zhang\_btps@163.com

侯杰, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电气设备状态评估及故障诊断。

E-mail: houjie\_xaut@163.com