



DOI: 10.12086/oe.2019.180333

基于 EMD-LWT 的光纤陀螺 阈值去噪

戴邵武, 郑百东*, 戴洪德, 聂子健

海军航空大学岸防兵学院, 山东 烟台 264001

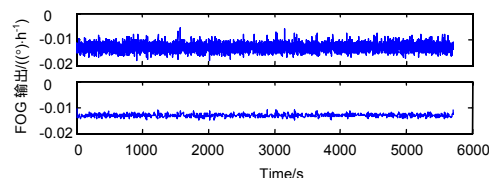
摘要: 光纤陀螺(FOG)温度漂移数据常常淹没在各种噪声背景中, 直接补偿建模漂移信号十分困难, 为了更好地消除混杂在光纤陀螺温漂数据中的噪声, 提出了一种经验模态分解(EMD)和提升小波变换(LWT)相结合的 EMD-LWT 滤波方法对光纤陀螺输出信号进行预处理。首先对光纤陀螺含噪信号进行 EMD 分解, 根据信息熵值判断本征模态函数(IMF)的噪声项和混合模态项, 然后对噪声项进行 LWT 去噪, 混合模态项进行小波分析去噪。对某干涉型 FOG 进行静态测试获得陀螺漂移数据, 本文提出方法与小波变换和提升小波变换滤波方法进行了对比分析。实测数据计算结果表明, 本文提出的 EMD-LWT 滤波算法具有最好的滤波效果, 经处理后重构信号的均方根误差(RMSE)下降了 63%, 有效地滤除了 FOG 输出中的噪声。

关键词: 光纤陀螺; 小波分析; EMD-LWT; 滤波

中图分类号: V241.5

文献标志码: A

引用格式: 戴邵武, 郑百东, 戴洪德, 等. 基于 EMD-LWT 的光纤陀螺阈值去噪[J]. 光电工程, 2019, 46(5): 180333



Fiber optic gyroscope threshold denoising based on EMD-LWT

Dai Shaowu, Zheng Baidong*, Dai Hongde, Nie Zijian

Coastal Defense Force Naval Aviation University, Yantai, Shandong 264001, China

Abstract: Fiber optic gyroscope (FOG) drift data is often submerged in various noises backgrounds. It is very difficult to compensate for modeling drift signals directly. In order to better eliminate the noise mixed in the FOG temperature drift data, a hybrid EMD-LWT filtering algorithm based on empirical mode decomposition (EMD) and lifting wavelet transform (LWT) threshold denoising was proposed for gyro signals preprocessing. Firstly, the noise signal of fiber optic gyro is decomposed by EMD, and the noise term and the mixed modal term of the intrinsic mode functions (IMF) are judged according to the information entropy. Then the noise term is de-noised by LWT and the mixed modal term is denoised by wavelet transform (WT). A static test was performed on an interferential FOG to verify the effectiveness of the algorithm and compared with WT and LWT. The experimental results show that the proposed EMD-LWT filtering algorithm has better filtering effect. After processing, the root mean square error (RMSE) of the reconstructed signal is reduced by 63%, which effectively removes the noise in the FOG output.

Keywords: fiber optic gyroscope; wavelet analysis; EMD-LWT; filtering

Citation: Dai S W, Zheng B D, Dai H D, *et al.* Fiber optic gyroscope threshold denoising based on EMD-LWT[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(5): 180333

收稿日期: 2018-06-21; 收到修改稿日期: 2018-10-25

基金项目: 国防科技项目基金(F062102009)

作者简介: 戴邵武(1966-), 男, 博士, 教授, 主要从事飞行器综合导航方面的研究。E-mail: daishaowu@tom.com

通信作者: 郑百东(1993-), 男, 硕士, 主要从事飞行器综合导航技术的研究。E-mail: 2219229392@qq.com

1 引言

光纤陀螺仪是进行角速度测量的新型惯性传感器,已被广泛应用于导航和制导领域。实际的光纤陀螺(fiber optic gyroscope, FOG)漂移数据受电磁场^[1]、光纤弯曲^[2]和环境温度^[3]等诸多因素影响,使光纤陀螺的输出包含多种噪声,导致直接建模补偿环境因素引起的陀螺输出误差十分困难,严重限制了光纤陀螺的应用。为建立精确的陀螺环境误差补偿模型,需要将采集到的陀螺输出数据进行滤波处理再进行建模补偿。

常用的光纤陀螺随机噪声滤波方法包括数字低通滤波器以及基于自回归(autoregression, AR)或自回归滑动平均(autoregressive moving average, ARMA)模型的卡尔曼(Kalman)滤波方法^[4-5]。由于有用信号的高频部分和由噪声引起的高频干扰无法严格区分开,低通滤波器过窄时会造造成有用信号的严重损失,低通滤波器过宽时会导致滤波效果差,而基于 AR 和 ARMA 模型的 Kalman 滤波方法是针对平稳信号提出的,对于光纤陀螺输出的非平稳信号需要先进行平稳化,才能利用上述方法。近年来,小波分析因其良好的时频特性和多分辨率能力,在非平稳信号的去噪中得到了广泛的应用,但由于小波基的选择对滤波效果影响大,无法保证滤波的自适应性^[6]。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是一种数据驱动的自适应时域分解算法,它按频率自适应地将信号分解为具有物理意义的多尺度时频特性本征模态函数^[7],该方法弥补了小波分析尺度选择对分析结果的影响,具有很强的局部自适应性。EMD 滤波方法分为直接重构法和阈值滤波法,其中直接重构法直接去除分解得到的噪声项本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF),然后将其它项直接重构出滤波后的信号,这种方法滤波效果受分解精度的影响较大,并且在滤除噪声的同时,

也会丢失部分有用信号的能量,容易造成信号变形^[8]。

本文提出了一种 EMD 和提升小波变换(lifting wavelet transform, LWT)分析阈值去噪相结合的 EMD-LWT 滤波算法对陀螺含噪信号进行预处理。考虑到 EMD 方法对高频分量的分辨率较低,因此,对高频 IMF 分量进行提升小波变换来增加对信号的分辨率。又由于 EMD 分解时噪声分布在各 IMF 分量中,剩余的 IMF 分量结合小波阈值去噪,最后对滤波处理后 IMF 信号进行重构。

2 基于 EMD 的 FOG 温度偏移信号分解及去噪原理

将光纤陀螺输出的含噪信号作为 EMD 算法的输入,分解成不同时间尺度的 IMF。常采用“筛分”的方法将 IMF 层层筛选出来。详细步骤见文献[9]。信号按照不同频率分解成若干个 IMF 和 1 个残差信号之和:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n f_{imf}(i,t) + r_n(t) \quad (1)$$

如图 1 所示,EMD 将信号分解为噪声主导的 IMF 集合、噪声和有效信息共存的 IMF 集合以及信号的低频趋势项^[10]。EMD 的阈值滤波方法就是对三类 IMF 集合进行选择判断和阈值处理的过程。

EMD 的阈值滤波过程需要求解混合模态的上边界 m :

算法 1: 基于各阶 IMF 能量的噪声模态选择

输入 光纤陀螺温度漂移的 IMF 信号;

输出 混合模态上界 m 。

Step 1) 计算各 IMF 分量($f_{imf}(i)$)的能量 $E(i)$, 其表达式为

$$E(i) = \int_{t_0}^{t_1} f_{imf}(i,t)^2 dt$$

原始信号的总能量 E_0 表达式为

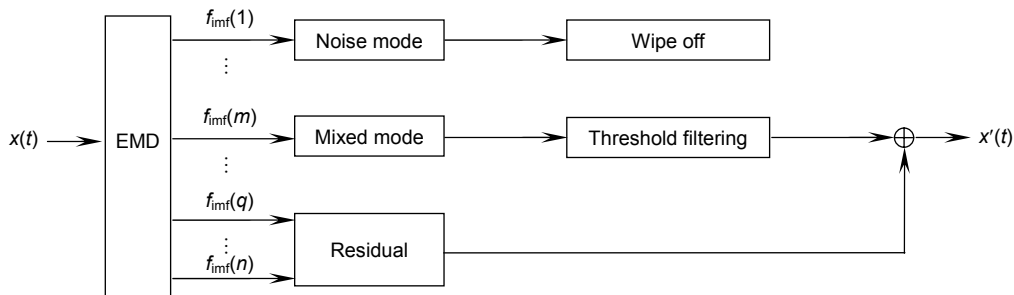


图 1 EMD 阈值滤波数据流程图
Fig. 1 Flowchart of EMD threshold filtering

$$E_0 = \int_{t_0}^{t_1} x(t)^2 dt。$$

Step 2) IMF 各分量进行归一化处理：

$$\varepsilon(i) = \frac{E(i)}{E_0}。$$

信息熵^[11]是 Shannon 提出的信息无序性的度量，信息熵值越大表明信号的无序性越强，该项所含噪声量越大。通过计算各阶 IMF 的信息熵，判断噪声项和混合模态项的边界，步骤如下。

算法 2：基于 IMF 信息熵的噪声模态选择

输入 光纤陀螺温度漂移 IMF 信号；

输出 混合模态上界 m 。

Step 1) 数据的长度为 N ，找出第 i 个 $f_{\text{imf}}(i)$ 分量的最大值 $f_{\text{imf-max}}(i)$ 和最小值 $f_{\text{imf-min}}(i)$ ；设置 L 个等分点：

$$A_{ij} = f_{\text{imf-min}}(i) + \frac{f_{\text{imf-max}}(i) - f_{\text{imf-min}}(i)}{L} j, j = 1, 2, \dots, L,$$

式中 A_{ij} 为第 j 个等分点；

Step 2) 将 $[f_{\text{imf-min}}(i), f_{\text{imf-max}}(i)]$ 区间等分成 L 个幅值区域 $[A_{j-1}, A_j]$ ，记录落入每个区域中的点数，分别记为 $m_j, j = 1, 2, \dots, L$ ，则概率密度的定义为

$$P_j = \frac{m_j}{N}, \sum_{j=1}^L P_j = 1, j = 1, 2, \dots, L;$$

Step 3) 第 i 个 IMF 的信息熵可以定义为

$$H(P)_i = -\sum_{j=1}^L P_j \log_2 P_j;$$

Step 4) 依据经验设定信息熵阈值 θ ，若 $H(P)_i > \theta$ 则判定 $f_{\text{imf}}(i)$ 为噪声和有用信号的混合模态集。

对比衡量两种选择噪声项选择的方法，验证基于 IMF 信息熵的噪声模态选择的可行性。

3 基于小波分析和提升小波分析的阈值去噪

小波分析是一种重要的非线性非平稳信号的处理

方法^[12-13]。小波去噪的原理是利用有用信号小波系数幅值较大，而噪声信号小波系数幅值小的特征，根据实际应用选取一定的小波函数对含噪信号进行离散变换，这样含噪信号就被分解到多个小波尺度上，选取合适的阈值函数，对得到的小波系数进行阈值处理，对处理过的小波系数进行重构，得到去噪后的信号。

小波阈值去噪中最关键的步骤就是选取或构造出合适的阈值函数，本文阈值选取方法为固定阈值选择 (universal threshold)，可表示为

$$t = \sigma \sqrt{2 \ln N} = \frac{\text{media}(|x_j|)}{0.6745} \times \sqrt{2 \ln N}, \quad (2)$$

其中： N 为信号的长度； σ 为噪声在第 j 层小波系数的标准差，可利用 $\sigma_j = \text{media} / 0.6745$ 进行估计； $\text{media}(|x_j|)$ 为第 j 层上的绝对中值。

提升小波相对于一代小波变换具有运算量小、运算速度快、不受 FT 变换影响等优点，是一种快速的小波实现方法。该算法由 3 个基本运算组成，即分解、预测和更新^[14-15]，如图 2 所示。

算法 3：基于提升小波分析的阈值去噪

输入 含噪信号；

输出 提升小波阈值去噪后的信号。

Step 1) 分解：通常按奇偶顺序将原始信号序列分解为两个不相关的较小的数据子集 x_o, x_e ，这也称为懒小波变换：

$$x_o(k) = x(2k+1), k \in Z, \quad (3)$$

$$x_e(k) = x(2k), k \in Z. \quad (4)$$

Step 2) 预测：预测过程就是对偶提升方案过程。数据集 x_o 可以通过 P 从数据集 x_e 中获得，即用预测误差代替 x_e ^[16]。在该步骤结束时，计算一半信号并用原始信号的高频信息代替： $x_o \leftarrow x_o - P(x_e)$ ；

Step 3) 更新：更新过程是提升过程的反过程，通过 x_o 来更新 x_e 。在该步骤结束之后，计算剩余的一半信号，替换原始信号的低频信息： $x_e \leftarrow x_e - U(x_o)$ 。

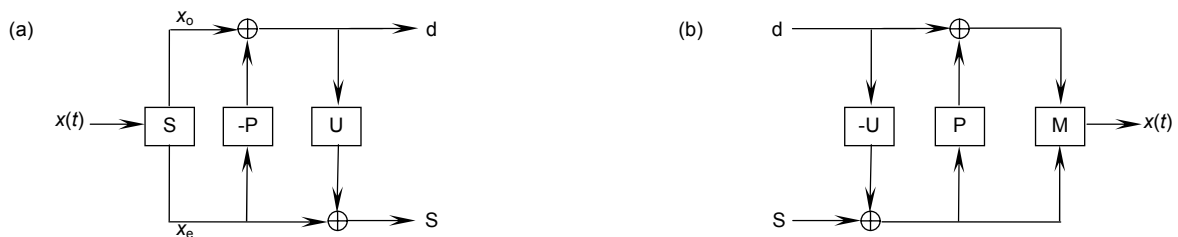


图 2 小波提升方案的分解和重构过程。(a) 提升分解；(b) 提升重构

Fig. 2 Decomposition and reconstruction process of wavelet lifting scheme. (a) Lifting decomposition; (b) Lifting reconstruction

4 基于 EMD-LWT 的阈值去噪

EMD 能够根据信号自身的特征将信号分解到各时间尺度上, 呈现为频率由高到低的本征模态函数, 但其在信号的高频段分辨率较低, 传统的 EMD 去噪方法将高频项直接去掉, 导致有用信号的丢失; 另一方面, 信号的低频项中也包含部分噪声, 直接重构去噪效果不够理想。小波去噪效果依赖小波基的选择, 提升小波消噪效果依赖于预测算子与更新算子的选择, 不具有去噪的自适应性。

将 EMD 分解方法的自适应性和小波去噪高频段分辨率强、软阈值去噪不易变形的特点相结合, 先对光纤陀螺含噪信号进行 EMD 分解, 通过信号能量和信息熵的方法判断高频噪声项和混合模态项, 然后对噪声项进行提升小波再分解, 以提高高频段的分辨率; 对低频项进行小波软阈值消噪, 滤除信号的残留噪声。

EMD-LWT 滤波算法对陀螺信号进行预处理的流程如图 3 所示。LWT-EMD 的阈值去噪步骤如下:

算法 4: 基于 EMD-LWT 的阈值去噪

输入 光纤陀螺输出的原始含噪信号 $x(t)$;

输出 基于 EMD-LWT 阈值去噪后的信号。

Step 1) 对 $x(t)$ 进行 EMD 分解;

Step 2) 确定噪声模态阶数 m ;

Step 3) 第 1~ m 层噪声模态 IMF 分量进行 LWT 去噪;

Step 4) 根据各 IMF 的特征计算出各层 IMF 阈值, 对各 IMF 分量进行 WT 软阈值去噪;

Step 5) 将去噪后的分量重构得到去噪后的信号。

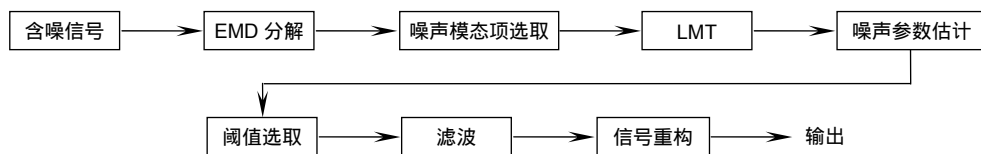


图 3 EMD-LWT 滤波算法
Fig. 3 EMD-LWT filtering algorithm

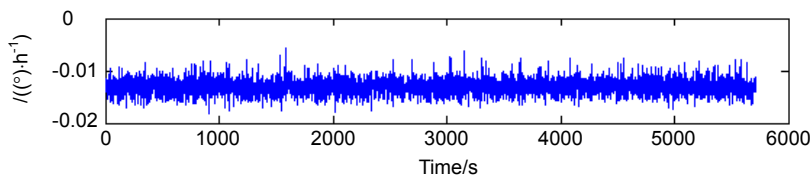


图 4 光纤陀螺的原始含噪信号
Fig. 4 The original noisy signal of FOG

5 实验验证

将陀螺组件安装在带有温控箱的水平转台上, 为消除陀螺的标度因素对陀螺温度漂移的影响, 保证陀螺的输入角速度为零。因此, 将陀螺输入参考轴置于水平面内, 并使参考轴与北向之间夹角为零, 即可满足条件。常温条件下通电进行性能测试, 性能测试完成后, 组件不断电, 采样频率为 4 Hz, 输出单位为 ($^{\circ}$) /h, 选取温箱温度为 50 $^{\circ}$ C 时的一组光纤陀螺静态漂移数据。光纤陀螺的原始含噪信号如图 4 所示。

对得到的光纤陀螺静态漂移信号进行 EMD 分解, 得到七项 IMF 和一个趋势项, 如图 5 所示。从图 5 中可以看出, 随着 IMF 阶数的升高复杂程度逐渐降低。

以信息熵作为衡量信号复杂程度的工具, 各阶 IMF 信息熵归一化处理后的值如图 6 所示。随着 IMF 阶数的增加, 信号的熵值(即信号的复杂度)呈现出类似线性化降低的趋势。从能量角度来判断噪声模态项, 各 IMF 信号的能量归一化处理后的值如图 7 所示。

从图 7 可以看出本组信号的噪声模态选定为 $f_{imf}(1)$ 和 $f_{imf}(2)$, 对噪声模态项进行基于 Haar 提升小波变换, $f_{imf}(3)\sim f_{imf}(7)$ 进行固定阈值的软阈值去噪。

含噪信号滤波前后的结果如图 8 所示, 其中图 8(a) 表示原始含噪信号; 图 8(b) 表示传统 DB4 小波消噪方法; 图 8(c) 为 DB4 提升小波去噪; 图 8(d) 表示基于 EMD-LWT 的阈值去噪方法。以均方根误差(root mean squared errors, RMSE)、误差平方和(sum of squared errors, SSE)和极差(range, R)作为衡量补偿效果的指标。补偿前后的各指标如表 1 所示。

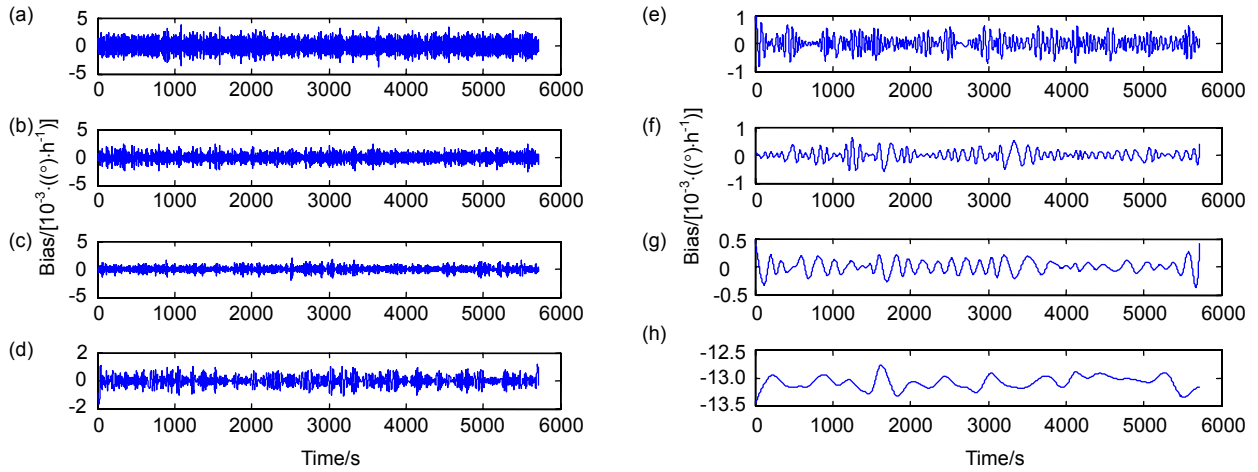


图 5 FOG 温度漂移 EMD 分解图。(a) $f_{imf}(1)$; (b) $f_{imf}(2)$; (c) $f_{imf}(3)$; (d) $f_{imf}(4)$; (e) $f_{imf}(5)$; (f) $f_{imf}(6)$; (g) $f_{imf}(7)$; (h) Trend
 Fig. 5 EMD decomposition of FOG temperature drift. (a) $f_{imf}(1)$; (b) $f_{imf}(2)$; (c) $f_{imf}(3)$; (d) $f_{imf}(4)$; (e) $f_{imf}(5)$; (f) $f_{imf}(6)$; (g) $f_{imf}(7)$; (h) Trend

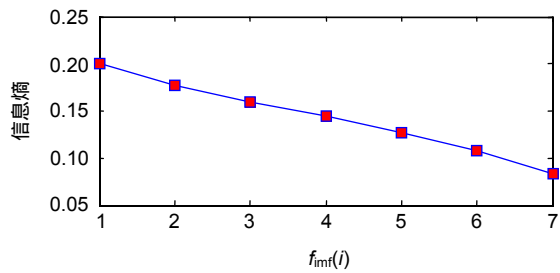


图 6 IMF 的信息熵

Fig. 6 Information entropy of intrinsic mode function

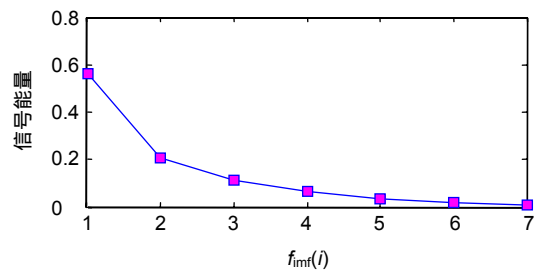


图 7 IMF 信号的能量

Fig. 7 Energy of intrinsic mode function

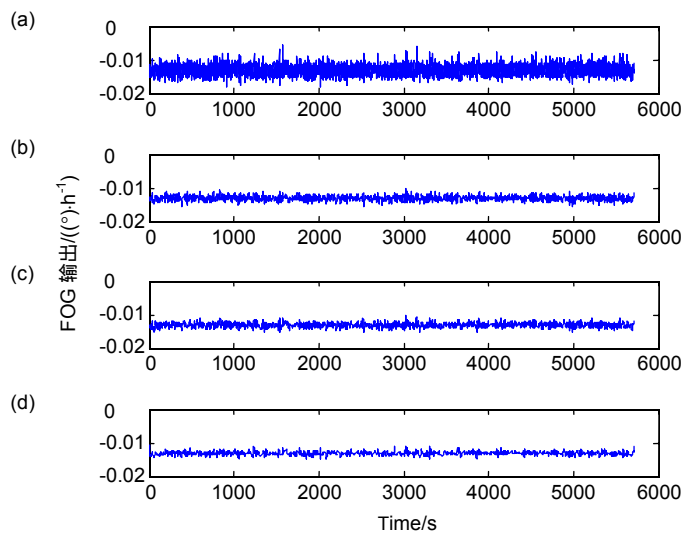


图 8 三种滤波方法的性能对比

Fig. 8 Performance comparison of three filtering methods

表 1 四种滤波方法的性能对比

Table 1 Performance comparison of the four filtering methods

指标	原信号	DB4 小波消噪	Haar 提升小波	DB4 提升小波	EMD-LWT
RMES/[$(^\circ)\cdot h^{-1}$]	1.374e-3	6.720e-4	6.622e-4	5.467e-4	5.116e-4
SSE/[$(^\circ)\cdot h^{-1}$] ²	1.080e-2	2.590e-3	2.507e-3	1.709e-3	1.497e-3
R/[$(^\circ)\cdot h^{-1}$]	1.65e-2	5.577e-3	4.941e-3	4.706e-3	4.323e-3

表 1 给出了分别采用传统小波阈值滤波、提升小波软阈值滤波及 EMD-LWT 滤波方法处理后的 FOG 噪声去噪结果。实验表明 EMD-LWT 去噪方法对光纤陀螺噪声具有较强的抑制作用，实际光纤陀螺测试实验验证了 EMD-LWT 方法相较于其他方法的优越性。

6 结 论

综上所述，EMD-LWT 滤波方法是一种有效的非平稳信号处理方法，对光纤陀螺随机信号中的噪声具有较强的抑制效果。理论分析和实验验证结果表明，文中提出的 EMD-LWT 滤波方法优于小波滤波及提升小波滤波算法。文中的主要贡献有以下两点：1) 将各阶 IMF 的信息熵的值作为判断噪声模态和混合模态项的依据；2) 将噪声模态和混合模态项做不同的处理方式处理，噪声模态项中有用信号的提取，利用提升小波分析的方法，混合模态项中噪声信号的滤除使用小波分析的方法。然而受模态分解速度的影响，EMD-LWT 滤波方法主要适用于离线信号的处理，研究进一步提高其分解速度的方法，对于实时在线滤波具有重要意义。

参考文献

[1] Li X Y, Liu P, Guang X X, et al. Temperature dependence of transverse magnetic error in a polarization maintaining fiber optic gyroscope[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, **38**(1): 0106006.
李绪友, 刘攀, 光星星, 等. 保偏光纤陀螺横向磁场误差的温度依赖性[J]. *光学学报*, 2018, **38**(1): 0106006.

[2] Lv X W, Wu J Y, Sun L Y. Thermal stress birefringence simulation of single mode optic fiber loop[J]. *Navigation and Control*, 2015, **14**(3): 94–97.
律新伟, 武俊勇, 孙丽艳. 单模光纤环热应力双折射仿真分析[J]. *导航与控制*, 2015, **14**(3): 94–97.

[3] Chen Y P, Liang C, Zheng D W, et al. Magnetic-temperature coupling effect of a fiber optic gyroscope[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, **47**(5): 0506005.
陈一平, 梁瑾, 张登伟, 等. 光纤陀螺磁温耦合效应[J]. *光子学报*, 2018, **47**(5): 0506005.

[4] Dang S W, Tian W F, Qian F. EMD- and LWT-based stochastic noise eliminating method for fiber optic gyro[J]. *Measurement*, 2011, **44**(10): 2190–2193.

[5] Li Z H, Meng Z, Liu T G, et al. A novel method for determining

and improving the quality of a quadrupolar fiber gyro coil under temperature variations[J]. *Optics Express*, 2013, **21**(2): 2521–2530.

[6] Lv P, Liu J Y, Lai J Z, et al. Research on threshold algorithm in real-time wavelet de-noising of FOG[J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2009, **29**(1): 18–22.
吕品, 刘建业, 赖际舟, 等. 光纤陀螺实时小波去噪中的阈值选取[J]. *弹箭与制导学报*, 2009, **29**(1): 18–22.

[7] Wang Q H. Research of gyro random error modeling based on the wavelet and DRNN[J]. *Aero Weaponry*, 2015(4): 16–20.
王庆贺. 基于小波去噪与 DRNN 的光纤陀螺随机误差建模研究[J]. *航空兵器*, 2015(4): 16–20.

[8] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, **454**(1971): 903–995.

[9] Komaty A, Boudraa A O, Augier B, et al. EMD-based filtering using similarity measure between probability density functions of IMFJs[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, **63**(1): 27–34.

[10] Xi X G, Wu H, Luo Z Z. De-noising method of the sEMG based on EMD autocorrelation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, **35**(11): 2494–2500.
席旭刚, 武昊, 罗志增. 基于 EMD 自相关的表面肌电信号消噪方法[J]. *仪器仪表学报*, 2014, **35**(11): 2494–2500.

[11] Liu H J, Liu S G, Li M. EMD and wavelet threshold denoising method of gear-shift acceleration signals[J]. *Noise and Vibration Control*, 2018, **38**(2): 198–203.
刘海江, 刘世高, 李敏. 换挡加速度信号的 EMD 和小波阈值降噪方法[J]. *噪声与振动控制*, 2018, **38**(2): 198–203.

[12] Bekiros S, Nguyen D K, Junior L S, et al. Information diffusion, cluster formation and entropy-based network dynamics in equity and commodity markets[J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, **256**(3): 945–961.

[13] Belazi A, El-Latif A A A, Diaconu A V, et al. Chaos-based partial image encryption scheme based on linear fractional and lifting wavelet transforms[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2017, **88**: 37–50.

[14] Chen X Y, Shen C. Study on temperature error processing technique for fiber optic gyroscope[J]. *Optik*, 2013, **124**(9): 784–792.

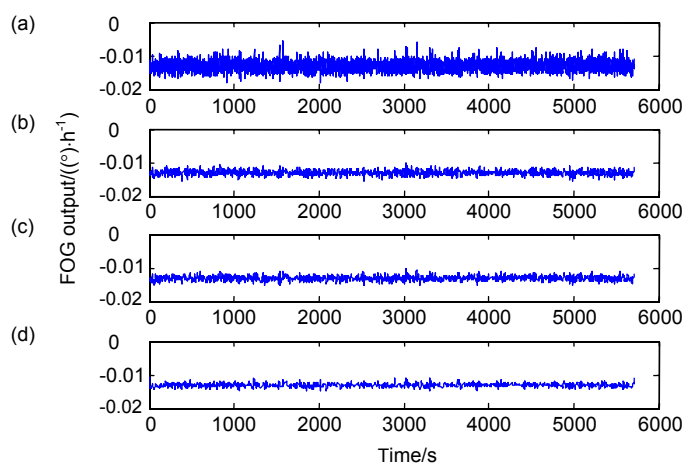
[15] Yang X F, Zhang W, Yang Y X. Denoising technology of radar life signal based on lifting wavelet transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, **34**(03): 0328003.
杨秀芳, 张伟, 杨宇祥. 基于提升小波变换的雷达生命信号去噪技术[J]. *光学学报*, 2014, **34**(3): 0328003.

[16] Li M X, Mao H P, Zhang Y C, et al. Fusion algorithm for multi-sensor images based on PCA and lifting wavelet transformation[J]. *New Zealand Journal of Agricultural Research*, 2007, **50**(5): 667–671.

Fiber optic gyroscope threshold denoising based on EMD-LWT

Dai Shaowu, Zheng Baidong*, Dai Hongde, Nie Zijian

Coastal Defense Force Naval Aviation University, Yantai, Shandong 264001, China



Performance comparison of three filtering methods

Overview: Fiber optic gyro (FOG) is an inertial sensor based on the Sagnac effect. It has the advantages of high reliability, high measurement accuracy, and ease of integration. It has become an ideal device for inertial navigation systems. The collected FOG drift data is affected by many factors such as the light source, fiber bending, and ambient temperature, making it often submerged in the noise and leading to difficulties in direct modeling compensation. In order to establish an accurate error compensation model, data preprocessing is demanded to output data on the gyro.

In this paper, a hybrid EMD-LWT filtering algorithm based on empirical mode decomposition (EMD) and lifting wavelet transform (LWT) threshold denoising is proposed to preprocess gyro signals. Firstly, the steps of empirical mode decomposition are introduced. After the signal is decomposed by EMD, a finite number of high-to-low frequency intrinsic mode functions (IMFs) are obtained. The low order part represents the high frequency part of the signal, which usually contains a sharp part or noise; An IMF with a large order corresponds to the low-frequency part of the signal, and it is generally considered that the noise in the low-frequency component has little effect. It is decomposed into noise-dominated IMF sets, where noise and effective information coexist and a signal low-frequency trend. The threshold filtering method based on EMD is a process to select and threshold three types of IMF sets. The information entropy and the energy of the signal serve as a measurement of the complexity of the signal and determine the boundaries of the noise component and the mixed modal component.

Considering that the traditional EMD time-scale filtering algorithm simply removes one or more IMF components to achieve filtering, resulting in the useful signals along the corresponding components being deleted together. It will lead to severe signal distortion. The lifting wavelet analysis is introduced into the EMD method, and the high-frequency IMF component is subjected to the narrowband re-decomposition of the lifting wavelet to improve the resolution of the high-frequency component; considering the noise decomposition after being distributed on each IMF component, combined with the characteristics of wavelet threshold denoising. All IMF components are subjected to wavelet threshold denoising.

A static FOG data was collected as a test signal for verifying the effectiveness of the algorithm. The hybrid EMD-LWT was compared with the wavelet transform (WT) and the lifting wavelet transform (LWT) threshold filtering methods. The simulation results show that the root mean squared error (RMSE) of the signal is reduced by 63% through the EMD-LWT filtering algorithm and the denoising effect is obvious.

Citation: Dai S W, Zheng B D, Dai H D, *et al.* Fiber optic gyroscope threshold denoising based on EMD-LWT[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, **46**(5): 180333

Supported by Defense Science and Technology Project Foundation of China (F062102009)

* E-mail: 2219229392@qq.com