

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105752

基于VMD和SVD的矿用电动机局部放电信号去噪算法研究

李长江 刘广朋

(河南天通电力有限公司 平顶山 467000)

摘要: 针对矿用电动机PD信号中含有大量的高斯白噪声信号这一问题,提出了一种基于VMD和SVD的去噪方法。首先利用VMD算法对含噪声的信号进行分解;然后由峭度准则挑选出符合要求的IMF分量,进行信号重构;最后再通过奇异值算法对VMD重构信号进行去噪处理,得到较为纯净的PD信号。由实验数据表明,通过以上方法对PD信号进行去噪处理后,所得PD信号的信噪比和均方误差效果更好,能更有效地去除矿用电动机PD信号中的高斯白噪声,达到了预期效果,具有一定的工程价值。

关键词: 矿用电动机;VMD;峭度准则;奇异值分解

中图分类号: TM855 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research on denoising algorithm of partial discharge signal of mine motor based on VMD and SVD

Li Changjiang Liu Guangpeng

(Henan Tiantong Electric Power Co., Ltd., Pingdingshan 467000, China)

Abstract: Aiming at the problem that there are a lot of Gauss white noise in PD signal of mine motor, a denoising method based on VMD and SVD is proposed. Firstly, the VMD algorithm is used to decompose the noisy signal. Then, the IMF component that meets the requirements is selected by the kurtosis criterion to reconstruct the signal. Finally, the VMD reconstructed signal is denoised by the singular value algorithm to obtain a relatively pure PD signal. The experimental data show that the signal-to-noise ratio and mean square error of the PD signal obtained by the above methods are better, and the Gaussian white noise in the PD signal of mine motor can be removed more effectively, which achieves the expected effect and has certain engineering value.

Keywords: mine motor; VMD; kurtosis criterion; singular value decomposition

0 引言

伴随着科技水平的日益提高,如今社会生产各个领域的自动化水平也在逐年上升。由国家统计局发布的《中华人民共和国2019年国民经济和社会发展统计公报》^[1]可知,在2019年,全国原煤产量达到了38.5亿吨,同比增长4个百分点。在整个煤矿生产的过程中,矿用电动机在各个生产环节都起着至关重要的作用,因此,矿用电动机的正常运行将时刻影响着煤矿生产的运行。

矿用电动机在井下工作时,除了潮湿的工作环境外,同时也伴随着各种各样的电磁干扰、机械振动干扰等。这些外界干扰极易损坏电动机的绝缘结构,使其丧失绝缘保护能力,引发一系列的灾害。因此在煤矿井下这个特殊的环

境中,矿用电动机的在线监测与诊断是保证其安全可靠运行的一大保障。

局部放电^[2](partial discharge, PD)检测是当下一种监测高压电气设备的有效方法。工程人员可根据检测装置测出的电信号对电气设备进行相应的绝缘分析,以此来判断设备的故障。但是在实际的生产中,PD信号是一种瞬态的微弱信号,并且在真正的生产现场又存在着各种各样的电磁干扰。这就使得实际测得的信号中除了纯净的PD信号外,还有许多噪声信号叠加在其中。因此,在进行绝缘分析并判断故障前,必须对所测得的信号进行去噪或降噪处理,以此得到较为纯净的PD信号。其中,噪声信号主要包括有白噪声、随机脉冲信号、周期性窄带干扰。对于本文所研究的矿用电动机,白噪声对PD信号的干扰较为严重^[3]。

收稿日期:2021-01-27

• 42 •

在早期的时候,人们都是通过简单的傅里叶变换对信号进行去噪降噪处理。传统的傅里叶变换局部性太差,全局性比较强,这种方法常用于处理平稳的信号。为了解决传统傅里叶变换局部性差的问题,就有了窗口傅里叶变换^[4],即将频域中特定点的频谱值限定在时域的某一个局域窗口内。但从实践的角度来看,这种方法也存在一定的缺陷,即在非平稳的信号中表现不佳。为了克服这些困难,小波变换就慢慢的发展了起来,其可以针对一些局部的非平稳信号进行去噪处理,且目的性更强^[5]。随着技术的发展与成熟,文献^[6]提出了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),EMD与小波变换有着本质的区别,因此其对于非平稳信号的处理表现十分优秀。但是其也存在某些不可避免的缺点,比如在分解信号时,易产生严重的模态混叠现象,这种现象会大大影响最终去噪的效果。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)是 Dragomiretskiy 等^[7]在2014年提出的一种新型算法。VMD是一种新的非递归分解模型,既采纳了小波分解的思路,又克服了EMD的弊端。其具有处理速度快、效果好、适应性好等优点^[8],且其在具体的实践中都表现出不错的效果。奇异值分解^[9-10](singular value decomposition, SVD)也是近年来新兴的一种信号分析方法,其具有十分优秀的稳定性。本文提出一种将VMD与SVD结合的方案,该方案可更加有效地去除矿用电动机局部放电信号中的白噪声,以此来获得较为纯净的PD信号,判断矿用电动机的故障。

1 方法原理

1.1 变分模态分解

VMD算法思路完全不同于傅里叶变换和小波变换,具有较强的去除白噪声的能力。VMD算法是种完全非递归的信号处理算法,可以将指定的信号分解成数个具有不同中心频率的模态。VMD算法的核心在于变分求解,通过反复的迭代运算,确定各个模态的中心频率和带宽,并使各IMF分量的估计带宽之和达到最小^[11]。约束变分问题模型如下:

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

式中: u_k 为分解得到的 K 个模态分量; ω_k 为各个 IMF 的中心频率。

引入二次惩罚因子 α 和 Lagrange 算子 $\lambda(t)$, 将其转化为无约束方程如下:

$$L(\{u_k, \omega_k, \lambda\}) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (2)$$

采用交替方向乘子(ADMM)对上式进行求解,并对 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 、 λ^{n+1} 进行更新。

1) 峭度准则

峭度(kurtosis)是归一化四阶中心矩,表示一信号分布特性的数值统计量。峭度这个指标是无量纲的,该指标对冲击信号极其敏感,适用于检测不规则的故障信号。当 $K=3$ 时,定义为分布曲线具有零峭度;当 $K<3$ 时,定义为分布曲线具有负峭度;当 $K>3$ 时,定义为分布曲线具有正峭度^[12]。本文中提到的 PD 信号是一种不规则的放电信号,峭度应大于 3。对于一个非线性信号 x_k ,峭度的计算如下:

$$Ku = \frac{E(x_k - \mu)^4}{\eta^4} \quad (3)$$

式中: μ 、 η 为信号 x_k 的均值与标准差; $E(x - \mu)^4$ 为四阶数学期望。

2) 变分模态分解步骤

(1) 初始化 $\{u_k^1\}$ 、 $\{\omega_k^1\}$ 、 λ^1 和令 $n=0$;

(2) 根据下式更新 u_k 和 ω_k ;

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{f(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

(3) 根据下式更新 λ ;

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau \left[f(\omega) - \sum_K u_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (6)$$

(4) 给定判别精度 $e > 0$, 若满足条件 $\frac{\sum_K \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\sum_K \|u_k^n\|_2^2} < e$

则结束循环,否则返回步骤(2),继续执行。

1.2 奇异值分解

SVD算法实际上利用的是线性代数学科中有关矩阵分解的知识。该算法可以对信号中的白噪声进行有效的抑制,通过将信号进行SVD分解,再进行选择性重构,实现对噪声信号的抑制。

对一维离散信号 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_L\}$, 构造 $m \times n$ 阶的 Hankel 矩阵^[13], 具体如下:

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & \dots & x_L \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: L 为信号长度,且 $L = m + n - 1$ 。

对矩阵 A 进行奇异值分解,有:

$$A = UDV^T \quad (8)$$

式中: U 、 V 分别为左右正交特征向量矩阵; D 为对角阵。

则矩阵 A 可表示为未染噪声信号子空间和噪声信号子空间之和:

$$A = \bar{A} + W = [U_r U_0] \begin{pmatrix} D_r & 0 \\ 0 & D_0 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} V_r^T \\ V_0^T \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中： \bar{A} 为未染噪声信号子空间； W 为噪声子空间。

分解得到的信号由有效信号和噪声信号组成，其中前 n 个较大的奇异值为有效信号，剩下的即为噪声信号。

利用 SVD 逆运算对信号进行重构矩阵，并将其反对角元素进行平均：

$$\bar{x}_i = \frac{1}{s-l+1} \sum_{j=1}^s \bar{A}_{i-j+1,j} \quad (10)$$

式中： $l = \max(1, i - m + 1)$ ； $s = \min(n, j)$ 。

则由 \bar{x}_i 构成的 $\bar{X} = \{\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_L\}$ 即为降噪后的信号。

2 仿真计算

为验证本文所提方法的去噪效果能否达到预期，现引入仿真实验。由文献[14]可知，PD 信号的种类有以下 4 种：单指数衰减、双指数衰减、单指数衰减震荡、双指数衰减震荡。根据本文，选择前 2 种模型作为本仿真实验的 PD 信号，模型如下：

$$f_1(t) = A_1 e^{-t/\tau} \quad (11)$$

$$f_2(t) = A_2 (e^{-\frac{t}{\tau_1}} - e^{-\frac{t}{\tau_2}}) \quad (12)$$

对上式的两种模型进行仿真，信号幅值 A_1 和 A_2 分别为 0.03 和 0.07 mV，衰减系数 τ 为 0.6 μ s，采样频率为 50 MHz，采样数为 1 200，则可得纯净的 PD 信号。定义横坐标为仿真实验采样的点数，纵坐标为信号的幅值，如图 1 所示。

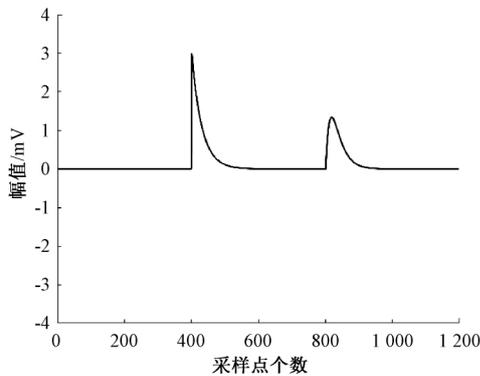


图 1 纯净的 PD 信号

在此纯净 PD 信号中加入强度为 1 dB 的高斯白噪声，可模拟出实际情况下矿用电动机的 PD 信号，即含噪信号。如图 2 所示，此时已经无法区分出原 PD 信号的具体位置。

在获得了含噪信号后首先进行 VMD 算法的降噪，在经过反复的仿真试验后，选取 $K=7$ ，分解出 7 个 IMF 分量如图 3 所示。图 3 中自上而下分别为分解出的 IMF1~IMF7 分量，横坐标为采样点个数，纵坐标为各个 IMF 分量的幅值。

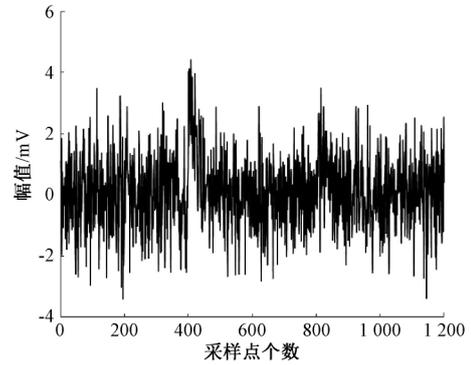


图 2 含噪信号

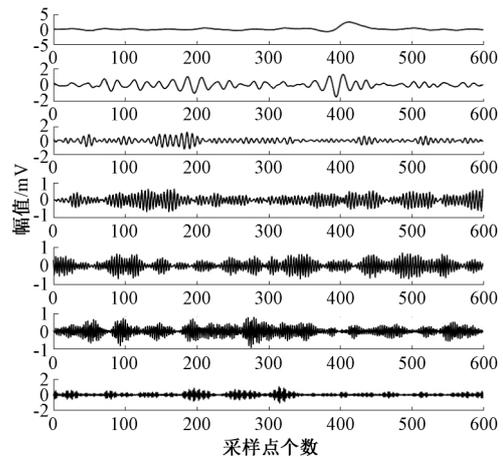


图 3 VMD 分解结果

为获取有用的 IMF 分量，计算出各个 IMF 分量的峭度如表 1 所示。

表 1 各分量峭度值

分量	峭度
IMF1	13.599 0
IMF2	5.019 8
IMF3	3.944 5
IMF4	2.608 0
IMF5	2.700 8
IMF6	2.958 9
IMF7	2.834 8

由峭度准则可知，应选取峭度大于 3 的 IMF 进行重组，由表 1 可知，IMF1、IMF2、IMF3 的峭度值符合要求，则选取前 3 个 IMF 分量进行重构，得到重构信号如图 4 所示。

从图 4 可以看出，此时的去噪效果并不是很明显，为了进一步去除剩余的噪声成分，对重构信号构建 600×601 的 Hankel 矩阵，然后进行奇异值分解得到奇异值矩阵，得到重构信号的奇异值分布如图 5 所示，图中横坐标为奇异值

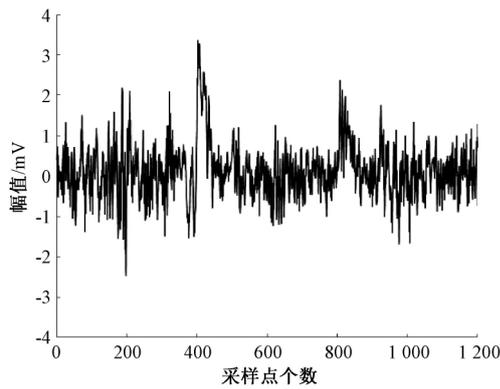


图4 VMD重构信号

的序列号,纵坐标为各个奇异值的大小,即幅值。由图5可知奇异值数量多于300个,但其幅值较大的仍在少数。

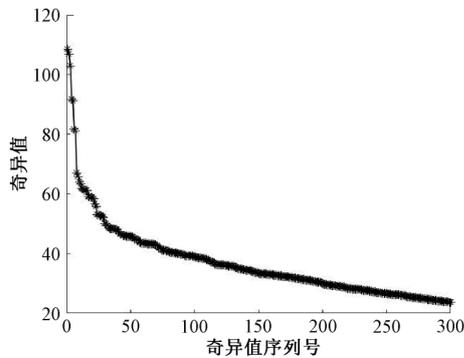


图5 奇异值分布

通过对信号进行奇异值差分谱计算,选择前30个较大的奇异值进行重构得到最终的去噪信号如图6所示。从图6的波形来看,已基本可以辨别出纯净的PD信号,与本文图1的波形大致相似。

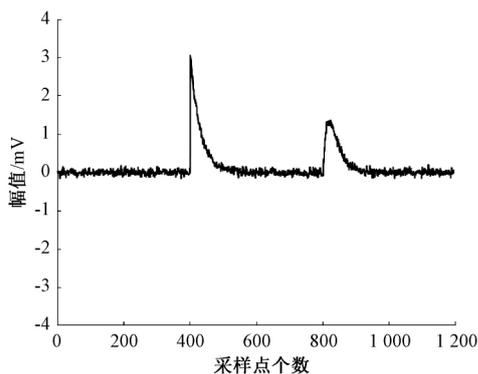


图6 奇异值降噪结果

为了进一步验证本文去噪方法的优越性,分别用VMD、SVD、VMD-SVD联合降噪的方法对矿用电动机局部放电信号进行降噪处理。处理后各个信号的信噪比^[15]和均方误差^[16]如表2所示。

表2 各个去噪方法效果对比

去噪方法	信噪比(SNR)	均方误差(MSE)
VMD	4.767 1	15.413 4
SVD	5.584 7	10.767 3
VMD-SVD	9.236 4	4.389 2

由文献^[15-16]可知信噪比表征的是原信号与噪声信号的比值,均方误差反映出估计量与真的差异程度。前者越大,则去噪效果越好,后者则反之。由表2数据可知,本文所用方法的信噪比和均方误差都要更好一些,即基于VMD和SVD的联合去噪效果要优于两种算法单独的去噪效果。这种将两种原本独立的去噪算法相结合的方式,将两种算法的优点都发挥了出来,能够有效地去除矿用电动机PD信号中的高斯白噪声,达到了预期的效果。

3 结 论

本文针对矿用电动机PD信号中含有大量高斯白噪声的问题,提出了一种基于VMD和SVD联合降噪的方法。首先采用VMD算法对含噪声的信号进行分解,该算法可将原始的PD信号和高斯白噪声信号有效分离,极大地保留了PD信号原始波形。在VMD算法中, K 值的选取极为关键,为了避免分解出现欠分解或过分解的情况,本文反复多次进行仿真实验,最终选定了最佳的固有模态数 K 值,完成了信号的分解。然后又根据峭度准则选取了合适的IMF分量进行信号重构。最后再通过SVD算法对重构信号再次进行去噪处理,得到较为纯净的PD信号。

从实验结果来看,本文通过将两种原本孤立的算法相结合的方式,有效地去除了PD信号中的高斯白噪声信号,且去噪效果要优于两种算法各自单独作用,极大地提高了判别矿用电动机故障的效率,具有一定的工程价值。虽然本文所提方法的去噪效果取得了一些阶段性成果,但在确定VMD算法中的参数 K 时,人工成本略大,效率不是很高,因此如何能高效地确定VMD算法中的参数 K 仍是一个需要探究的问题。

参考文献

- [1] 国家统计局. 中华人民共和国2019年国民经济和社会发展统计公报[N]. 中国信息报, 2020-03-02(2).
- [2] 李军浩, 韩旭涛, 刘泽辉, 等. 电气设备局部放电检测技术述评[J]. 高电压技术, 2015, 41(8): 2583-2601.
- [3] MAUGHAN C V. A 100-year history of generator insulation systems[J]. Electrical Insulation Magazine, IEEE, 2018, 34(4): 42-53.
- [4] 王新楼. 小波去噪方法分析与Matlab仿真[J]. 工业控制计算机, 2008(6): 55-56.
- [5] 叶会生, 陈晓林, 周挺, 等. 提升双树复小波在GIS局部放电监测白噪声抑制的应用[J]. 高电压技术, 2017, 43(3): 851-858.

- [6] 彭媛宁,姚恩涛,石玉,等.基于改进 EMD 与 CMSE 的风机叶片音频信号去噪方法[J].电子测量技术,2018,41(2):93-100.
- [7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [8] 卿宗胜,高云鹏,吴聪,等.基于自适应 VMD 和改进功率谱估计的球磨机负荷特征提取[J].仪器仪表学报,2020,41(5):234-241.
- [9] 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.
- [10] 赵学习,陈统坚,叶邦彦.变结构 SVD 算法及其在信号分离中的应用[J].机械工程学报,2017,53(22):11-21.
- [11] 刘长良,武英杰,甄成刚.基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J].中国电机工程学报,2015,35(13):3358-3365.
- [12] 张安安,何聪,孙茂一,等.基于峭度和时域能量的局放脉冲提取算法[J].电子科技大学学报,2017,46(4):559-564.
- [13] 王建国,李健,刘颖源.一种确定奇异值分解降噪有效秩阶次的改进方法[J].振动与冲击,2014,33(12):176-180.
- [14] 周凯,谢敏,赵世林,等.基于改进 FastICA 的局部放电在线监测窄带干扰高保真性抑制方法[J].电工技术学报,2018,33(11):2604-2612.
- [15] 付林军,王凤随,刘正男.改进自适应 CEEMD 方法在心电信号去噪中的应用[J].电子测量与仪器学报,2020,34(4):50-57.
- [16] 杨帆,王鹏,张宁超,等.一种基于小波变换的改进滤波算法及其在光谱去噪方面的应用[J].国外电子测量技术,2020,39(8):98-104.

作者简介

李长江,高级工程师,主要从事电力系统技术应用及研究工作。

E-mail:276653854@qq.com