

DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2018.13.011

基于变分模态分解和小波分析的语音信号去噪方法

陆振宇^{1,2}, 卢亚敏¹, 夏志巍¹, 黄现云¹

(1.南京信息工程大学 电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044;

2.江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏 南京 210044)

摘要:针对传统的语音信号降噪方法可能滤除部分有效信号且信噪比尚可进一步提升的问题,提出一种基于变分模态分解和小波分析去噪的方法。利用VMD对原始语音信号进行分解,分别对各模态分量进行相关性分析并设定阈值,对低于阈值的模态分量进行小波阈值去噪,提取出有用信号之后再与剩余的模态进行重构。仿真实验结果表明,采用所提方法去噪后的信噪比得到了很好的提高,且避免了在直接采用EEMD和VMD去噪过程中出现部分有用信号丢失的情况,最终实现了良好的去噪效果。

关键词:语音信号;变分模态分解;相关系数;小波阈值去噪;相关性分析;阈值设定

中图分类号: TN911.3-34

文献标识码: A

文章编号: 1004-373X(2018)13-0047-05

Speech signal denoising method based on VMD and wavelet analysis

LU Zhenyu^{1,2}, LU Yamin¹, XIA Zhiwei¹, HUANG Xianyun¹

(1. School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;

2. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment, Nanjing 210044, China)

Abstract: Since it is possible for the traditional speech signal denoising method to filter out part of effective signal and its signal-to-noise ratio can be further enhanced, a denoising method based on variational mode decomposition (VMD) and wavelet analysis is proposed. The VMD is used to decompose the original speech signal. The correlation analysis is performed and the threshold is set for each mode component. The wavelet threshold denoising is carried out for the mode component lower than the threshold, and the useful signals are extracted and then reconstructed with the residual modes. The simulation experimental results show that the proposed method can improve the denoised signal-to-noise ratio greatly, avoid the useful signal loss while directly using EEMD and VMD in the process of denoising, and has excellent denoising effect.

Keywords: speech signal; variational mode decomposition; correlation coefficient; wavelet threshold denoising; correlation analysis; threshold setting

0 引言

语音去噪是语音信号处理中一个重要的研究方向,语音信号本身的非线性、非平稳性等固有特性,使许多传统去噪方法在语音去噪上对噪声的抑制效果并不是很理想。如快速傅里叶变换、Wigner-Ville、小波变换等^[1]。近几年,国内外研究者提出了许多关于语音去噪方面的方法,如小波阈值去噪。其中文献[2-5]对小波阈值进行改进,文献[2]提出一种基于小波熵的自适应阈值去噪的新方法,文献[3-5]提出改进阈值函数的去噪方

法。但是上述文献并没有解决小波基选取、分解层数确定的问题。文献[6]提出改进小波阈值联合经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)的去噪方法,它解决了小波分解中存在的不足,但同时EMD分解去噪后的信号易出现模态混叠的问题^[7]。文献[8]提出集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)的语音去噪方法,解决了EMD分解中模态混叠的问题。传统的EEMD滤波算法虽然具有较强的去噪能力,但是EEMD算法中还存在理论基础尚不严谨、运算效率较低和容易滤除有用信号等不足^[9]。

针对上述EEMD算法在语音去噪中存在的不足,本文用变分模态分解联合小波分析的去噪方法自适应地对语音信号进行处理。从仿真结果可以看出,用该方法去噪得到的语音信号信噪比有了很好的提高,并且对噪

收稿日期:2017-10-23

修回日期:2017-12-04

基金项目:国家自然科学基金面上项目(61473334)

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (61473334)

声的抑制效果也很好。

1 降噪原理

1.1 变分模态分解原理

变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 是一种新的自适应分解信号的方法, 它不仅能够自适应地确定各个模态的相关频带, 同时还能够估计出对应的各个模态^[10]。VMD 分解过程实际就是变分问题的求解过程, 其算法主要包括变分问题的构造和变分问题的求解两部分。

1.1.1 变分问题的构造

将输入信号 $x(t)$ 分解为 K 个模态 $u_k (k=1, 2, \dots, K)$, 同时假设分解得到的各模态 u_k 均含有中心频率且为有限带宽。首先通过 Hilbert 变换得出各个模态 u_k 的解析信号, 即单边频谱; 其次通过加入指数项调整各自估计的中心频谱, 将各个模态的频谱调制到相应的基频带上; 最后通过计算上述解调信号的梯度平方 (L^2) 的范数, 得到与各个模态信号相对应的估计带宽。由此构造出约束变分问题, 表达式如下:

$$\min_{\{u_k\}, \{w_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

s.t. $\sum_k u_k = x(t)$

式中: $\{u_k\} := \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$ 为所有模态的集合; $\{w_k\} := \{w_1, w_2, \dots, w_K\}$ 为各模态中心频率的集合; $\sum_k := \sum_{k=1}^K$ 是各模态之和。

1.1.2 变分问题的求解

使用二次罚项和拉格朗日乘法算子, 将约束型变分问题转换为非约束型变分问题进行求解。其中的二次罚项是为了确保重构之后信号的精度, 尤其在含有加性高斯噪声时; 而拉格朗日乘法算子的目的是让约束条件具有一定的严格性。

其中, 扩展的拉格朗日表达式为:

$$L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) := \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), x(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

式中: α 为二次惩罚因子; $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘法算子。

采用乘法算子交替方向法 (Alternate Direction Method of Multipliers, ADMM) 交替更新 u_k^{n+1} , w_k^{n+1} 和 λ_k^{n+1} , 这样就将式(1)中的最小化问题转变为求迭代子优化序列中扩展后的式(2)的“鞍点”。

其中, 更新 u_k^{n+1} 的表达式可表述为:

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (3)$$

式中: w_k 等同于 w_k^{n+1} ; $\sum_i u_i(t)$ 等同于 $\sum_i u_i^{n+1}(t)$ 。

利用 Parseval 傅里叶等距变换, 将式(3)由时域转换到频域得到各个模态在频域中的表达式为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(w) = \frac{\hat{x}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2} \quad (4)$$

接下来, 对于求更新的各个模态的中心频率 w_k^{n+1} , 同样需要先将中心频率的求解问题变换到频域, 得到更新 w_k^{n+1} 的表达式为:

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |\hat{u}_k(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(w)|^2 dw} \quad (5)$$

式中: w_k^{n+1} 是第 k 个模态的功率谱重心; $\hat{u}_k(w)$ 相当于当前剩余量 $\hat{x}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w)$ 的维纳滤波。

从整体上看, VMD 算法是直接通过频域上不断地更新每个模态, 再利用傅里叶将其转换到时域上, 其具体模态更新的步骤如下:

- 1) 初始化 $\{u_k^1\}, \{w_k^1\}$ 和 $\hat{\lambda}^1, n \leftarrow 0$;
- 2) 根据式(3)和式(5)更新 u_k 和 w_k ;
- 3) 通过公式:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(w) \leftarrow \hat{\lambda}^n(w) + \tau \left| \hat{x}(w) - \sum \hat{u}_k^{n+1}(w) \right|$$

更新 λ ;

- 4) 对于给定判别精度 $e > 0$, 若 $\frac{\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < e$,

则停止迭代; 否则返回步骤 2)。

1.2 小波去噪原理

首先选取并确定恰当的小波与需要分解的层数, 其次对加噪的语音信号进行小波分解处理, 即可得到不同尺度下的小波系数。由于与实际信号的小波系数相比较, 噪声的小波系数要小很多, 因此能够预先选取一个恰当的阈值, 同小波分解得到的系数进行比较。当小波系数大于预先选取的阈值时, 判断此小波系数主要由实际的语音信号产生, 并将其保留或者进行相应“收缩”; 反之, 则主要由噪声产生, 并将其滤除。最后用小波逆变换对得到的小波系数进行转换, 再对其重构, 进而实现小波去噪的效果。

根据小波阈值去噪原理, 选取并确定恰当的阈值与阈值函数, 在一定程度上决定着小波阈值去噪的效

果^[8]。最常见的阈值函数有两种,分别是硬阈值与软阈值。硬阈值函数由于存在不连续点,使得重构信号容易产生振荡和失真现象;软阈值函数虽然没有间断点,但是存在恒定偏差,致使重构信号容易出现高频处某些信息丢失、边缘模糊等问题。这些不足让阈值去噪达不到预期理想的去噪效果,因此需考虑对传统的阈值函数进行适当的改善。

本文选取的阈值为:

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log N} / \log(j+1) \quad (6)$$

式中: σ^2 为噪声的方差; N 为离散采样信号的长度; j 为小波分解的尺度。

本文选取的阈值函数为:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k}) \cdot (|w_{j,k}| - \mu\lambda), & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\mu = 1 / \left\{ (w_{j,k} - \lambda)^2 + 1 \right\}$; $w_{j,k}$ 为小波系数; $\hat{w}_{j,k}$ 为估计小波系数。

1.3 相关系数

首先利用式(8)计算得出每个模态 u_k 与原始语音信号的 $k+1$ 个自相关函数 $R_x, R_{u_1}, R_{u_2}, \dots, R_{u_k}$:

$$R_x(m) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x(i)x(i+m) \quad (8)$$

其次,将自相关函数进行归一化处理,分别求出 $R_{u_1}, R_{u_2}, \dots, R_{u_k}$ 与 R_x 的相关系数,计算公式为:

$$\rho(j) = \frac{\sum_{i=1}^{2N-1} R_{u_j}(i) R_x(i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{2N-1} R_{u_j}^2(i) \cdot \sum_{i=1}^{2N-1} R_x^2(i)}} \quad (9)$$

式中: N 为信号的点数; u_j 为第 j 个模态。

一般地,在 $\rho > 0.5$ 的情况下,可以认为对应的模态 u_j 与原始语音信号的相关性较好,且给予保留;否则,将对应的模态 u_j 再进行相应的阈值去噪处理。

2 基于变分模态分解和小波分析的语音信号去噪方法

本文提出的语音信号去噪方法的基本原理是在用VMD对加噪语音信号分解后得到各个模态 u_k 分量的基础上,分别计算出每个模态 u_k 和原始语音信号的相关系数。当相关系数大于阈值时,认为对应的模态与原始语音信号相关性较好,将该模态保持不变;否则,认为对应的模态与原始语音信号的相关性较差,即该模态主要含有噪声,对该模态进行小波阈值处理;最后将所有模态重构,从而实现去噪的效果。具体流程图如图1所示。

3 仿真实验

本文采用 Windows 7 的开机声音作为原始语音信

号,数据长度 $N=5\,000$,采样频率是 $44\,100\text{ Hz}$,采样精度是 16 bit ,实验平台采用 Matlab R2012a,在原始语音信号中加入随机的高斯白噪声,信噪比设定为 10 dB 。

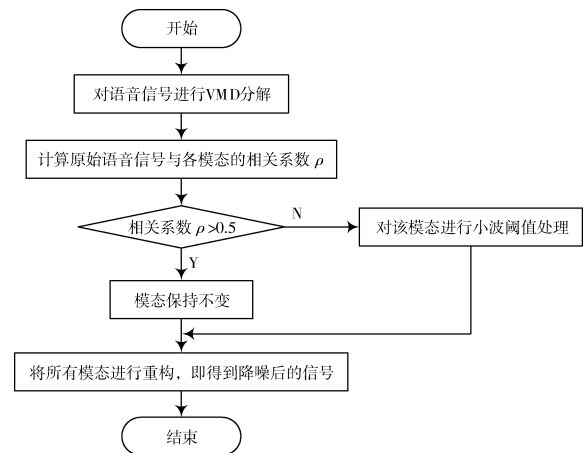


图1 VMD和小波分析的语音信号去噪方法流程图

Fig. 1 Flowchart of speech signal denoising method based on VMD and wavelet analysis

图2a)为原始语音信号,图2b)为信噪比为 10 dB 的随机高斯白噪声,图2c)是在原始语音信号中加入信噪比为 10 dB 的高斯白噪声的波形图。

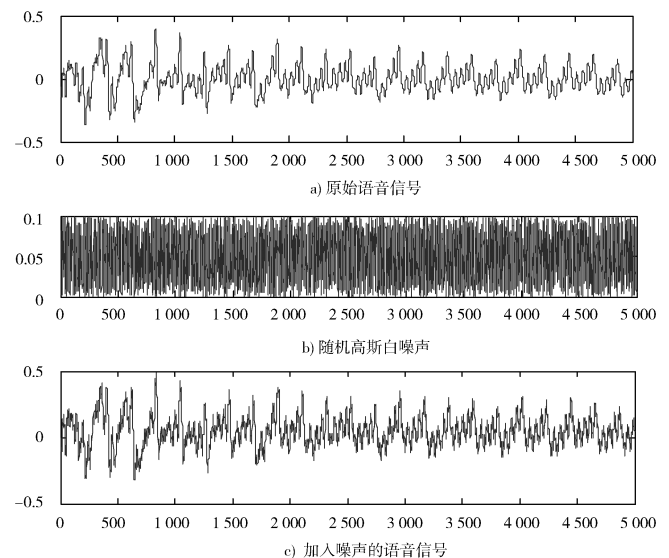


图2 信号时域波形

Fig. 2 Time domain waveforms of signals

在本文中,语音信号去噪效果评价标准通常采用原始语音信号与去噪后语音信号的信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR),其数学表达式为:

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{\sum_n x^2(t)}{\sum_n [y(t) - x(t)]^2} \quad (10)$$

式中: $x(t)$ 为原始语音信号; $y(t)$ 为去噪后的语音信号。

其中信噪比 SNR 越大表明该去噪方法的效果越

好,并且噪声得到了很好的抑制;否则,表明该去噪方法去噪效果不够好。

首先采用传统小波去噪方法对加噪语音信号进行仿真实验。在小波分解过程中,小波基采用db6小波,选取的分解层数是3。图3分别为传统小波与本文所选取的阈值和阈值函数对加噪语音信号进行小波阈值处理的波形图。

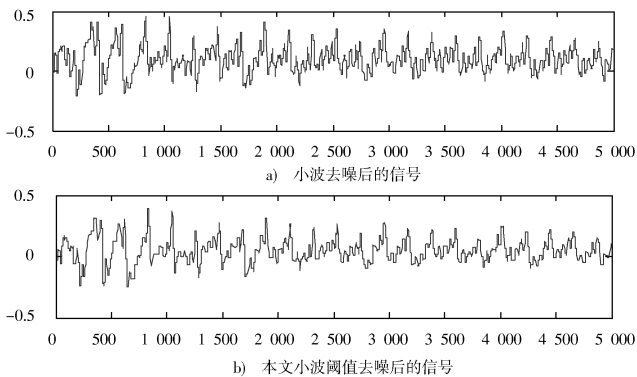


图3 小波去噪波形图

Fig. 3 Signal waveforms after wavelet denoising

通过图3的波形图可以看出,直接用小波对加噪语音信号进行去噪的效果并不是很明显。本文选取的小波阈值去噪相对于传统的小波在信噪比上得到了很大的提高,同时去噪效果也得到了明显的改善,但是还没有达到预期的去噪要求。

接下来验证EEMD的去噪效果。利用EEMD对加噪语音信号进行分解,分解为6个IMF分量与一个剩余分量。由于噪声主要包含在低频分量中,可以直接舍去前两个IMF分量,再通过将剩余IMF分量重构,即可以达到一定的去噪效果,波形图如图4a)所示。用VMD对加噪语音信号进行去噪,同样将加噪语音信号分解成6个模态,舍去主要噪声分量的模态,再将剩余的模态重构,得到的去噪波形图如图4b)所示。

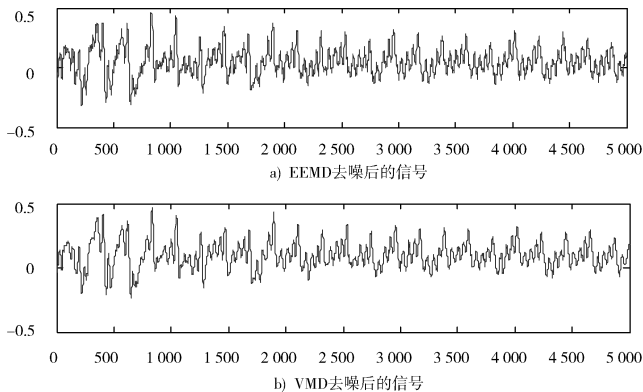


图4 EEMD与VMD去噪的波形图

Fig. 4 Signal waveforms denoised by EEMD and VMD

最后验证本文提出的变分模态分解联合小波分析的去噪效果。先用VMD将加噪语音信号进行分解,同样分解出6个模态,计算得到各个模态同原始语音信号之间的相关系数,如图5所示,得出模态3~6的相关系数均小于0.5,即将这4个模态进行本文中的小波阈值处理,再与其余2个模态重构,既而实现了对加噪语音信号的去噪,其波形图如图6所示。

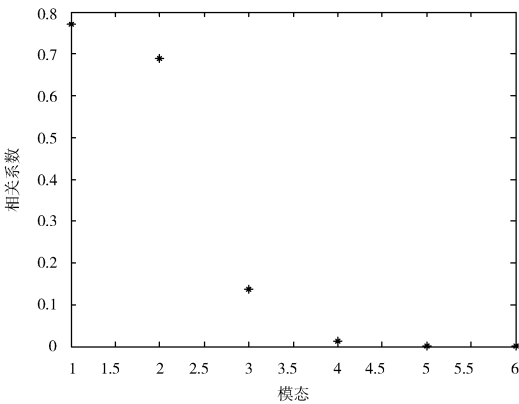


图5 每个模态的相关系数

Fig. 5 Correlation coefficient of each mode

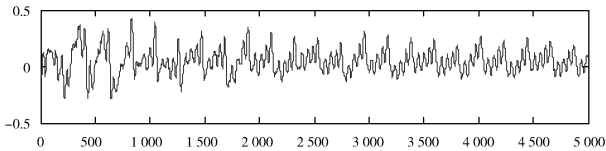


图6 本文去噪方法的波形图

Fig. 6 Signal waveform of the proposed denoising method

将采用不同去噪方法得到的信噪比进行比较,如表1所示。

表1 不同去噪方法的信噪比

Table 1 Signal-to-noise ratios corresponding to different denoising methods

方法	SNR
传统的小波	3.542 2
本文小波阈值	6.557 0
EEMD	7.173 9
VMD	7.282 0
本文方法	11.350 5

从表1可知,传统的小波去噪法信噪比虽然有一定的提高,但是去噪的效果并没有达到预期设想。本文采用阈值去噪法,信号的信噪比与去噪的效果均得到了改善。EEMD和VMD去噪法信噪比同样也都得到了提高且很相近,但是实际应用中VMD处理的时间相比于EEMD要快很多,在去噪的效果上也更好。本文去噪方法相对于上述去噪方法信噪比有非常明显的提高,且去

噪的效果也达到了预期要求。

4 结 论

本文以 Windows 7 的开机声音为例,分别采用小波阈值、EEMD、VMD 和本文提出的 VMD 和小波阈值联合去噪方法进行去噪,从信噪比比较结果得出如下结论:

1) 只要参数选择合适,VMD 分解过程中既不会产生模态混叠,又能够更准确地将信号分解。

2) VMD 相比于 EEMD 在语音去噪上用的时间更具有优势,并且 VMD 的理论基础相对严谨。

3) 本文在利用 VMD 对加噪语音信号进行分解的基础上,联合相关系数和阈值去噪进行处理,通过设定相关系数的阈值确定高频分量和低频分量的分解,在对选取出的高频模态进行小波阈值去噪后,将所有模态进行重构,从而避免了其中的有用信号被滤除。

4) 通过仿真实验,验证了本文提出的去噪方法信噪比得到了显著提高,取得了良好的去噪效果。

参 考 文 献

- [1] 李晶皎,安冬,王骄.基于 EEMD 和 ICA 的语音去噪方法[J].东北大学学报(自然科学版),2011,32(11):1554-1557.
LI Jingjiao, AN Dong, WANG Jiao. Speech denoising based on EEMD and ICA [J]. Journal of Northeastern University (natural science edition), 2011, 32(11): 1554-1557.
- [2] 陈晓娟,王文婷,贾明超,等.基于小波熵自适应阈值的语音信号去噪新方法[J].计算机应用研究,2014,31(3):753-755.
CHEN Xiaojuan, WANG Wenting, JIA Mingchao, et al. A new method of speech signal denoising based on adaptive threshold of wavelet entropy [J]. Computer application research, 2014, 31(3): 753-755.
- [3] 赵银善,吐尔洪江·阿布都克力木.一种改进的小波阈值函数去噪方法[J].计算机工程与应用,2013,49(22):212-214.
ZHAO Yinshan, TUERHONGJIANG Abudukelimu. An improved wavelet threshold function denoising method [J]. Computer engineering and application, 2013, 49(22): 212-214.
- [4] 陆真,裴东兴.基于改进小波阈值法的语音去噪算法[J].电声技术,2016,40(4):39-44.
LU Zhen, PEI Dongxing. Speech denoising algorithm based on improved wavelet threshold method [J]. Electroacoustic technology, 2016, 40(4): 39-44.
- [5] 董胡,谭乔来.基于改进的小波阈值函数语音增强方法[J].计算机系统应用,2015,24(8):160-164.
DONG Hu, TAN Qiaolai. Speech enhancement method based on improved wavelet threshold function [J]. Application of computer system, 2015, 24(8): 160-164.
- [6] 李洋,景新幸,杨海燕.基于改进小波阈值和 EMD 的语音去噪方法[J].计算机工程与设计,2014,35(7):2462-2466.
LI Yang, JING Xinxing, YANG Haiyan. A speech denoising method based on improved wavelet threshold and EMD [J]. Computer engineering and design, 2014, 35(7): 2462-2466.
- [7] 张倩,马钺.EMD 模态混叠问题在小波去噪中的影响[J].制造业自动化,2013,35(18):83-85.
ZHANG Qian, MA Yue. The influence of EMD modal aliasing on wavelet denoising [J]. Manufacturing automation, 2013, 35(18): 83-85.
- [8] 周先春,嵇亚婷,孙文荣.基于 ICA 算法的集合经验模态分解去噪方法[J].软件,2014,35(7):13-17.
ZHOU Xianchun, JI Yating, SUN Wenrong. Denoising method of set empirical mode decomposition based on ICA algorithm [J]. Software, 2014, 35(7): 13-17.
- [9] 陆振宇,赵为汉,何珏杉,等.基于变模式分解和频谱特性的自适应降噪算法[J].现代电子技术,2016,39(16):1-5.
LU Zhenyu, ZHAO Weihang, HE Jueshan, et al. Adaptive noise reduction algorithm based on variable mode decomposition and spectrum characteristics [J]. Modern electronics technique, 2016, 39(16): 1-5.
- [10] DRAGOMIRETSKIY K, ZOISSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE transactions on signal processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [11] 陈仁祥,汤宝平,吕中亮.基于相关系数的 EEMD 转子振动信号降噪方法[J].振动·测试与诊断,2012(4):542-546.
CHEN Renxiang, TANG Baoping, LÜ Zhongliang. Noise reduction method of EEMD rotor vibration signal based on correlation coefficient [J]. Vibration, test and diagnosis, 2012(4): 542-546.

作者简介:陆振宇(1976—),男,江苏常州人,博士,副教授,硕士研究生导师。主要研究领域为模式识别、智能控制。

卢亚敏(1992—),女,江苏南通人,硕士研究生。主要研究领域为语音信号处理。

夏志巍(1991—),男,江苏泰州人,硕士研究生。主要研究领域为图像处理。

黄现云(1987—),男,安徽宿州人,硕士研究生。主要研究领域为振动信号处理。

《现代电子技术》(半月刊) 欢迎投稿 029-83229007