

变分模态分解组合广义形态滤波器的MEMS陀螺仪去噪方法

芦竹茂^{1†}, 白 洋¹, 黄纯德¹, 关少平², 孟晓凯¹

(1. 国网山西省电力公司 电力科学研究院, 山西 太原 030001; 2. 国网山西省电力公司, 山西 太原 030021)

摘要: 为了更加有效地消除MEMS陀螺仪输出信号存在大量不同类型噪声的同时保留有效信号特征, 本文提出了一种变分模态分解(VMD)的多尺度自适应组合广义形态滤波器(CGMF)去噪方法. 该方法首先采用VMD将MEMS陀螺仪原始输出信号分解为多个不同尺度的具有特殊稀疏性的一高低频离散带限信号内模函数(BLIMFs), 然后通过选择CGMF中合适的结构元素(SEs)长度和几何结构对上述不同尺度BLIMFs进行自适应去噪处理, 最后重建去噪后的BLIMFs获得去噪信号. 通过实验验证并与现有的信号去噪方法相比, 本方法的主要优点在于: 1) 解决了CGMF中SEs的长度和几何结构等关键参数的自适应选择问题; 2) 针对不同类型噪声均进行了有效的分离和去噪处理.

关键词: 变分模态分解; 组合广义形态滤波; 结构元素; MEMS陀螺仪; 微机电系统; 信号去噪

引用格式: 芦竹茂, 白洋, 黄纯德, 等. 变分模态分解组合广义形态滤波器的MEMS陀螺仪去噪方法. 控制理论与应用, 2023, 40(3): 509 – 515

DOI: 10.7641/CTA.2021.10272

De-noising method of MEMS gyroscope based on variational mode decomposition combined generalized morphological filter

LU Zhu-mao^{1†}, BAI Yang¹, HUANG Chun-de¹, GUAN Shao-ping², MENG Xiao-kai¹

(1. State Grid Shanxi Electric Power Research Institute, State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan Shanxi 030001, China;

2. State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan Shanxi 030021, China)

Abstract: In order to effectively eliminate a large number of different types of noise in the output signal of the MEMS gyroscope while preserving the effective signal characteristics, a multi-scale adaptive combined generalized morphological filter (CGMF) denoising method based on the variational mode decomposition (VMD) is proposed in this paper. Firstly, the original output signal of the MEMS gyroscope is decomposed into a number of high and low frequency discrete band limited intrinsic mode functions (BLIMFs) of different scales with special sparsity by VMD. Then, the adaptive denoising is performed on the BLIMFs of different scales by selecting appropriate structural elements (SEs) length and geometric structure in CGMF. Finally, the denoised BLIMFs is reconstructed to obtain the denoised signal. Compared with the existing signal denoising methods, the main advantages of this method are as follows: 1) it solves the adaptive selection of key parameters such as the SEs length and geometric structure in CGMF; 2) effective separation and denoising are carried out for different types of noise.

Key words: VMD; CGMF; SE; MEMS gyroscope; microelectromechanical systems; signal denoising

Citation: LU Zhumao, BAI Yang, HUANG Chunde, et al. De-noising method of MEMS gyroscope based on variational mode decomposition combined generalized morphological filter. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(3): 509 – 515

1 引言

具有体积小、功耗低等优点的微机电系统(micro electromechanical system, MEMS)陀螺仪是一种可广泛应用于如汽车、消费电子产品和机器人等不同领域的角度传感器. 然而MEMS陀螺仪输出的原始信号中包含大量不同类型的噪声最终降低其测量精度并限制应用. 因此, 如何有效抑制MEMS陀螺仪输出信号

中的噪声对于有效提高其测量精度至关重要^[1-5].

形态滤波器(morphological filter, MF)是一种针对非平稳信号进行直接提取局部脉冲特征并消除瞬时脉冲的非线性时频分析方法^[6], 并通过预定义的结构元素(structure elements, SEs)修改信号局部特征和几何形状, 相对于其他非平稳信号处理方法, 如快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)^[7]、小波变换

收稿日期: 2021-03-31; 录用日期: 2021-10-06.

[†]通信作者. E-mail: luzhumao114855@163.com; Tel.: +86 18406580720.

本文责任编辑: 潘泉.

国网山西省电力公司科技项目(52053018000T)资助.

Supported by the Science and Technology Project of State Grid Shanxi Electric Power Company (52053018000T).

(wavelet transform, WT)^[8]、希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)^[9]和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[10]等, MF在去噪精准性和广泛适用性方面均表现出色。这些方法都有各自的缺点, 例如FFT算法不适应瞬态和非平稳信号的处理。在随机信号的频率要求约束下, 短时FFT无法确定窗口大小的选择^[11]。HHT要求适当选择基本函数, 以避免使用固有模态函数进行故障诊断^[12]。在这方面, MF具有较高的准确性和广泛的适用性。

但是MF形态运算符易受结构元素(SEs)的长度选择和几何特征结构影响^[13], 过长SE长度容易导致过度处理的失真, 而过短的长度则不能确保更好的噪声提取; SE的相应几何特征可以有效地针对特定类型噪声进行处理, 如三角形结构元素(triangle structure elements, TSE)适合检测脉冲噪声, 半圆形结构元素(semicircle structure elements, SSE)可以有效消除高斯白噪声^[14]。针对上述问题许多学者也进行了大量研究, 对MF进行了很多的改进。如文献[14]将MF、WT和集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)进行结合提高了MF去噪性能; 文献[15]提出一种通过提格能量峰度(teague energy kurtosis, TEK)确定SEs尺寸后提取信号特征的平均差分组合MF, 进一步地提高了MF的去噪性能; 文献[16]为克服MF容易受到SEs长度选择干扰提出一种改进的MF算法等。这些研究均以进一步提高MF的性能为主要目的。

然而, 传统的MF自身的较大的局限性并没有得到解决。目前针对MF算法中SEs长度选择都是从多次实验尝试中得出最佳长度而确定, 这样增大了经验选择的盲目性^[17-18]。此外, 由于SEs奇异性对去除单一类型噪声非常有益, 而本文研究的MEMS陀螺仪直接输出的原始非线性多变量频谱域信号常与其传感器电路中因电子波动以及输出信号时模数转换产生读出电子热噪声、低频散粒噪声、量化噪声等各种不同强度和频率的噪声严重混合。所以为了能够有效抑制MEMS陀螺仪输出非线性信号中含有的上述不规则类型噪声同时恢复原始输出信号特征, 本文创新性地提出了一种组合算法。

针对MF的SEs长度选择和几何结构盲目选择的问题, 本文结合特定噪声特性对每个TSE和SSE的长度进行标准化处理, 重点将TSEs和SSEs与开/关和关/开算子相结合建立组合广义形态滤波器(combined generalized morphological filter, CGMF)最终消除统计偏差。

针对含有多种噪声且无法使其更有效的分离问题, 本文利用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)将含噪声信号分解为具有特殊稀疏性的一系列高低频离散带限子信号, 即高低频带限本征模函

数(band-limited intrinsic mode function, BLIMFs), 这种稀疏性可使信噪有效分离, 分解后的信号分量更方便使用MF进行处理。

综上所述, 本文创新性地可将用于非递归信号处理技术的变分模态分解(VMD)与MF相结合提出了一种基于VMD的多尺度自适应组合广义形态滤波器(VMD-CGMF)。该方法通过VMD将MEMS陀螺仪真实输出信号自适应地分解为具有特殊稀疏性的一系列高低频离散带限子信号, 通过具有特定属性SEs优化后的CGMF分别对高低频BLIMFs进行去噪处理, 重建BLIMFs后得到最终去噪的MEMS陀螺仪信号, 并采用均方根误差(root mean squared error, RMSE)和功率谱熵(power spectral entropy, PSE)验证其有效性。

2 基于VMD分解的多尺度自适应组合广义形态滤波器改进方法

本文提出的基于VMD分解的多尺度自适应组合广义形态滤波器改进方法(VMD-CGMF)首先利用可有效从非平稳信号中提取瞬时时频特征的VMD非递归地将MEMS陀螺仪原始输出的非线性多分量信号分解为离散的在高低不同频域中具有特定带宽稀疏性的BLIMFs, 结合分解后的特定BLIMFs噪声特性, 对与开/关和关/开算子相结合的CGMF中每个TSE和SSE长度标准化处理, 自适应CGMF对多个不同BLIMFs进行相应去噪处理, 重建BLIMFs最终获得MEMS陀螺仪去噪信号。具体的改进程序步骤如下:

步骤1 利用VMD将MEMS陀螺仪输出的非线性信号自适应地分解为一系列离散的在频谱 u_k ($k \in 1, 2, 3, \dots, k$)中具有特定带宽稀疏性的准正交BLIMFs。

$$f(x) = \sum_{i=1}^k \text{BLIMFs}_i = u_1 + u_2 + \dots + u_k. \quad (1)$$

步骤2 MF的关键去噪方式是通过预定义的SEs来处理信号的局部特征, 从而修改信号的几何形状。为避免SEs长度过长或过短导致MEMS陀螺仪原始输出信号失真以及去噪后重建信号不稳定, 通过式(2)和式(3)对TSEs和SSEs长度进行标准化处理:

1) TSE尺寸选择。

$$\text{length}(u_{i+1}) = \text{length}(u_i) \times \left(\frac{\text{RMSE}(u_{i+1})}{\text{RMSE}(u_i)} \right)^2. \quad (2)$$

2) SSE尺寸选择。

$$\text{length}(u_{i+1}) = \text{length}(u_i) \times \left(\frac{\text{PSE}(u_{i+1})}{\text{PSE}(u_i)} \right)^2. \quad (3)$$

步骤3 采用能够充分反映MEMS陀螺仪输出信号不规则程度的均方根误差(RMSE)和功率谱熵(PSE)评估TSEs和SSEs长度标准化性能^[18], 较小的RMSE和PSE意味着更平滑的TSEs和SSEs以及更有

序的信号状态, 计算公式如式(4)–(5):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (u_k(t) - \bar{u}_k(t))^2}, \quad (4)$$

$$\text{PSE} = - \sum_{i=1}^N P_i \lg P_i, \quad (5)$$

其中: N 表示 $f(x)$ 的长度; u_k 表示通过VMD分离后的第 k 个BLIMF, P_i 表示第 i 个子带的频谱值在整个功率谱上的比重。

步骤4 在MF中, 开操作用于抑制正脉冲噪声; 关操作用于抑制负脉冲噪声, 考虑到开算子的可扩展性和闭算子的可收缩性, 本文根据式(5)–(7)计算CGMF的开/关算子 $G_{\text{OC}}(f(x))$ 、关/开算子 $G_{\text{CO}}(f(x))$ 定义为

$$G_{\text{OC}}(f(x)) = (f \circ b_1 \cdot b_2)(x) = [(f \otimes (b_1 \cdot b_2))](x), \quad (6)$$

$$G_{\text{CO}}(f(x)) = (f \cdot b_1 \circ b_2) = [(f \oplus (b_2 \cdot b_1)) \otimes (b_2 \cdot b_1)](x), \quad (7)$$

其中: $f(x)$ 是定义域上的原始非线性信号函数; x 是信号中的样本; b_1 和 b_2 是分别是三角形振幅变量和半圆形振幅变量, $\oplus$ 和 $\otimes$ 分别表示膨胀和腐蚀, 分别完成MF中开操作和关操作。

两种算子的平均加权组合 $\phi_{G_{\text{OC}}(G_{\text{CO}})}(b_1, b_2)$ 表示为式(8)

$$y(x) = \phi_{G_{\text{OC}}(G_{\text{CO}})}(b_1, b_2) = \frac{[G_{\text{OC}}(f(x)) + G_{\text{CO}}(f(x))]}{2}. \quad (8)$$

改进后的CGMF能够从强噪声中消除大规模干扰, 并能有效恢复原始信号的特征, 并适当地克服统计偏差并增强去噪能力。

步骤5 使用优化的CGMF自适应地对BLIMFs进行去噪处理。

步骤6 重建BLIMFs得到最终去噪的MEMS陀螺仪信号。表1和图1详细描述了本文提出的VMD–CGMF改进算法和流程。其中第1层模态分量没有进行去噪处理, 而是直接进行信号重构的原因是该频率分量不含或者几乎不含噪声, 后面实验部分将证明这一点。

3 实验验证与分析

3.1 实验设备及数据采集

本实验采用MEMS陀螺仪(STIM210, 北京北斗星通定位科技有限公司)验证本文提出VMD–CGMF滤波改进方法的有效性。

首先将MEMS陀螺仪放置在温控箱(Galainer, GN-70A, 格莱尼尔精密设备有限公司)中, 利用数字

万用表(Agilent 34401A, 安捷伦科技公司, Santa Clara, CA, USA)采集了一小时的MEMS陀螺仪原始输出数据, 并记录了1000个采样点。直流电源(Agilent E3631A, 安捷伦科技公司, Santa Clara, CA, USA)向单轴超转台(JDZT150E, 北京军达腾飞科技有限公司)提供可调的输入功率, 以 $0.2^\circ/\text{s}$ 的增量在 $[-1^\circ/\text{s}, 1^\circ/\text{s}]$ 调整旋转速度, 同时每个旋转速度对应一个200 s的采样时间。从图2中可以看出, MEMS陀螺仪输出的原始信号完全淹没在噪声中, 所以为保证MEMS陀螺仪输出信号的准确性必须消除噪声。

表1 基于VMD分解的MEMS陀螺仪CGMF改进算法
Table 1 An improved CGMF algorithm for MEMS gyroscope based on VMD decomposition

基于VMD分解的MEMS陀螺仪CGMF改进算法

步骤1 VMD分解。

输入MEMS陀螺仪原始输出数据 $f(x)$;
VMD自适应分解将 $f(x)$ 模型分解 $u_1, u_2, \dots, u_k$;

步骤2 构建SE。

生成SEs的像素间距;
指定振幅变量;
构建三角形振幅变量 b_1 和半圆形振幅变量 b_2 ;

步骤3 决定SE长度。

根据式(2)–(3)分别计算TSE和SSE的长度;
根据式(4)–(5)分别计算 u_k 的RMSE和PSE;

步骤4 算子组合。

根据式(6)–(8)分别计算开/关、关/开算子和两者的平均权组合;

步骤5 信号去噪。

使用优化得到的CGMF分别对 $u_1, u_2, \dots, u_k$ 进行去噪;

步骤6 重建信号。

重建去噪后的信号 $f'(x) = \sum \text{BLIMFs}'$ 。

3.2 信号去噪和比较

完成陀螺仪数据的采集后, 利用MATLAB进行数据处理, 首先使用VMD将MEMS陀螺仪输出的原始信号分解为如图3所示的6个具有不同特殊稀疏性的高低频离散带限信号BLIMFs波形图。可以看出, 低频的BLIMF1是MEMS陀螺仪输出的主要信号, 其余BLIMFs均需利用CGMF进行去噪处理。

完成变分模态分解后, 针对BLIMF1–BLIMF6计算各个不同尺度分量的PSE值和RMSE值。其中, RMSE值主要作为描述随机脉冲噪声状态的指标值, 对应TSE的降噪效果; PSE值主要作为描述高斯白噪声状态的指标值, 对应SSE的降噪效果。由于PSE与RMSE分别与SSE和TSE瞬时状态振幅相关, 所以根据相邻BLIMFs之间的统计倍数关系以及式(2)–(3)计算TSE和SSE长度, 结果如表2所示。

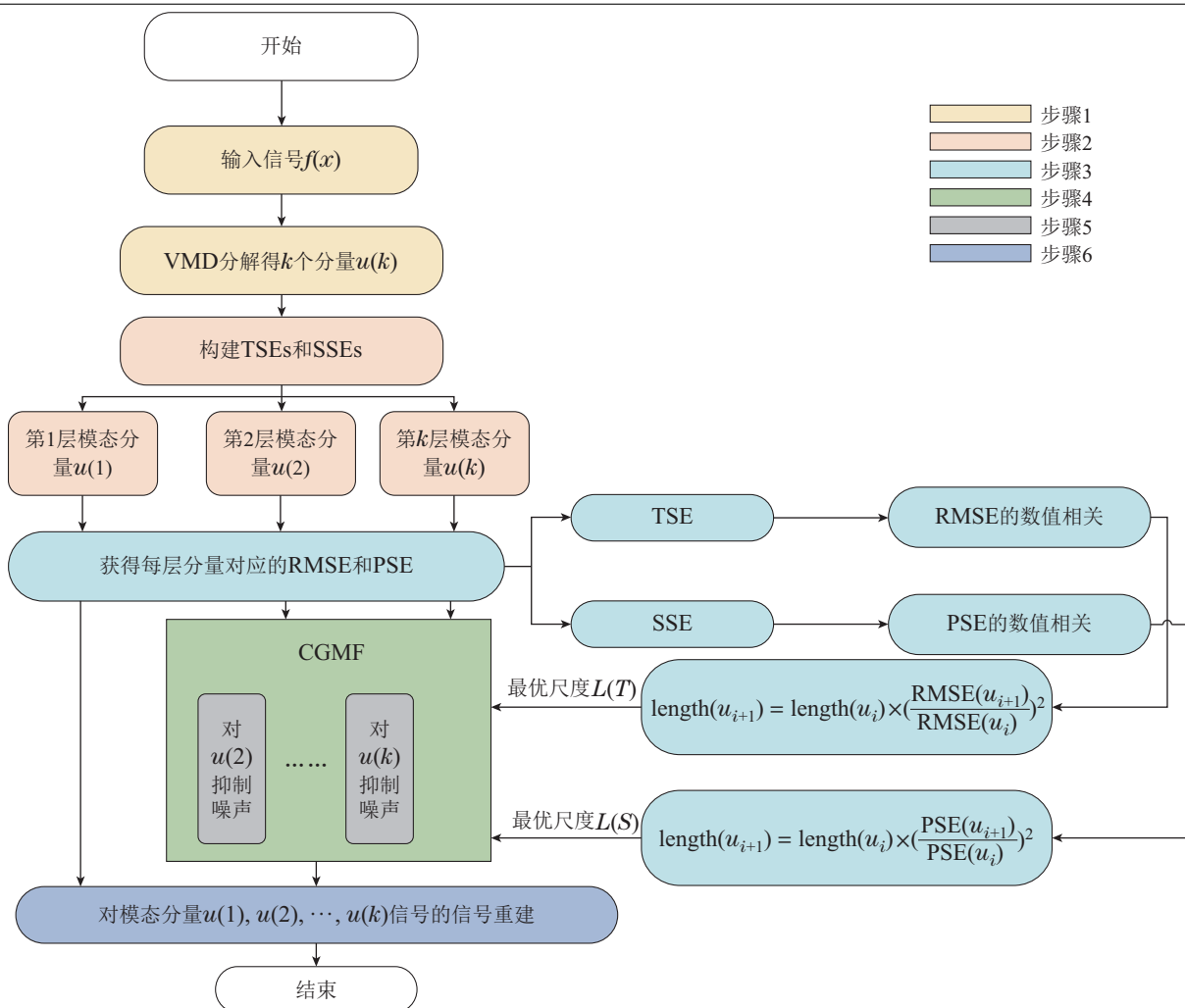


图1 基于VMD分解的CGMF改进算法流程图

Fig. 1 Flow chart of improved CGMF algorithm based on VMD decomposition

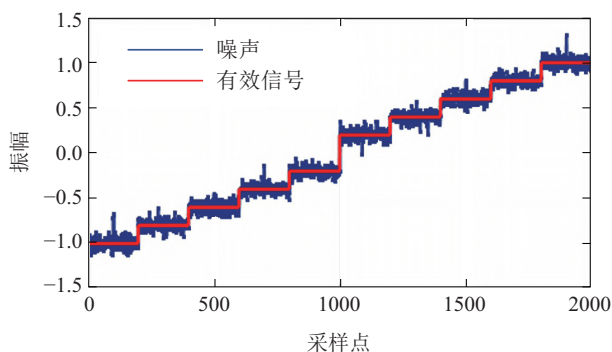


图2 MEMS陀螺仪输出原始数据示意图

Fig. 2 Schematic diagram of MEMS gyroscope output raw data

即对含低频有效信号的BLIMF1进行保留, 并设置其计算得到的TSE、SSE的长度均为1. 然后将计算出剩余BLIMF的TSE、SSE成倍数关系量化, 分别使用本文改进的CGMF分别对BLIMF2–BLIMF6进行噪声消除, 如图4所示. 可以看出, 去噪后的BLIMF2–BLIMF6波形相对原始分量更加平滑, 表明噪声得到有效的抑制和消除. 最后, 将去噪后的BLIMF1–BLIMF6

根据VMD算法的逆操作进行重构从而得到MEMS陀螺仪去噪信号.

表2 BLIMFs的RMSE和PSE的值以及相应的TSE和SSE长度

Table 2 The RMSE and PSE values of BLIMFs and the corresponding TSE and SSE lengths

	RMSE	PSE	TSE	SSE
BLIMF1	0.12	0.92	1	1
BLIMF2	0.67	2.00	31	5
BLIMF3	0.66	2.20	30	6
BLIMF4	0.69	2.17	33	6
BLIMF5	0.70	2.30	34	7
BLIMF6	0.71	2.24	35	7

图5所示是本文提出的VMD–CGMF去噪算法分别与单一结构TSE, SSE和三角形和圆形组合SE (combination SE of triangle and semicircle, CSE)的MF以及其他数据去噪方法、去趋势波动分析 (detrended fluctuation analysis) DFA–VMD^[19]、基于经验模态分解

和灰色算法的前向线性预测方法(empirical mode decomposition-grey-forward linear prediction, EMD-G-FLP)^[20]、自适应鲁棒卡尔曼滤波方法(adaptive robust

Kalman filter, ARKF)^[21]进行比较的结果,并对各种数据去噪方法的PSE, RMSE和标准差(standard deviation, STD)进行了计算,结果如表3所示。

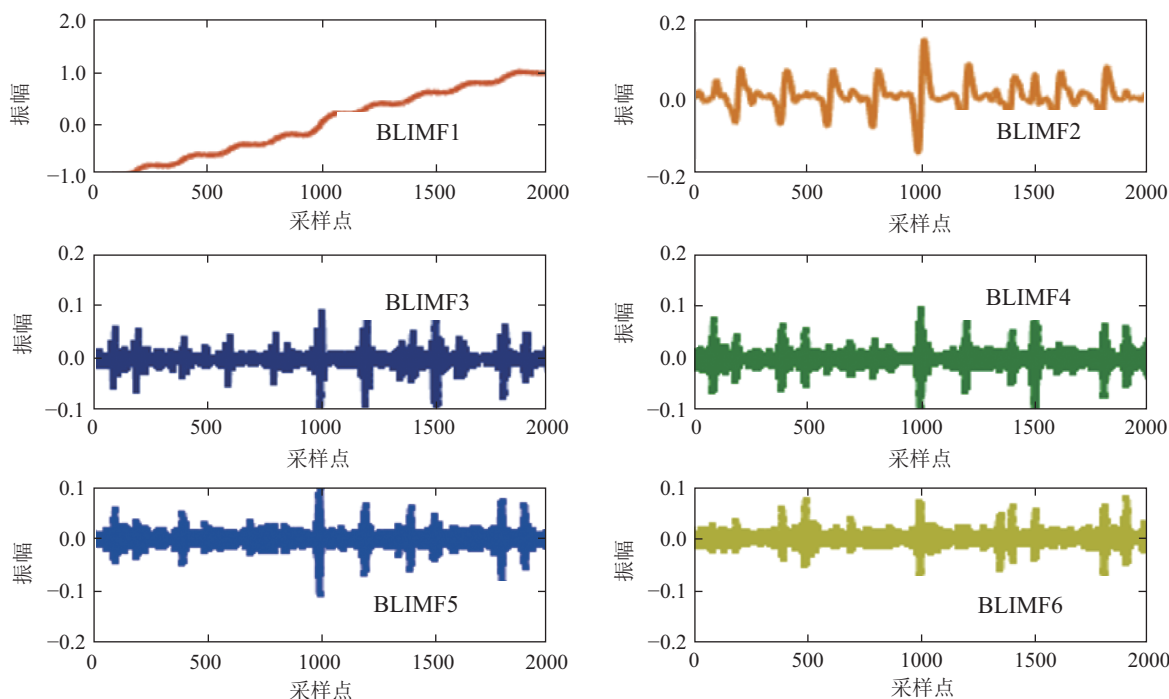


图3 VMD对MEMS陀螺仪输出的原始信号分解结果图

Fig. 3 Schematic diagram of original signal decomposition results of MEMS gyroscope output by VMD

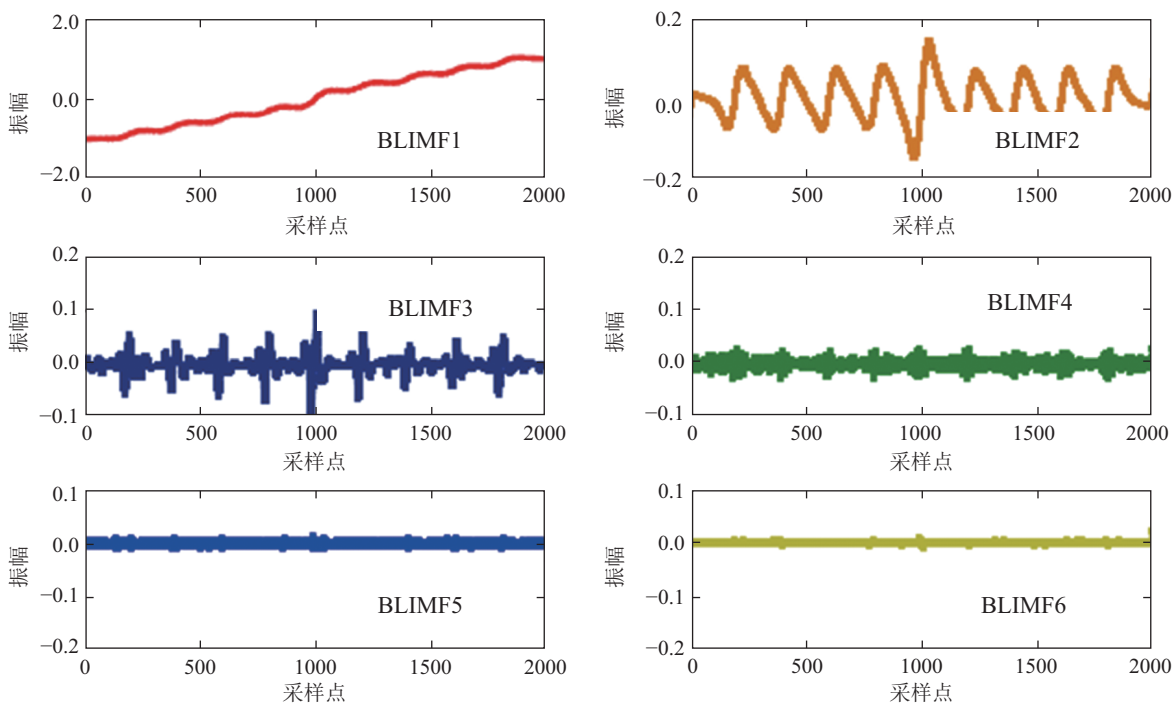


图4 BLIMF2-BLIMF6去噪示意图

Fig. 4 BLIMF2-BLIMF6 denoising diagram

通过图5和表3可以看出,与基于单个TSE、单个SSE或CSE的MF以及现有其他数据去噪方法如DFA-VMD, EMD-G-FLP和ARKF相比,虽然ARKF具有

良好的去噪性能,但不如VMD-CGMF对信号波形平滑性好,这是因为ARKF直接在时域中对信号进行了去噪,而本文提出的VMD-CGMF改进方法则独立地

对不同的BLIMFs进行了去噪,这使得去噪过程更加具体,同时更好的保留了有用信号。

为进一步验证本文提出的VMD-CGMF去噪方法的有效性,采用可以反应不同随机噪声系数的Allan方差进行分析,如表4所示。在Allan方差分析中,Q(量化噪声)、N(角度随机游走)、B(偏置不稳定性)、K(速率随机游动)和R(角度速率斜坡)分别是5个随机噪声系数。从表4数值可以看出,VMD-CGMF相比现有其他数据去噪方法显示出更好的优势。

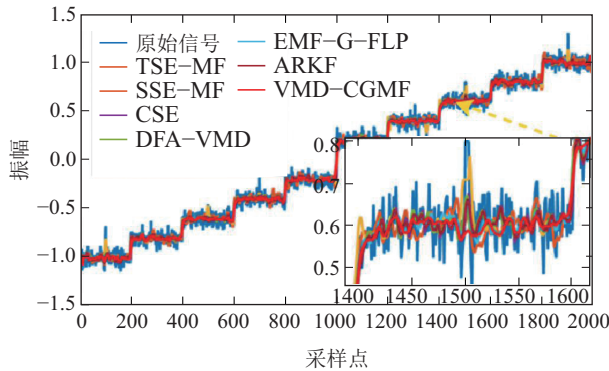


图5 各种数据去噪方法对比效果图

Fig. 5 Comparison of various data denoising methods

表3 各种数据去噪算法的RMSE, PSE和STD

Table 3 Various data denoising algorithms of RMSE, PSE and STD

	RMSE	PSE	STD
原始信号	0.0931	0.959	0.865
SSE-MF	0.0709	0.737	0.785
TSE-MF	0.0757	0.694	0.681
CSE	0.0590	0.633	0.614
DFA-VMD	0.0430	0.431	0.439
EMD-G-FLP	0.0413	0.393	0.456
ARKF	0.0274	0.348	0.267
VMD-CGMF	0.0208	0.192	0.201

表4 MEMS陀螺仪去噪后的Allan方差分析结果

Table 4 Allan variance results after MEMS gyro-scope denoising

	Q (μrad)	N ($^{\circ}/\text{h}^{\frac{1}{2}}$)	B ($^{\circ}/\text{h}$)	K ($^{\circ}/\text{h}^{\frac{3}{2}}$)	R ($^{\circ}/\text{h}^2$)
原始信号	5.764	0.0408	11.329	6.76	4.64
SSE-MF	4.239	0.0388	11.021	6.28	4.63
TSE-MF	2.654	0.0291	10.829	6.37	4.61
CSE	3.766	0.0304	10.330	6.36	4.62
DFA-VMD	2.071	0.0279	9.331	6.58	4.61
EMD-G-FLP	1.768	0.0263	9.535	6.29	4.62
ARKF	1.973	0.0227	9.336	6.28	4.63
VMD-CGMF	1.672	0.0203	9.017	6.27	4.61

4 结束语

本文提出了一种VMD-CGMF去噪方法。通过采用VMD将MEMS陀螺仪原始输出信号分解为多个尺度模式的内模函数(BLIMFs)对不同类型的噪声进行了有效分离,然后通过CGMF中结构元素(SEs)选择合适长度和几何结构后对上述分解的不同尺度BLIMFs使用相应CGMF进行自适应去噪处理,最后重建BLIMFs获得最终去噪信号。通过实验与现有其他信号去噪方法进行了比较,充分证明本文提出的数据去噪方法能够有效抑制MEMS陀螺仪输出原始信号中的噪声。

参考文献:

[1] GUO X T, SUN C K, WANG P, et al. Hybrid methods for MEMS gyro signal noise reduction with fast convergence rate and small steady-state error. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2018, 269: 145 – 159.

[2] CHENG Cheng, PAN Quan, WANG Shenlong, et al. Research on signal denoising of MEMS gyroscope based on compressed sensing theory. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(4): 769 – 773.
(程承, 潘泉, 王申龙, 等. 基于压缩感知理论的MEMS陀螺仪信号降噪研究. *仪器仪表学报*, 2012, 33(4): 769 – 773.)

[3] LIU J Y, SHEN Q, QIN W W. Signal processing technique for combining numerous MEMS gyroscopes based on dynamic conditional correlation. *Micromachines*, 2015, 6: 684 – 698.

[4] CAO Huiliang, LI Hongsheng, WANG Shourong, et al. Structural model and system simulation of MEMS gyroscope. *Chinese Journal of Inertial Technology*, 2013, 21(4): 524 – 529.
(曹慧亮, 李宏生, 王寿荣, 等. MEMS陀螺仪结构模型及系统仿真. *中国惯性技术学报*, 2013, 21(4): 524 – 529.)

[5] YU Y Y, LUO H, CHEN B Y, et al. MEMS gyroscopes based on acoustic sagnac effect. *Micromachines*, 2016, 8(1): 2.

[6] SELGEBOTN D S, BAERLAND T, ERIKSEN H K, et al. Multi-resolution Bayesian CMB component separation through Wiener filtering with a pseudo-inverse preconditioner. *Astronomy & Astrophysics*, 2017, 627: 0004 – 6361.

[7] TONG Tao, ZHANG Xinyan, LIU Bowen, et al. Analysis of inter harmonic detection based on fourier synchronous extrusion transform and hilbert transform. *Power System Technology*, 2019, 43(11): 4200 – 4208.
(童涛, 张新燕, 刘博文, 等. 基于傅里叶同步挤压变换和希尔伯特变换的谐波间谐波检测分析. *电网技术*, 2019, 43(11): 4200 – 4208.)

[8] WANG Hongqiang, SHANG Chunyang, GAO Ruipeng, et al. An improved wavelet threshold denoising algorithm based on wavelet coefficient transform. *Journal of Vibration and Shock*, 2011, 30(10): 165 – 168.
(王宏强, 尚春阳, 高瑞鹏, 等. 基于小波系数变换的小波阈值去噪算法改进. *振动与冲击*, 2011, 30(10): 165 – 168.)

[9] ZHUO Ning, ZHANG Haijiang, ZHANG Xiaohu. Application of denoising method based on Hilbert-yellow transform in data processing of external measurement. *Chinese Journal of Inertial Technology*, 2015, 23(1): 137 – 140.
(卓宁, 张海江, 张小虎. 基于希尔伯特-黄变换的去噪法在外测数据处理中的应用. *中国惯性技术学报*, 2015, 23(1): 137 – 140.)

[10] ZHAO Yuyu, ZHAO Hui, HUO Xin, et al. EMD/LPF hybrid denoising method for gyro flywheel signal. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2020, 52(4): 1 – 6.

- (赵昱宇, 赵辉, 霍鑫, 等. 陀螺飞轮信号的EMD/LPF混合去噪方法. 哈尔滨工业大学学报, 2020, 52(4): 1 – 6.)
- [11] SV L. Measurement of the amplitudes of the harmonics of a periodic signal using a fast Fourier transform algorithm. *Measurement Techniques*, 2016, 49: 173 – 177.
- [12] LI Y, CHEN X, YU J. Research on ship-radiated noise denoising using secondary variational mode decomposition and correlation coefficient. *Sensors*, 2018, 18(1): 48.
- [13] TAN W, CHEN X A, DONG S J. A new method for machinery fault diagnoses based on an optimal multiscale morphological filter. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 59(12): 719 – 724.
- [14] MENG L J, XIANG J W, WANG Y X, et al. A hybrid fault diagnosis method using morphological filter–translation invariant wavelet and improved ensemble empirical mode decomposition. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 50/51: 101 – 115.
- [15] LIU H, WANG H P, BIN J C, et al. Efficient noise reduction for the free induction decay signal from a proton precession magnetometer with time-frequency peak filtering. *Review of Scientific Instruments*, 2020, 91(4): 04510.
- [16] HU Z Y, WANG C, ZHU J, et al. Bearing fault diagnosis based on an improved morphological filter. *Measurement*, 2016, 80: 163 – 178.
- [17] LÜ J X, YU J B. Average combination difference morphological filters for fault feature extraction of bearing. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 100: 827 – 845.
- [18] LI Y F, ZUO M J, LIN J H, et al. Fault detection method for railway wheel flat using an adaptive multiscale morphological filter. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 84: 642 – 658.
- [19] YANG G L, LIU Y Y, WANG Y Y, et al. EMD interval thresholding denoising based on similarity measure to select relevant modes. *Signal Process*, 2015, 109: 95 – 109.
- [20] SHEN C, CHEN X Y, DENG J. Improved forward linear prediction algorithm based on AGO for fiber optic gyroscope. *Journal of Grey System*, 2012, 24(3): 251 – 260.
- [21] KANG Y Y, ZHAO L, CHENG J H, et al. A novel grid SINS/DVL integrated navigational gorithm for marine application. *Sensors*, 2018, 18(2): 364.

作者简介:

芦竹茂 硕士研究生, 目前研究方向为电力系统检测、目标检测等, E-mail: luzhumao114855@163.com;

白 洋 硕士研究生, 目前研究方向为输变电技术研究, E-mail: baiyang114855@163.com;

黄纯德 硕士研究生, 目前研究方向为材料成型与制备, E-mail: huangchunde114855@163.com;

关少平 硕士研究生, 目前研究方向为输变电技术研究, E-mail: guanshaoping114855@163.com;

孟晓凯 博士研究生, 目前研究方向为高压电缆绝缘状态检测, E-mail: mengxiaokai114855@163.com.