

DOI: 10.3901/JME.2018.10.010

基于 VMD 的声音信号增强算法研究*

路敬祎^{1,2} 马雯萍² 叶东¹ 姜春雷^{1,2}

(1. 哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院 哈尔滨 150001;

2. 东北石油大学电气信息工程学院 大庆 163318)

摘要: 为提高声音信号增强效果,减小实际信号的计算量,利用可变模态分解(Variational mode decomposition, VMD)与相关系数以及能量的起始点检测准则相结合提出一种新的信号增强算法。该算法首先利用能量的起始点检测准则判断出实际信号的起始点提取有效信号;利用 VMD 分解该信号,计算分解后各本征模态函数(Intrinsic mode function, IMF)与原始信号的相关系数;利用预设的相关系数阈值来自适应确定有效 IMF,利用有效的 IMF 重构信号。为了评估该算法的增强效果,利用该算法与经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)算法进行对比分析。理论分析和试验结果表明:提出的算法在相同信噪比不同采样频率以及不同输入信噪比的条件下获得的输出信噪比都高于 EMD 算法,从而验证了该算法的稳定性和准确性。

关键词: VMD; EMD; 滤波; 相关系数; 信号增强

中图分类号: O42; TB52

Algorithm of Sound Signal Enhancement Based on VMD

LU Jingyi^{1,2} MA Wenping² YE Dong¹ JIANG Chunlei^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001;

2. Faculty of Electricity and Information Engineering, North East Petroleum University, Daqing 163318)

Abstract: In order to improve the signal enhancement effect and reduce the calculation of the actual signal, a new signal enhancement algorithm is proposed by combining the variational mode decomposition(VMD) with the correlation coefficient and the starting point detection criterion of energy. The algorithm uses the starting point detection criterion of energy to judge the starting point of the actual signal to extract the effective signal. Then, the VMD is used to decompose the signal to calculate the correlation coefficient of the intrinsic mode function(IMF) and the effective signal. It extracts useful IMFs by defaulting the correlation coefficient threshold, and reconstructs the filtering signal using the useful IMFs. In order to evaluate the enhancement effect of the algorithm, the algorithm is compared with the empirical mode decomposition(EMD) algorithm. The theoretical analysis and experimental results show that the proposed algorithm has higher output signal to noise ratio than the EMD algorithm under different sampling frequency and different input signal-to-noise ratio, which verifies the stability and accuracy of the algorithm.

Key words: VMD; EMD; filter; correlation coefficient; signal enhancement

0 前言

在自然环境中,信号采集系统采集信号会受到各种噪声的干扰和污染,导致信号特征提取变得困难,不利于信号的进一步处理,因此研究信号去噪技术一致是信号处理领域的一个研究热点问题。国内外科研人员研究了各种信去噪方法,文献[1-3]对基于小波变换声信号去噪做了深入研究。文献[4]研究了 EMD 对乘性噪声去除方法,文献[5]利用 EMD

和小波变换提高了含噪系统中基波检测效果;文献[6]利用 EMD 算法实现了管道泄漏声信号的增强;文献[7]针对强噪声背景下多频微弱信号检测的难题,提出一种基于自适应尺度频移带通随机共振降噪的经验模态分解多频微弱信号检测方法;文献[8]为了提高水轮机组诊断的精确性,建立了 EMD-Multi-fractal spectrum 和改进 BP 神经网络相结合的机组振动故障诊断模型;文献[9]针对经验模式分解存在的模式混淆问题提出了总体平均经验模式分解方法。

传统的滤波方法不适合处理非平稳和非线性信号。小波变换很好地解决了这个问题,但需要进行小波基函数的选择,本质上不是自适应的。

* 国家自然科学基金(51075095)、东北石油大学培育基金和东北石油大学研究生创新科研(YJSCX2017-027NEPU)资助项目。20170702 收到初稿,20180105 收到修改稿

黄等人提出经验模态分解 EMD 能够自适应地处理非平稳和非线性的信号, 但存在模态混叠等缺点^[10]。2014 年 KONSTANTIN 等^[11]提出了可变模态分解 VMD, 在频域上能自适应地分解出各中心频率对应的有效成分, 对低频段的特征提取具有更好的准确性和稳定性, 而大多数原始声信号的主要特征都包含在低频段, 故此种滤波方式能更好地对噪声信号进行预处理。该方法的提出基于 EMD, 却在算法上与 EMD 大不相同, 对该方法的研究将是一个重要的课题。相关系数是用以反映变量之间相关关系密切程度的统计指标, 文献[12-15]都研究了相关系数法及其应用, 得到了较好的应用效果。

本文利用 VMD 和相关系数结合提出了一种新的信号增强算法。首先利用 VMD 对原始信号进行分解得到多个 IMF; 其次计算各个 IMF 与原始信号的相关系数, 根据预设的相关系数阈值来选择符合要求的 IMF; 最后利用选定的 IMF 重构信号。针对实际信号加入信号的起始点检测准则来减小计算量。通过理论分析和仿真试验表明本文算法在不同的采样频率以及不同的输入信噪比下增强效果优于 EMD 算法, 具有更好的去噪效果。

1 基于 VMD 的信号增强算法

1.1 VMD 算法

KONSTANTIN 提出了一种可变尺度的信号分解方法, 通过将原始信号分解为 k 个中心频率为 ω_k 的信号, 得到 k 个模态函数, 其中 k 为预设分解尺度。

VMD 算法中, 重新定义本征模态函数 $u_k(t)$ 为一个调幅-调频信号, 如式(1)所示

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\varphi_k(t)) \quad (1)$$

式中, $A_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值。 $u_k(t)$ 的瞬时频率为 $\omega_k(t)$, $\omega_k(t) = \dot{\varphi}_k(t) = \frac{d\varphi(t)}{dt}$ 。

在 $[t - \delta, t + \delta]$ ($\delta = 2\pi / \dot{\varphi}_k(t)$) 的间隔范围内, $u_k(t)$ 可看作一个幅值为 $A_k(t)$ 、频率为 $\omega_k(t)$ 的谐波信号。

VMD 假设每个模态函数 u_k 是围绕中心频率的有限带宽, 通过搜寻约束变分模型最优解实现信号自适应分解, 每个 IMF 的中心频率及带宽在迭代求解变分模型最优解的过程中被不断更新, 根据实际信号的频域特性完成信号频域的自适应分解, 得到若干窄带的 IMF 分量。

为估计每个模型 u_k 的带宽, 有如下方法。

(1) 通过 Hilbert 变换, 计算每个 u_k 的解析函数获得相应的边际谱。

(2) 通过指数混合调制到估算的中心频率, 将每个模型 u_k 的频谱转移到“基带”。

(3) 由解调信号的高斯光滑度和梯度平方准则来估计带宽。

由上述步骤得到的约束变分问题如下

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t) \right\|_2^2 \right\} \quad (2)$$

$$\sum_k u_k = f \quad (3)$$

式中, $u_k = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为各模态函数; $\omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为各中心频率。

通过引入拉格朗日乘子 $\lambda(t)$ 和二次惩罚因子 α 将上述约束变分问题变转变为非约束变分问题, 得到推广拉格朗日表达式如下

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) =$$

$$\alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t) \right\|_2^2 +$$

$$\left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (4)$$

采用乘法算子交替方向法(ADMM)解决上述变分问题, 迭代优化 u^{k+1} , ω_k^{k+1} , λ^{k+1} 求得扩展拉格朗日表达式的“鞍点”。迭代步骤如下。

(1) 初始化 u^1 、 ω^1 、 λ^1 、 $n=0$ 。

(2) $n=n+1$, 执行整个循环。

(3) 执行内层第一个循环, 根据 $\omega_k^{k+1} = \arg \min_{u_k} L(\{u_{i < k}^{n+1}\}, \{u_{i \geq k}^n\}, \{\omega_i^n\}, \lambda^n)$ 更新 u_k 。

(4) $k=k+1$ 重复步骤(3), 直至 $k=K$ 时结束第一个循环。

(5) 执行内层第二个循环, 根据 $\lambda^{n+1} = \lambda^n + \tau(f - \sum_k u_k^{n+1})$ 更新 λ 。

(6) 重复步骤(2)~(7), 直至满足迭代停止条件 $\sum_k \left(\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 \right) < \varepsilon$, 结束整个循环, 得到 k 个 IMF 分量。

1.2 相关系数

统计学家卡尔·皮尔逊设计了表明两个变量之间相关程度的统一指标—相关系数。相关系数是用以反映变量之间相关关系密切程度的统计指标, 按积差方法计算, 同样以两变量与各自平均值的离差为基础, 通过两个离差相乘来反映两变量之间相关程度, 着重研究线性的单相关系数。

相关系数公式为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5)$$

式中, x 、 y 表示两个矢量; \bar{x} 、 \bar{y} 表示对应矢量的期望。

相关系数 r 的取值范围为 $[-1, 1]$, $r > 0$ 表示正相关, $r < 0$ 表示负相关; $|r|$ 表示了变量之间相关程度的高低。特殊地, $r = 1$ 称为完全正相关, $r = -1$ 称为完全负相关, $r = 0$ 称为不相关。由相关系数来决定相关程度, 通常认为相关系数在 $0.00 \sim \pm 0.30$ 时为微相关, 相关系数在 $\pm 0.30 \sim \pm 0.50$ 时为实相关, 相关系数在 $\pm 0.50 \sim \pm 0.80$ 时为显著相关, 相关系数在 $\pm 0.80 \sim \pm 1.00$ 时为高度相关。本文仿真时选实相关的系数来重构信号。

1.3 基于能量的信号起始点检测准则

根据声音信号传播的逆平方规律, 本文提出了利用信号能量变化来判断信号起始点, 从而达到减小计算量的目的。

设声源处信号的能量为 I , 麦克风距离声源的距离为 d , 则在理想情况下, 并且忽略声音信号在传播时引起的传播路径上介质内能的变化和环境噪声的影响, 由能量沿球面传播的特性, 得麦克风在位置处信号的能量 P 的值为 $P = \frac{I}{4\pi d^2}$ 。由此可所知, 空间中某点的声音信号的能量, 与声源信号的能量成正比, 与其相对声源的距离的平方成反比。

依据此原理依次计算基准传声器的采集数据的 $1/4$ 帧长能量, 从而确定出 $1/4$ 帧长能量最大值的位置, 以此 $1/4$ 帧长的起点为基准点。帧长的选择是依据阵列大小来决定的, 一帧数据长度是以两个传声器之间的距离和采样频率决定的; 帧长计算公式

$$L = fd / v \quad (6)$$

式中, L 为一帧数据的长度, f 为信号的采样频率, d 为基准传声器与传声器之间的距离, v 为声速。

1.4 本文提出的算法实现步骤

步骤 1: 判断待处理信号的起始点。

步骤 2: 信号的 VMD 分解。

步骤 3: 计算各个 IMF 分量与原始信号的相关系数。

步骤 4: 提取符合预设相关系数阈值的 IMF 分量。

步骤 5: 利用提取的 IMF 分量重构信号。

1.5 算法验证

设输入的原始合成信号如下

$$f(t) = \cos(4\pi t) + 0.25\cos(48\pi t) +$$

$$0.0625\cos(576\pi t) + \eta \quad (7)$$

式中, η 为加性高斯白噪声, 强度为 0.05, 采样频率为 1 000 Hz。在 $f(t)$ 已知的情况下, 设置预设尺度 $k=3$, 将其分解为三个模态分量, 分别计算 IMF1、IMF2、IMF3 与原始信号的相关系数分别是 0.979 0、0.193 1 和 0.035 9。分解后三个模态分量与原输入分量对比如图 1 所示。

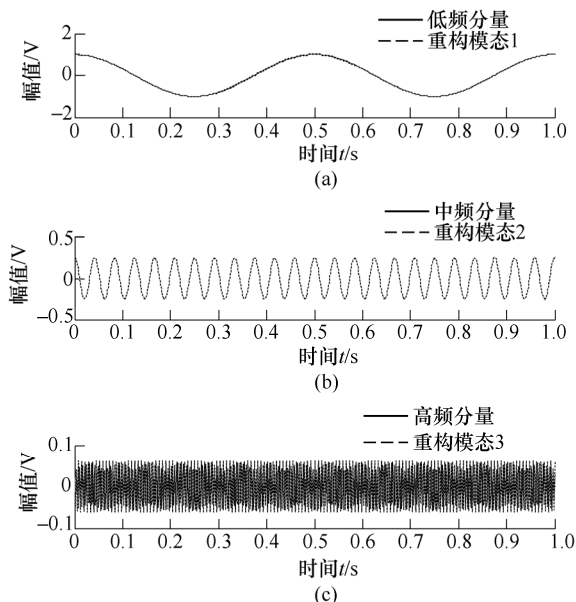


图 1 输入分量与 IMF 分量对比

从图 1a 中可知高强度信号低频分量与重构模态 1 几乎完全一致; 从图 1b 可知中等强度的中频分量信号与重构模态 2 几乎有一些差异, 但在可接受质量范围内, 从图 1c 微弱的高频信号与重构模态 3 存在较大差异, 较难分离。

可知 IMF1 低频部分与原始信号具有强烈的相关性。选择相关系数大于 0.1 的 IMF 分量, 即 IMF1 和 IMF2, 得到重构信号波形如图 2b 所示, 图 2a

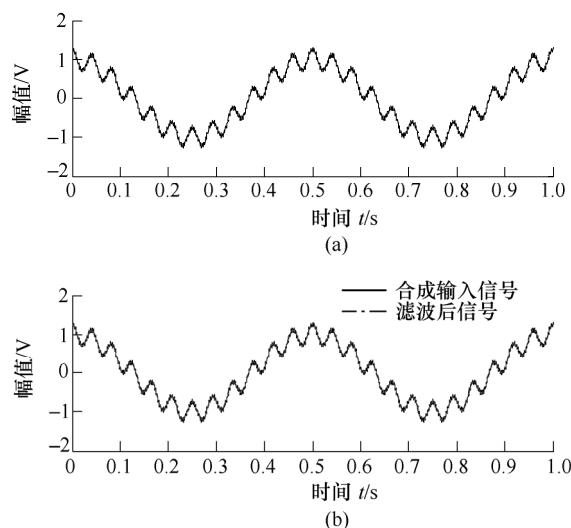


图 2 原始信号与滤波信号对比

显示了原始信号和图 2b 显示了原始信号和滤波后的信号,从图 2b 中可以看出滤波后的信号曲线变得平滑;同时经计算滤波信号与原始信号的相关系数为 0.999 6,证明该滤波方法具有很好的去噪效果,几乎能完全恢复原始信号。

2 仿真与分析

2.1 仿真信号滤波

Bumps、Blocks 和 Doppler 信号是典型的非平稳非线性信号,利用本文提出的算法和 EMD 算法分别处理这些信号,并比较滤波效果。

2.1.1 不同的采样频率下信号处理结果对比

本文选择 Blocks 和 Doppler 信号进行滤波,分别在输入信噪比(SNR_{in})为 3 dB 和 10 dB 的情况下,使用本文算法和 EMD 算法分别比较采样频率为 512 Hz、1 024 Hz、2 048 Hz、4 096 Hz、8 192 Hz 时滤波信号的信噪比(SNR_{out})。图 3 是 Blocks signal 的仿真结果,图 4 是 Doppler signal 的仿真结果。

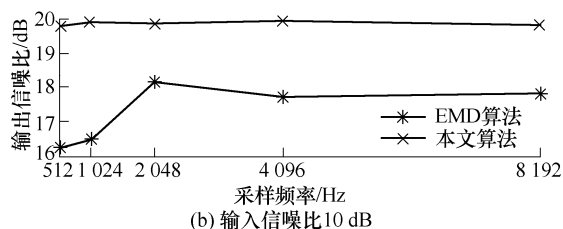
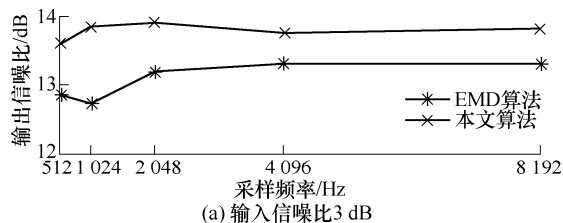


图 3 在不同采样频率下的的结果对比

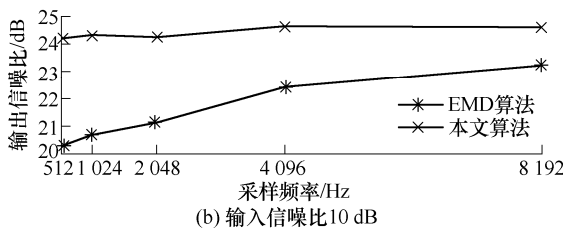
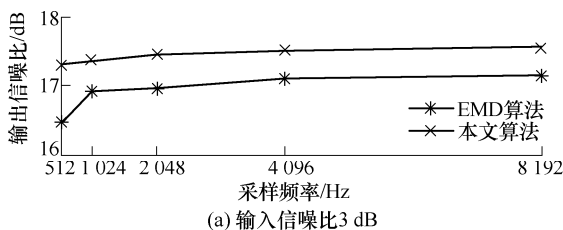


图 4 在不同采样频率下的的结果对比

从处理 Blocks 和 Doppler 的信号结果可以看

出,在相同的输入信噪比下本文算法得到的输出信号信噪比 SNR_{out} 高于 EMD,且本文算法处理信号的输出信噪比与采样频率选择关系不大,在不同的采样频率下,其输出信号信噪比相差无几,维持在一个固定值左右;而 EMD 算处理得到的信号输出信噪比随着采样频率的增加而增加,这表明在采样频率较低的时候,EMD 滤波效果不好,这就意味着想用 EMD 算法获得和本文算法相同的处理结果,就对硬件提出了更高的要求,处理的数据量增加。

由此可以得出,本文提出的算法可在采样频率较低的情况下获得理想的输出信号信噪比,这在一定程度上避免了采样频率过大而引起的大量运算,同时也提高了对信号预处理的准确性和快速性,具有更好的稳定性和普遍适用性。

2.1.2 本文算法性能与信噪比的关系

本节采用的仿真信号为 Bumps 信号,数据长度为 4 096,输入信噪比 SNR_{in} 以 3 dB 为步长,从 -9 dB 变化到 9 dB,比较本文算法与 EMD 算法处理后的信号输出信噪比,仿真结果如图 5 所示。由图 5 可知,本文提出的算法的得到的输出信号信噪比 SNR_{out} 和 EMD 算法得到的输出信号信噪比 SNR_{out} 都随着输入信号的信噪比的增加而增加,但是从图中可以看出在相同的输入信噪比下本文算法得到的输出信号信噪比 SNR_{out} 高于 EMD,从而验证了本文算法优于 EMD 算法。

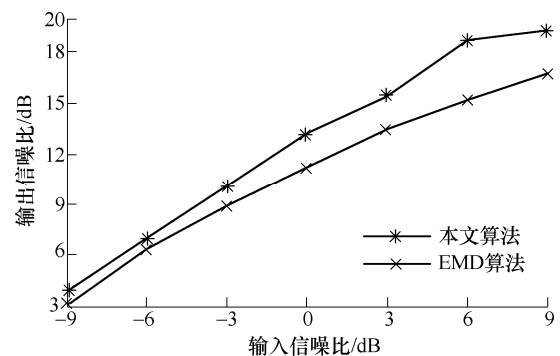


图 5 在相同的输入信噪比时的结果对比

2.2 实际声音信号滤波处理

通过仿真试验初步验证了本文算法的有效性和稳定性。下面利用实际信号来进一步证明本文算法的优越性和可行性。利用 NI PXIe1082、NI PXIe8820、NI PXIe4492 和 AWA14604 传感器构建了被动声数据采集系统,利用 LabVIEW 软件开发了上位机。在室内(15 m×7 m×4 m)利用计算机控制高保真音箱作为模拟声源进行试验,采样频率设置为 44 100 Hz,获得实际声音信号 170 000

个采样点结果如图 6a 所示。通过步骤一判断待处理信号的起始点后, 截取信号长度为 1 280 个采样点结果如图 6b 所示, 这样就可以大大减小计算量。然后分别利用本文算法和 EMD 算法对该信号进行滤波处理, 并将滤波后的信号与原始含噪信号做对比。

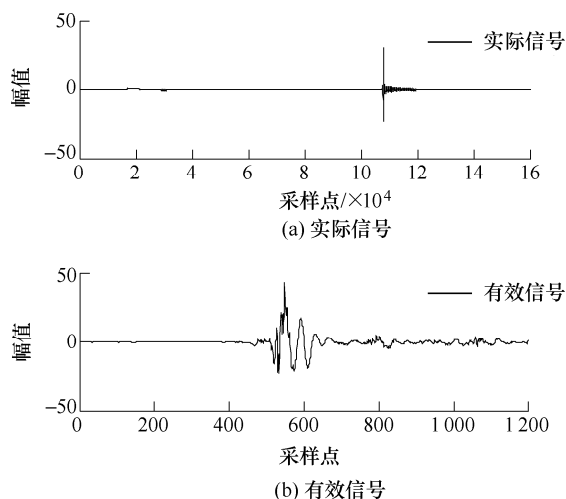


图6 实际信号与有效信号

已知含噪声信号中的有用信号为低于 300 Hz 的低频信号, 本文设置相关系数阈值为 0.5, 利用本文算法将信号分解为 4 个 IMF。仿真后所得的相关系数分别为 0.899 3、0.378 0、0.315 6 和 0.095 0。

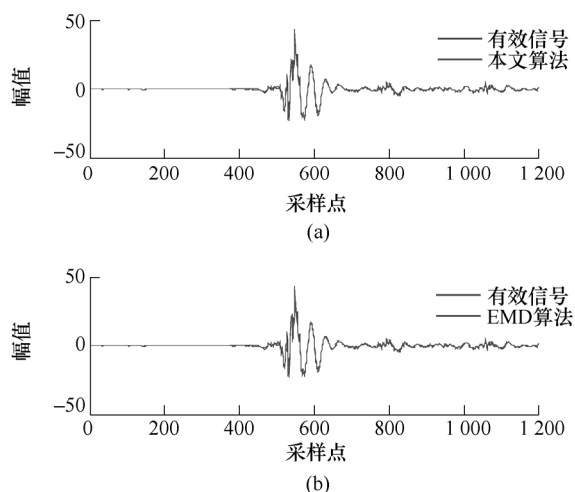


图7 本文算法与 EMD 算法对比

选取相关系数大于 0.3 的 IMF 重构信号, 结果如图 7a 所示, 用 EMD 算法得到滤波信号如图 7b 所示。从图 7 可以看出, 本文算法能滤除原信号中噪声信号, 得到较为纯净的低频信号, 且滤波后的信号曲线变得平滑; 而 EMD 算法的滤波信号几乎与原始含噪信号相互重合, 其滤波效果较差, 不如本文算法滤波效果好。从而进一步验证了本文算法的有效性和稳定性。

3 结论

本文提出了基于相关系数与 VMD 的信号增强算法。应用本文算法与 EMD 算法做了多方面的仿真对比分析。

(1) 在相同信噪比不同采样频率下, 利用本文算法和 EMD 算法处理 Blocks 和 Doppler 信号的输出信号信噪比对比, 在相同的输入信噪比下本文算法得到的输出信号信噪比高于 EMD 算法, 同时 EMD 算法受采样频率影响较大, 采样频率低时处理效果不好, 而本文提出的算法可在采样频率较低的情况下获得理想的输出信号信噪比, 具有更好的稳定性和适用性。

(2) 通过比较在不同输入信噪比下利用本文算法和 EMD 算法处理 Bumps 信号后的输出信号信噪比对比, 得出随着输入信噪比的增加, 本文算法与 EMD 算法的输出信号信噪比都在增加, 但本文算法高于 EMD。

(3) 本文算法与 EMD 算法分别应用于处理实际装置采集的含噪声信号, 仿真结果表明本文处理的结果优于 EMD 算法, 达到了预期的滤波效果。

(4) 针对实际信号利用信号的起始点检测准则方法可以大大减小计算量从而减少计算量。本文的研究结果对实际声音信号处理具有极强的指导意义和参考价值。

参考文献

- [1] HE Can, XING Jianchun, LI Juelong. A new wavelet thresholding function based on hyperbolic tangent function[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015: 1-9.
- [2] JIA H R, ZHANG X Y, BAI J. A continuous differentiable wavelet threshold function for speech enhancement[J]. Journal of Central South University, 2013, 20(8): 2219-2225.
- [3] CHEN Xiaojuan, LI Siyang, WANG Wenting. New de-noising method for speech signal based on wavelet entropy and adaptive threshold[J]. Journal of Information and Computational Science, 2015, 12(3): 1257-1265.
- [4] 焦卫东, 蒋永华, 林树森. 基于经验模态分解的改进乘性噪声去除方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(24): 1-8.
JIAO Weidong, JIANG Yonghua, LIN Shusen. Modified signal de-noising approach for multiplicative noise based on empirical mode decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(24): 1-8.
- [5] 秦毅, 秦树人, 毛永芳. 小波变换中经验模态分解的基

- 波检测及其在机械系统中的应用[J]. 机械工程学报, 2008, 44(3): 135-142.
- QIN Yi, QIN Shuren, MAO Yongfang. Fundamental wave detection based on wavelet transform and empirical mode decomposition with application in mechanical system[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(3): 135-142.
- [6] 郭晨城, 文玉梅, 李平, 等. 采用 EMD 的管道泄漏声信号增强[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6): 1397-1405.
- GUO Chencheng, WEN Yumei, LI Ping, et al. Enhancement of leak signals using EMD in pipeline[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6): 1397-1405.
- [7] 韩东颖, 丁雪娟, 时培明. 基于自适应尺度频移带通随机共振降噪的 EMD 多频微弱信号检测[J]. 机械工程学报, 2013, 49(8): 10-18.
- HAN Dongying, DING Xuejuan, SHI Peiming. Multi-frequency weak signal detection based on EMD after de-noising by adaptive re-scaling frequency-shifted band-pass stochastic resonance[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(8): 10-18.
- [8] 薛延刚. 基于 EMD 和 Multi-fractal spectrum 的 BP 水机故障诊断[J]. 排灌机械工程学报, 2016, 34 (5): 455-460.
- XUE Yangang. An investigation into fault diagnosis of hydro-turbine unit based on EMD multi-fractal spectrum[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2016, 34(5): 455-460.
- [9] 雷亚国, 孔德同, 李乃鹏, 等. 自适应总体平均经验模式分解及其在行星齿轮箱故障检测中的应用[J]. 机械工程学报, 2014, 50(3): 64-70.
- LEI Yaguo, KONG Detong, LI Naipeng, et al. Adaptive ensemble empirical mode decomposition and its application to fault detection of planetary gearboxes[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(3): 64-70.
- [10] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis [J]. Proceeding of the Royal Society, 1998 (454): 903-993.
- [11] KONSTANTIN D, DOMINIQUE Z. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [12] STEIN D. Detection of random signals in Gaussian mixture noise[J]. IEEE Trans Inf Theory, 1995, 41(6): 1788-1801.
- [13] 苗晓婷, 赵晶晶, 李富才, 等. 一种基于波信号能量谱相关系数的损伤定位方法[J]. 机械工程学报, 2016, 52(15): 73-80.
- MIAO Xiaoting, ZHAO Jingjing, LI Fucui, et al. A damage location method based on the correlation coefficient of energy spectrum for wave signals[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(15): 73-80.
- [14] XU W, CHANG C, HUNG Y S, et al. Asymptotic properties of order statistics correlation coefficient in the normal cases[J]. IEEE Trans Signal Process, 2008, 56(6): 2239-2248.
- [15] XU W, HUNG Y S, NIRANJAN M, et al. Asymptotic mean and variance of gini correlation for bivariate normal samples[J]. IEEE Trans Signal Process, 2010, 58(2): 522-534.
-
- 作者简介: 路敬伟, 男, 1977 年出生, 博士研究生, 副教授, 硕士研究生导师。主要从事信号检测和声学信号处理方面的研究工作。
E-mail: lujingyi@hit.edu.cn
- 叶东(通信作者), 男, 1968 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要从事基于串/并联结构的坐标测量理论和技术、双目/单目视觉坐标测量理论和技术等研究。
E-mail: yedong@hit.edu.cn