

基于 SVD-WT 的电机局部放电去噪方法研究

杨景杰, 郑 祥

(大连交通大学 自动化与电气工程学院, 辽宁 大连 116028)

摘 要: 局部放电 (PD) 在线监测是高压电机状态监测的常用技术。然而现场的噪声干扰难以避免, 最常见的噪声是白噪声和周期性窄带噪声。为此提出一种结合奇异值分解与小波变换 (SVD-WT) 的去噪方法, 对原始 PD 信号进行 SVD 分解, 通过计算奇异值序列的峭度值, 自适应的选取需要重构奇异值实现周期性窄带噪声的去除; 通过计算滑动窗内信号的方差值, 确定 PD 信号的起始位置; 对无 PD 发生的位置进行置零, 得到去除噪声后的 PD 信号。通过对仿真和实测的 PD 信号进行去噪分析, 与经验模态分解与小波变换 (EMD-WT) 和自适应奇异值分解 (ASVD) 进行对比分析, 仿真和实测的 PD 信号去噪结果表明, SVD-WT 方法具有优异的性能。

关键词: 高压电机; 局部放电; 奇异值分解; 小波阈值; 降噪方法

中图分类号: TM855 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2023)05-0092-05

doi: 10.12177/emca.2023.037

Research on Partial Discharge Denoising Method of Motor Based on SVD-WT

YANG Jingjie, ZHENG Xiang

(School of Automation and Electrical Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China)

Abstract: Partial discharge (PD) on-line monitoring is a common technology in condition of high-voltage motor monitoring. However, it is difficult to avoid noise interference on site. The most common noises are white noise and periodic narrowband noise. A new denoising method combining singular value decomposition and wavelet transform (SVD-WT) is proposed. The original signal is decomposed by SVD. Based on calculating the kurtosis value of the singular value sequence, the periodic narrowband noise is removed by adaptively selecting the singular value to be reconstructed. Then, the starting position of PD signal is determined by calculating the variance of the signal in the sliding window. Finally, the PD signal after denoising is obtained by zeroing the no PD location. The simulated and measured PD signals are denoised and compared with empirical mode decomposition and wavelet transform (EMD-WT) and adaptive singular value decomposition (ASVD). The results of simulated and measured PD signals show that the SVD-WT method has excellent performance.

Key words: high-voltage motor; partial discharge (PD); singular value decomposition (SVD); wavelet threshold; denoising method

0 引 言

高压电机的可靠运行在现代工业中有着举足轻重的地位, 确保高压电机安全稳定运行对工业生产具有重要意义。定子绕组的状态会直接影响到电机的工作运行, 通常导致定子绕组故障的原

因是绝缘材料老化^[1]。局部放电 (PD) 信号是反映电机定子绕组绝缘缺陷的重要参考之一^[2]。然而现场检测到的 PD 信号总会受到各种噪声干扰, 有效抑制 PD 信号中噪声对监测电机定子绕组绝缘状况非常重要^[3]。

目前, 国内外学者们提出很多针对 PD 信号

收稿日期: 2022-11-21; 收到修改稿日期: 2023-02-09

作者简介: 杨景杰 (1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电气设备在线监测与故障诊断。

郑 祥 (1979—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电气设备在线监测与故障诊断。

去噪的方法,如小波变换(WT)^[4]、经验模态分解(EMD)^[5]、奇异值分解(SVD)^[6]、变分模态分解(VMD)^[7-8]等。WT具有较强的时域分析能力,但噪声较复杂时则无法有效分离噪声。EMD能够自适应地将信号分解成不同的模态分量,稳定性较好,但当每个分量的频率接近时,容易发生模态混叠。SVD能够用于重建和消除PD信号中的窄带噪声^[9],但是残留的白噪声无法有效去除。VMD能够克服模态混叠和端点效应,然而其分解参数均需要人为设置,当参数设定不合理时,较难获得理想的结果。

为了尽可能地消除PD信号中的噪声,保留PD信号特征,本文结合SVD和WT提出了一种新的去噪方法。通过计算奇异值序列的峭度值,自适应地选取需要重构的奇异值;通过计算滑动窗内信号的方差值,确定PD信号的起始位置;最终实现去除PD信号中的噪声。通过对仿真和实测的PD信号进行去噪分析,与经验模态分解与小波变换(EMD-WT)和自适应奇异值分解(ASVD)进行对比分析,计算三种方法的性能指标,验证了奇异值分解与小波变换(SVD-WT)方法的性能。

1 基本原理

1.1 SVD 算法

将一维采样信号构建为Hankel矩阵,表达式如下^[10]:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f(1) & f(2) & \cdots & f(K) \\ f(2) & f(3) & \cdots & f(K+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(L) & f(L+1) & \cdots & f(N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $K=N-L+1$; $L=N/3$; L 为整数。

对矩阵 $\mathbf{F}$ 进行SVD变换,分解式如下:

$$\mathbf{F} = \mathbf{U}_{L \times L} \cdot \mathbf{S}_{L \times K} \cdot \mathbf{V}_{K \times K}^T \quad (2)$$

根据选取的奇异值进行重构,重构式如下:

$$\mathbf{F}_s = \mathbf{U}_{L \times r} \cdot \mathbf{S}_{r \times r} \cdot \mathbf{V}_{K \times r}^T \quad (3)$$

1.2 小波阈值去噪

一维含噪信号的模型可以表示为^[11]

$$f(n) = s(n) + \delta \cdot e(n) \quad (4)$$

式中: $f(n)$ 为含噪信号; $s(n)$ 为纯净信号; δ 为噪声系数的标准偏差; $e(n)$ 为噪声信号; n 为离散信号第几个点, $n=1,2,3,\dots$ 。

对 $f(n)$ 进行离散小波变换:

$$Tf(j, k) = 2^{j/2} \sum_{n=1}^{N-1} f(n) \psi(2^j n - k) \quad (5)$$

式中: $Tf(j, k)$ 为小波系数; j 为伸缩因子; k 为平移因子; $\psi(\cdot)$ 为小波基函数。

利用Mallet算法计算尺度和小波系数的离散卷积可以快速实现小波的分解和重构^[12],小波的重构式为

$$Sf(j-1, k) = sf(j, k) \cdot \tilde{p}(j, k) + Tf(j, k) \cdot \tilde{g}(j, k) \quad (6)$$

式中: $\tilde{p}$ 为低通滤波器; $\tilde{g}$ 为高通滤波器。

小波阈值去噪根据纯净信号和噪声信号的小波系数之间的差异进行纯净信号和噪声信号的分离^[13],其流程图如图1所示。



图1 小波阈值去噪流程图

1.3 峭度

峭度是反应随机变量分布特性的数值统计量,是数据的归一化4阶中心矩^[14]。峭度的计算式为

$$Ku = \frac{E[(x - \mu)^4]}{\{E[(x - \mu)^2]\}^2} \quad (7)$$

2 仿真分析

2.1 仿真PD信号

仿真的PD信号可以通过单指数衰减振荡和双指数衰减振荡来进行模拟,其数学式如下^[7]:

$$x_1(t) = A_1 \cdot e^{-\frac{t}{\tau}} \cdot \sin(2\pi f_c t) \quad (8)$$

$$x_2(t) = A_2 \cdot (e^{-\frac{1.3t}{\tau}} - e^{-\frac{2.2t}{\tau}}) \cdot \sin(2\pi f_c t) \quad (9)$$

式中: A_1, A_2 均为PD信号的振幅; τ 为衰减系数; f_c 为振荡频率。

本文通过式(8)和式(9)仿真出四个PD信号,其参数如表1所示。采样频率为1GHz,仿真的PD信号时域图和频谱图如图2所示。

表1 仿真PD信号参数

脉冲	1	2	3	4
幅值 A/mV	1	1	4	4
振荡频率 f_c/MHz	100	100	100	100
衰减系数 τ/ns	15	15	15	15

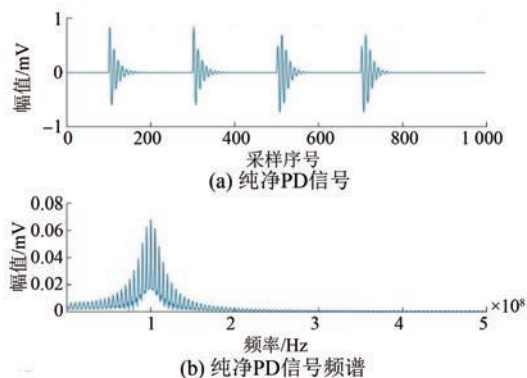


图2 纯净PD信号及频谱

为了更好地模拟真实的PD信号,需要在纯净PD信号中加入-2 dB的白噪声和周期性窄带噪声,周期性窄带噪声主要由载波通信产生^[8],其数学表达式如下:

$$S = A * \sum_{i=1}^3 \sin(2\pi f_i t) \quad (10)$$

式中: A 为幅值, $A=0.5$ mV; f_i 为频率, $f_i=40$ 、 90 、 150 MHz。

加入噪声的PD信号如图3所示,由图3可以看出,PD信号已经完全淹没在噪声中。

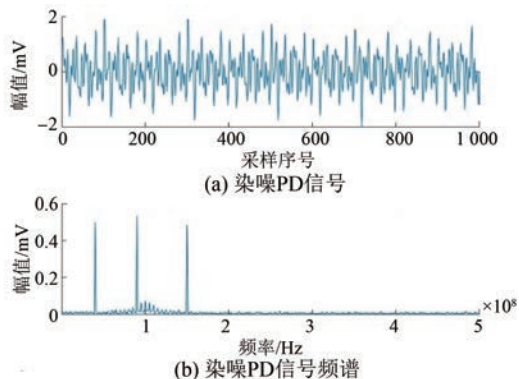


图3 染噪PD信号及频谱

2.2 去噪流程

本文所提的SVD-WT抑制PD信号噪声的步骤为

(1) 对染噪PD信号 f 进行SVD分解,得到奇异值序列 $\{s_1, s_2, \dots, s_L\}$ 。

(2) 分别计算 $\{s_1, s_2, \dots, s_L\}$, $\{s_2, s_3, \dots, s_L\}$, $\dots$, $\{s_{L-2}, s_{L-1}, s_L\}$, $\{s_{L-1}, s_L\}$ 的峭度值,选取峭度值最高的点作为临界点,将临界点及其之前的奇异值进行重构得到信号 f ,由 $f_2 = f - f_1$ 计算得到去除周期性窄带噪声后的信号。

(3) 对信号 f_2 进行小波阈值去噪得到信号 f_3 ,此时信号 f_3 还会残留部分白噪声。

(4) 加入长度为10的滑动窗,计算滑动窗内信号 f_3 的方差值,根据方差值的变化确定PD信号的起始位置,并去除残余白噪声,得到最终的去噪信号。

2.3 去噪分析

对染噪PD信号进行SVD分解,得到的奇异值如图4所示,可以看到第6个和第7个奇异值差距明显。根据图5的奇异值序列峭度值变化曲线也能够看出,第6个奇异值之后,序列的峭度值骤降,因此可以认为前6个奇异值对应的为周期性窄带噪声。

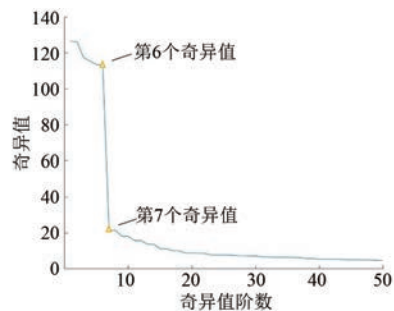


图4 染噪PD信号奇异值

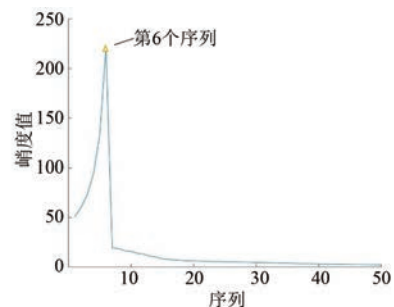


图5 奇异值序列峭度值

将重构的窄带干扰从染噪PD信号去除后,可以得到图6所示的信号,PD信号的特征已经大致显现,但仍然残留较多的白噪声。对该信号进行小波阈值去噪,设置分解层数为7,小波基为db8,采用软阈值去噪,得到图7所示的信号。

之后加入长度为10的滑动窗,计算滑动窗内信号的方差值,根据方差值的变化确定PD信号的起始位置,如图8所示,并去除残余白噪声,得到最终的去噪信号,如图9所示,能够看出此时

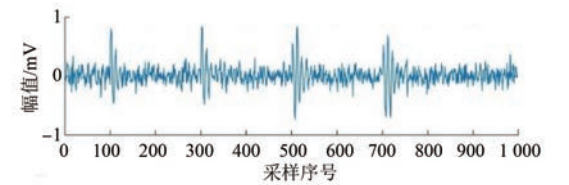


图6 经SVD分解去噪后的PD信号

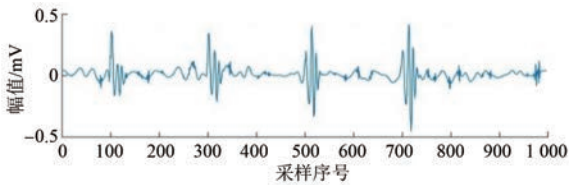


图7 经小波阈值去噪后的PD信号

PD信号中的噪声已经被完全去除,并且PD信号的特征得到了较好的保留。

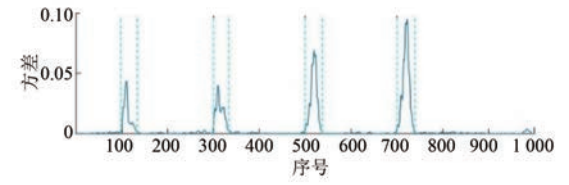


图8 PD信号的起始位置

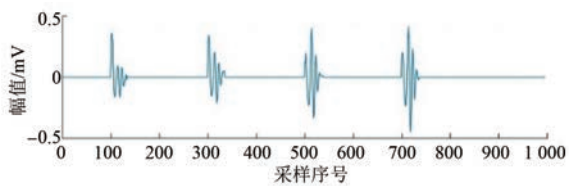


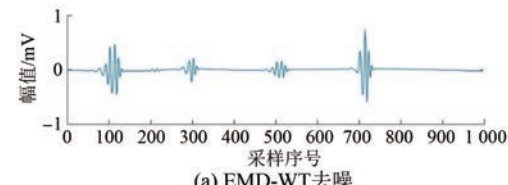
图9 最终去噪后的PD信号

2.4 去噪对比

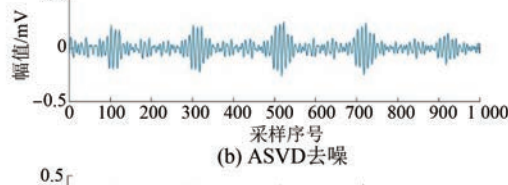
为了比较本文所提方法的性能,同时对仿真的PD信号进行EMD-WT^[15]和ASVD^[9]去噪。由图10(a)能够看出,EMD-WT能够去除大部分噪声,但在PD信号特征保留方面较差;由图10(b)能够看出,ASVD能够保留PD信号,但残留了太多的白噪声。与EMD-WT和ASVD相比,本文所提SVD-WT方法在去除噪声和特征保留方面表现的均较好,这有利于PD信号的进一步分析。

为了更好地评估三种算法的去噪性能,本文引入信噪比(SNR)、归一化相关系数(NCC)、均方根误差(RMSE)来评估去噪效果。

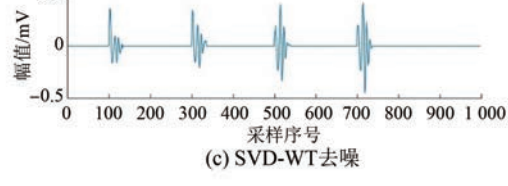
由表2的数据可以看出,SVD-WT具有较高的SNR和NCC,较低的均方根误差。



(a) EMD-WT去噪



(b) ASVD去噪



(c) SVD-WT去噪

图10 三种不同方法的去噪结果

表2 三种去噪方法的指标值

方法	SNR	NCC	RMSE
EMD-WT	4.084 1	0.640 8	0.100 6
ASVD	5.503 7	0.707 9	0.095 4
SVD-WT	6.669 5	0.813 5	0.088 9

3 实例分析

为进一步说明本文所提方法的有效性,选取实测电机PD信号对本文所提出的方法进行验证。试验将220 V工频电源经调压仪施加于电机定子绕组,采用超声波传感器进行测量。试验的采样频率为1 GHz,采样点数为2 000个,对应波形如图11所示。三种不同方法的去噪结果波形图如图12所示,比较三种方法的去噪结果可以看出,本文提出的SVD-WT能够有效地保留PD信号,并去除白噪声和窄带噪声,EMD-WT虽然保留了PD信号,但有一部分噪声残留,ASVD可以有效去除窄带噪声,但对白噪声的去除稍显不足。

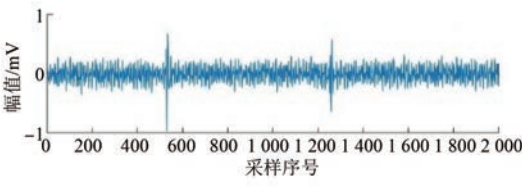


图11 实测含噪PD信号

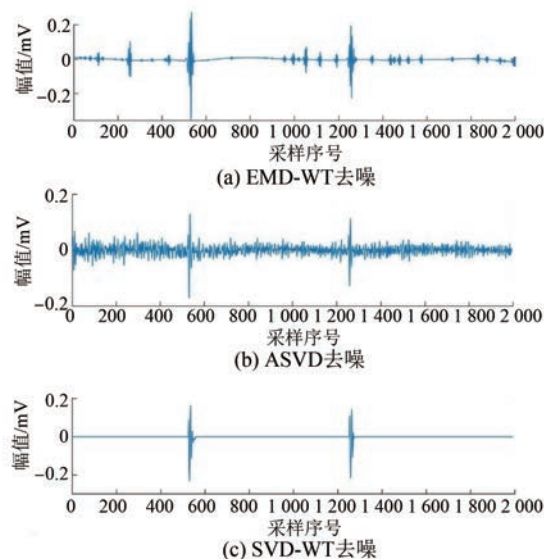


图 12 三种不同方法的实测 PD 信号去噪结果

4 结 语

(1) 针对局部放电信号的特征和噪声特点,提出了一种通过结合 SVD 和 WT 的去噪方法来实现对 PD 信号中白噪声和周期性窄带噪声抑制的新方法,通过对仿真和实测 PD 信号去噪验证了该方法的有效性。

(2) 提出了一种基于奇异值序列峭度自适应选择重构奇异值的方法;提出了一种基于滑动窗口计算序列方差值的方法,从而实现 PD 信号起始位置的判定。

(3) 与 EMD-WT 和 ASVD 方法对比,本文所提 SVD-WT 方法具有更高的 SNR 和 NCC,均方根误差更小,对后续 PD 信号的处理提供了便利。

【参 考 文 献】

- [1] ZANUSO G, PERETTI L. Evaluation of high-frequency current ringing measurements for insulation health monitoring in electrical machines [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2022, 37(4): 2637.
- [2] SONG H, DAI J, SHENG G, et al. GIS partial discharge pattern recognition via deep convolutional neural network under complex data source [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2018, 25(2): 678.
- [3] 郑祥,田伟,管鹏. 基于改进 VMD 算法的电机局部放电信号去噪方法研究[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(11): 117.
- [4] TANG J, ZHOU S, PAN C. A denoising algorithm for partial discharge measurement based on the combination of wavelet threshold and total variation theory[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(6): 3428.
- [5] CHEN X, YANG Y. Analysis of the partial discharge of ultrasonic signals in large motor based on Hilbert-Huang transform [J]. Applied Acoustics, 2018, 131: 165.
- [6] 江友华,朱毅轩,杨兴武,等. 基于 Hankel-SVD-CEEMDAN 改进阈值的局部放电特征提取方法[J]. 电网技术, 2022, 46(11): 4557.
- [7] 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.
- [8] YANG J, YAN K, WANG Z, et al. A novel denoising method for partial discharge signal based on improved variational mode decomposition [J]. Energies, 2022, 15: 8167.
- [9] ASHTIANI M B, SHAHRTASH S M. Partial discharge de-noising employing adaptive singular value decomposition [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2014, 21(2): 775.
- [10] ZHONG J, BI X, SHU Q, et al. Partial discharge signal denoising based on singular value decomposition and empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(11): 8866.
- [11] 石安平,周吕,王成,等. 结合 EMD 与小波阈值去噪的 GB-RAR 桥梁监测信号去噪[J]. 测绘通报, 2022(增 2): 227.
- [12] 胡春明,刘铮,刘娜,等. 基于小波去噪和卷积神经网络的发动机爆震识别[J/OL]. 航空动力学报, 2022. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20220414>.
- [13] 张锐,钱超. 基于 RFDA 小波阈值的心电信号去噪算法[J]. 计算机仿真, 2022, 39(8): 373.
- [14] 殷逸冰,文振华. 基于模态分量优化重构和稀疏表达的静电信号联合降噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(2): 196.
- [15] LIN M, TAI C, TANG Y, et al. Partial discharge signal extracting using the empirical mode decomposition with wavelet transform[C]//2011 7th Asia-Pacific International Conference on Lightning, 2011.