



DOI: 10.12086/oe.2018.180082

光纤陀螺随机误差的集成建模及滤波处理

刘文涛*, 刘洁瑜, 沈 强

火箭军工程大学控制工程系, 陕西 西安 710025

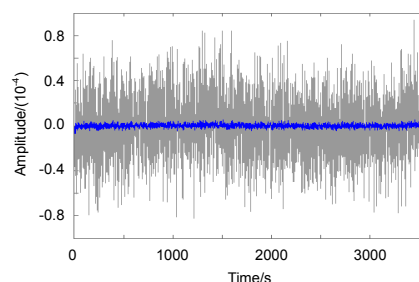
摘要: 为了对光纤陀螺仪随机误差进行分析处理, 提高其使用精度, 提出了一种经验模态分解与时间序列模型相结合的误差分析建模方法。以经验模态分解得到的本征模态函数为基础, 分层进行 ARMA 建模; 在模型基础上逐层进行 Kalman 滤波, 实现对于随机漂移信号的滤除; 最后通过信号重构, 完成了从全频率角度对光纤陀螺仪随机误差进行分析建模的构想。与其他建模方法相比, 该方法对于原始数据的模拟匹配程度更高, 试验结果进一步表明, 本文方法有效去除了光纤陀螺仪的随机漂移, 提高了光纤陀螺仪的使用精度。

关键词: 光纤陀螺; 随机误差; 经验模态分解; ARMA 建模; Kalman 滤波

中图分类号: O436.3

文献标志码: A

引用格式: 刘文涛, 刘洁瑜, 沈强. 光纤陀螺随机误差的集成建模及滤波处理[J]. 光电工程, 2018, 45(10): 180082



Integrated modeling and filtering of fiber optic gyroscope's random errors

Liu Wentao*, Liu Jieyu, Shen Qiang

Department of Control Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an, Shaanxi 710025, China

Abstract: In order to analyze and process the random error of the fiber optic gyroscope (FOG) and improve its use precision, an error modeling method that combined empirical mode decomposition (EMD) and time series model was proposed. On the basis of the intrinsic mode functions (Imf) which was obtained by empirical mode decomposition, auto-regressive and moving average model (ARMA) modeling is performed hierarchically for each Imf. Then, Kalman filtering is performed layer by layer on the basis of the model to remove the random drift signals from the real angular velocity information. At the end of the algorithm, the signal which had been filtered need to be reorganized, and through the above steps, the conception of analyzing and modeling in connection with the random error of FOG from full frequency's point of view was realized. Compared with other modeling methods, this method has a higher degree of simulation matching to the original data, at the same time, the experimental results have further shown that this method can effectively remove the signal of random drift from the fiber optic gyroscope's output signal and improve its use precision significantly.

Keywords: FOG; random error; EMD; ARMA modeling; Kalman filtering

Citation: Liu W T, Liu J Y, Shen Q. Integrated modeling and filtering of fiber optic gyroscope's random errors[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(10): 180082

收稿日期: 2018-02-10; 收到修改稿日期: 2018-06-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61503390)

作者简介: 刘文涛(1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事惯性器件与惯性技术的研究。E-mail: 1250040540@qq.com

1 引言

光纤陀螺仪(Fiber optic gyroscope, FOG)是一种全固态的角速度敏感器件, 凭借自身的优良特性, 已经广泛应用于各个领域, 比如捷联寻北系统在全断面掘进机中的应用^[1], 有效改进了其工作特性, 大大提高了其作业效率。然而, 由于组成元器件自身特性和实际使用环境的影响, FOG 的量测精确性还是会不同程度地受到影响, 从而造成随机漂移。因此, 如何有效地抑制其随机漂移对于提高 FOG 的使用精度就显得十分重要。目前, 主要是从硬件和软件两个方面对其进行改进, 硬件层面的改变虽然能有效改进其漂移特性, 但是其成本高, 而且不利于陀螺的小型化, 比如低噪声开关电源在陀螺系统中的应用^[2]。基于这一事实, 国内外学者便尝试通过建模与时频分析在软件层面来对 FOG 的随机漂移进行分析与处理, 并且取得了一定效果^[3-5]。但是由于 FOG 输出信号的非平稳性^[6], 直接针对其输出信号进行建模不能确保模型的准确性, 所以本文考虑首先使用时频分析方法对信号特征进行分析, 然后在分析基础上针对分解信号进行建模, 一是可以降低模型的阶次, 提高算法的实时性和运算速度, 二是提高了模型的准确性。

在时频分析方面, 小波方法^[7]是一种可针对非线性、非平稳数据进行处理的方法, 具有良好的时频特性, 能够在对信号进行细致地分析之后得到各个分层信号, 但是其预先选定的小波基函数和分解层次限制了对于待处理信号的准确复现。与小波方法不同, 经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是一种完全由数据驱动的、不需要任何信号先验知识的自适应数据处理方法^[8], 能够在保留完整信号信息的前提下对其进行模态分解。在建模方面, 田云鹏等^[9]运用递推最小二乘法建立了随机误差模型, 并对其进行了自适应 Kalman 滤波处理, 但是其缺少对于模型准确度的分析与比较; 柴嘉薪等^[10]等运用 EMD 来提取随机信号的非随机项, 结合时间序列模型和 Kalman 滤波来对随机信号进行拟合的建模方法, 但是其并没有对建模精度进行讨论, 也没有对随机误差进行分析, 并对其进行滤除。

综合以上, 本文提出一种 FOG 随机误差的处理方法, 与传统单独使用时间序列模型建模不同, 本文方法有效结合了时频分析方法 EMD 与 ARMA 建模方法, 在 EMD 分解基础之上进行了 ARMA 建模, 使得建模的准确性和精度明显提高, 而且算法的运算速度

与实时性显著提高, 实现了对 FOG 零偏信号数据的高精度拟合, 然后结合 Kalman 滤波逐层完成了对于 FOG 零偏信号的随机漂移的处理。通过与直接对于原始数据进行建模并随后滤波的方法相比较, 本文的方法得到了更可观的结果。

2 理论推导

2.1 经验模态分解

经验模态分解是由黄鄂博士于 1998 年提出的一种数据平稳化处理方法^[11-12], 它不需要信号的任何先验知识, 完全由原始数据具有的时间特征尺度所决定, 具体步骤如下:

步骤一: 首先对于原始数据 $x(t)$ 寻找极大值点和极小值点, 然后分别对其进行三次样条插值, 形成上、下包络线, 记为: $a(t)$ 和 $b(t)$, 求其平均值: $m(t) = [a(t) + b(t)]/2$, 接着计算平均值 $m(t)$ 与原始数据 $x(t)$ 的差值: $r_1 = x(t) - m(t)$, 判断差值包络线 r_1 是否满足本征模态函数(Imf)的两个条件:

- 1) 在任一时间点上, 由本征模态函数的局部极大值和局部极小值所定义的包络线的均值必须为零;
- 2) 在整个采样数据序列中, 极值点的数量和过零点的数量必须相等, 或最多相差不多于一个。

若满足以上两个条件, 则该均值包络线就是分解得到的第一个本征模态函数 f_{imf1} , 即 $f_{imf1} = r_1$, 反之进行步骤二;

步骤二: 把 r_1 看做新的原始信号序列, 重复步骤一, 求其均值包络线 m_{11} , 进而求出信号差值: $r_{11} = r_1 - m_{11}$, 对 r_{11} 重复上述步骤 k 次, 直至 r_{1k} 满足本征模态函数的两个条件, $r_{1k} = r_{1(k-1)} - m_{1k}$, 则可得 r_{1k} 即为 f_{imf1} , 并求其新的差值 $r_1 = x(t) - f_{imf1}$;

步骤三: 对于新的差值 r_1 重复步骤一和步骤二, 依此得到 $f_{imf2}, f_{imf3}, \dots, f_{imfn}$ 与其对应, $r_2 = r_1 - f_{imf2}$, $r_3 = r_2 - f_{imf3}, \dots, r_n = r_{(n-1)} - f_{imfn}$, 此时的 r_n 成为了一个单调序列, 其中不再包含任何模式的信息, 这就是原始信号的余项或者趋势项。

经过 EMD 之后, 原始信号 $x(t)$ 分解为多个本征模态函数和一个余项之和:

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

式中: f_{imfi} 表示第 i 个本征模态函数, r_n 为分解得到的余项。

2.2 分量时间序列模型

经验模态分解得到的各个本征模态函数是一个单

分量平稳信号,对于平稳信号建模的方法有很多,时间序列模型就是一种比较经典的方法。但是,它要求数据是零均值,并且服从正态分布。所以,对于得到的各个 f_{imf} ,首先要进行信号预处理,然后进行模型识别,即首先去除常态分量,然后进行正态分布检验。预处理后的信号是一个零均值、平稳的正态分布数据序列,接着对其进行模型识别、相关性检验等工作,然后根据自相关函数与偏相关函数的特点选择适合的时间序列模型,具体的选择原则如表 1 所示。

表 1 ARMA 模型的选择原则

Table 1 Selection principles of ARMA model

模型	自相关系数	偏相关系数
AR(p)	拖尾	p 阶截尾
MA(q)	q 阶截尾	拖尾
ARMA(p,q)	拖尾	拖尾

经过检验,得知所选用模型的偏相关系数呈拖尾,自相关系数呈截尾,故选用 AR 模型,其表达式如下:

$$X(k) = \sum_{i=1}^n a_i X(k-i) + W(k), \quad (2)$$

式中: n 为 AR 模型阶数, $X(k)$ 为时间序列信号, $W(k)$ 为白噪声序列, a_i 为自回归系数。

结合 BIC 准则定阶,并运用极大似然估计算法估计模型系数。在模型阶数变化时,若模型与原始数据拟合度变化不大时,倾向选择低阶的,有利于提高运算速度和实时性;而当模型阶数变化时,若模型与原始数据拟合度变化比较大,倾向选择高阶的,因为此时模型精度和准确度更为重要;综合考虑上述各个条件,最终得到各个本征模态函数的时间序列模型系数。

在建模之后,对各个本征模态函数的模型运用如下准则进行适用性检验:

$$fit = 100 \left\{ \frac{\|y - \hat{y}\|}{\|y - \bar{y}\|} \right\}, \quad (3)$$

式中: y 为待建模数据序列, \hat{y} 为建模后对应的数据序列, \bar{y} 为求取的平均值。

2.3 基于时间序列模型的 Kalman 滤波

通过国内外学者长期以来的研究结果可知,白噪声、量化噪声、随机游走和一阶马尔可夫过程是 FOG 随机漂移的主要组成部分^[13],实际采集的 FOG 随机漂移数据受光源、光纤弯曲以及环境温度等多种因素的影响,使得其常淹没在噪声中,要得到原始零偏信号,就需要对其漂移数据进行滤波。本文基于上面所建的模型,对其进行了 Kalman 滤波,实现了对于 VG951

型 FOG 零偏的最优估计。下面以 AR(4)阶模型为例进行说明,模型数学表达式如下:

$$x(k) = a_1 x(k-1) + a_2 x(k-2) + a_3 x(k-3) + a_4 x(k-4) + W(k), \quad (4)$$

式中: $W(k)$ 为过程噪声,服从 $(0, \delta)$ 的正态分布。

由 Kalman 滤波的条件可知,对于式(4)所述模型并不能直接使用 Kalman 滤波,所以首先需要通过模型方程的转化,通过引入状态转移矩阵,得到 Kalman 滤波中的状态方程和量测方程:

$$X(k) = AX(k-1) + W(k), \quad (5)$$

$$Z(k) = HX(k) + V(k), \quad (6)$$

式中: $X(k)$ 和 $Z(k)$ 分别为系统的状态方程和量测方程, A 为状态转移矩阵, W 为过程噪声, H 为量测矩阵, V 为量测噪声,通常情况下, W 、 V 为均值为 0,自相关系数为常数的白噪声,且互不相关,Kalman 滤波的递推算法如下:

$$X_{0,0,0,0} = [0, 0, 0, 0],$$

$$P_{0,0,0} = \begin{bmatrix} \text{var}(x_0) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \text{var}(x_0) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \text{var}(x_0) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \text{var}(x_0) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$P_{k,k-1} = AP_{k-1,k-1}A^T + Q, \quad (8)$$

$$G_k = P_{k,k-1}H^T(HP_{k,k-1}H^T + R)^{-1}, \quad (9)$$

$$P_{k,k} = (I - G_k H)P_{k,k-1}, \quad \hat{X}_{k,k-1} = A\hat{X}_{k-1,k-1}, \quad (10)$$

$$\hat{X}_{k,k} = \hat{X}_{k,k-1} + G_k(Z_k - H\hat{X}_{k,k-1}), \quad (11)$$

式(7)~式(11)中, P 为协方差矩阵, G_k 为增益矩阵, Q 和 R 分别为过程噪声矩阵和量测噪声矩阵,需要提前设置。结合以上各个方程与参数,即可得到 AR(4)模型真实值的最优估计,各个本征模态函数结合自身所建模型的维度,依据此法也可分别得到其对应真实信号的最优估计。

对于各个本征模态函数,在得到自身的最优估计之后,根据经验模态分解方法的特点,即可对于滤波后的本征模态函数信号进行重构,如式(12)所示:

$$x(k) = \sum_{i=1}^{10} f'_{imfi} + r'_n, \quad (12)$$

式中: f'_{imfi} 和 r'_n 分别为滤波之后得到的对应分量的去噪信号。

3 试验与分析

本文所用的试验数据来自于 VG951 型 FOG,常温条件下将静止陀螺置于大理石平台上,采样频率为 1000 ms,得到原始采样数据,因为在陀螺启动瞬间输

出数据存在较大偏差,待陀螺稳定工作之后数据才能趋于平稳,所以在选择数据时去除了开始阶段的数据,然后选取了一个小时的采样零偏数据,原始数据如图 1 所示;接着对原始数据进行了非平稳性检验,说明

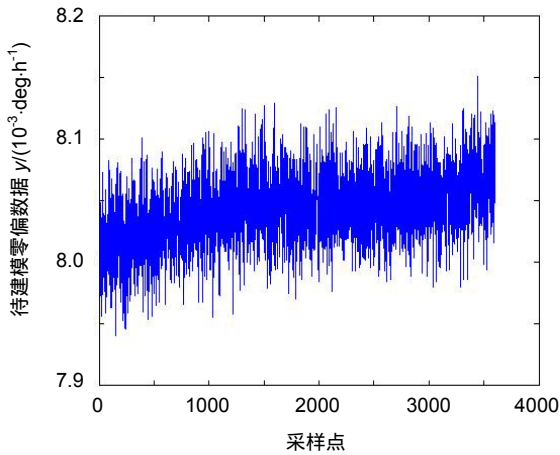


图 1 原始信号
Fig. 1 Original signal

了使用 EMD 方法的合理性,检验结果如图 2 所示;之后去除粗大误差后进行 EMD 分解,得到了若干个本征模态函数信号和一个趋势项信号,分解情况如图 3 所示。

EMD 实现了从全频率角度对原始信号的分解,如果依据 EMD 的时空尺度滤波特性,即直接去除高频分量,认为其全为噪声。但是不可否认,其中也会含有有用信息,如此便会造造成有用信号信息的缺失,所以接下来对于每一个分量信号进行了 AR 建模。信号预处理阶段的正态分布检验和均方差、均值检验分别如图 4 和图 5 所示(由于篇幅所限 此处仅以 f_{imf1} 为例)。

由预处理后的检验结果可知,该采样数据符合 ARMA 建模的数据要求,接着依据 Imf 的不同时间尺度,在检验基础上分别进行了 ARMA 建模,模型系数拟合数据如表 2 所示(表中 a_1, a_2, a_3, a_4 分别为模型系数)。

3.1 建模方法的比较分析

对于原始数据直接建模时,在依据 BIC 准则结合

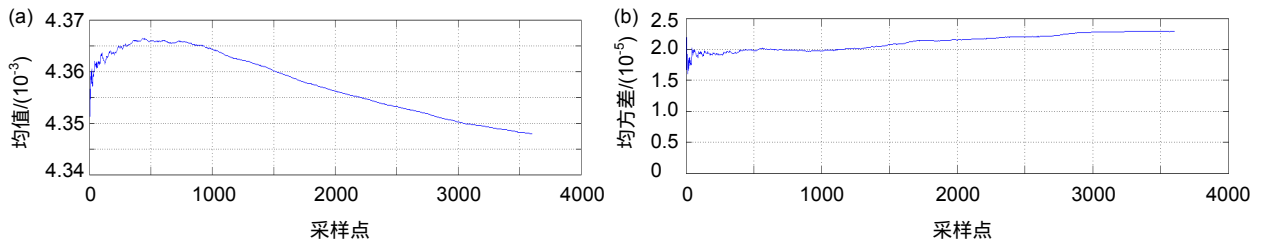


图 2 对于原始信号的非平稳性检验。(a) 均值变化; (b) 均方差变化

Fig. 2 Non-stationary test of the original signal. (a) Mean change; (b) Mean variance variation

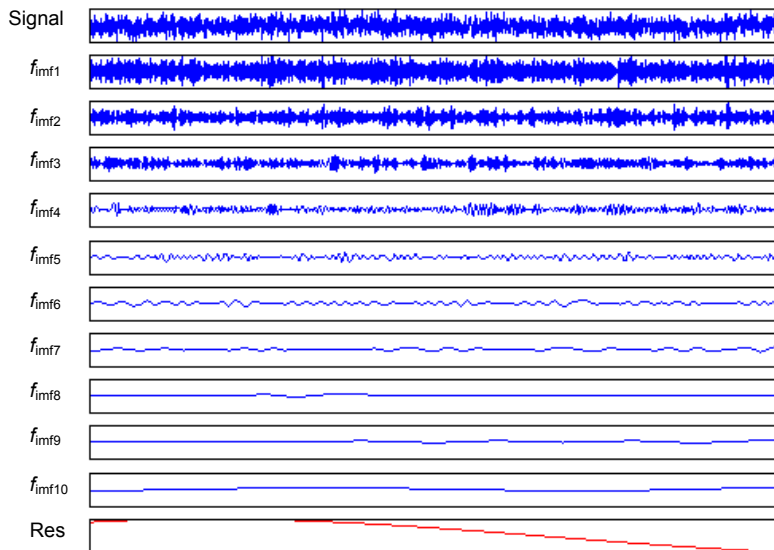


图 3 对原始信号进行 EMD

Fig. 3 EMD for the original signal

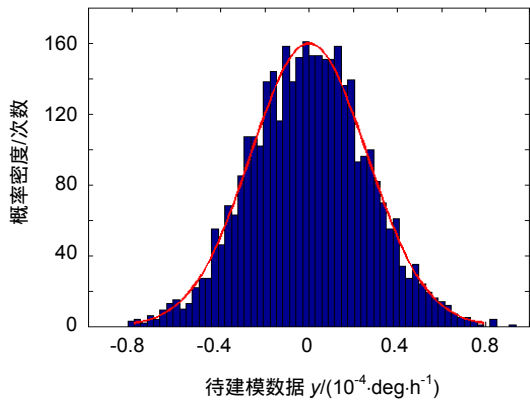


图 4 f_{imf1} 的正态分布检验
Fig. 4 Normal distribution test of f_{imf1}

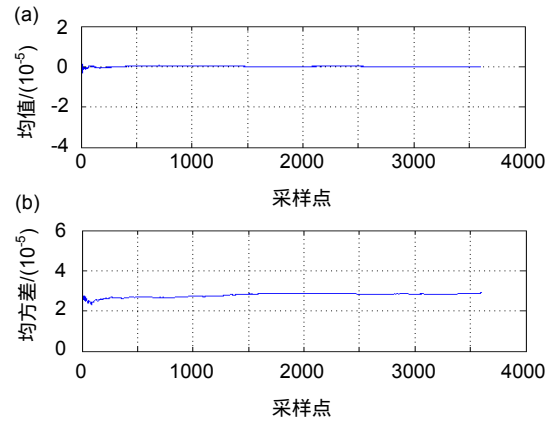


图 5 f_{imf1} 的均值和均方差检验。(a) 均值变化;
(b) 均方差变化
Fig. 5 Mean and mean square error test of f_{imf1} . (a) Mean change; (b) Mean variance variation

表 2 各个本征模态函数的模型系数拟合结果

Table 2 Model coefficient fitting results for each intrinsic modal function

信号分量	模型	a_1	a_2	a_3	a_4
f_{imf1}	AR(4)	0.5039	0.3110	0.0732	0.0105
f_{imf2}	AR(4)	-1.3904	1.6244	-0.9363	0.4655
f_{imf3}	AR(4)	-2.8311	3.5874	-2.2984	0.6686
f_{imf4}	AR(4)	-3.4971	4.8028	-3.0620	0.7692
f_{imf5}	AR(4)	-3.7904	5.4640	-3.5507	0.8783
f_{imf6}	AR(4)	-3.9151	5.7665	-3.7869	0.9356
f_{imf7}	AR(3)	-2.9976	2.9970	-0.9994	
f_{imf8}	AR(3)	-2.9994	2.9991	0.9997	
f_{imf9}	AR(2)	-2.0004	1.0005		
f_{imf10}	AR(2)	-2.0001	1.0001		
r_n	AR(2)	-1.9989	0.9989		

自身相关系数的拖尾和截尾特性的具体情况(分别如图 6 和图 7 所示),选取 AR(6),并依据式(3)对其进行了模型的适应性检验,计算得到了模型的匹配率,与各个 Imf 分量模型的匹配率比较见表 3。

为了排除所得结论的偶然性,泛化本文的研究成果,又随机选取了一组试验数据进行了本文方法的验证,验证数据来自于常温条件下的 VG941 型 FOG,数据采集方法同 VG951,试验结果如表 4 所示。

由表 3 和表 4 可知,本文所述的建模方法,与直接利用 ARMA 模型对于原始数据进行拟合^[14]相比,避免了直接对于原始数据进行建模的复杂性,降低了模型的阶次,同时建模精度得到了明显提高,究其原因,是因为对于单分量平稳信号的建模更有规律可寻;同

时与文献[8]中的建模方法进行比较,本文方法的模型更准确,目的性更强,而且算法简单,实时性好,而文献[8]中的方法在对各个分量建模之后,进行了模型整合,但因为分量模型的准确率层次不一,所以模型整合时不免会失去各个分量模型原有的准确性。

3.2 滤波方法的分析比较

对于本文所用方法,与直接对于原始数据进行 ARMA 建模之后再利用 Kalman 滤波的方法,比较两者得到的去噪信号,结果如图 8 和图 9 所示。可以看出,本文方法得到的信号更显平稳,而且去噪效果更好,为了得到二者的定量比较,以 FOG 存在的量化噪声(Q)、角度随机游走(N)、零偏不稳定性(B)、角速

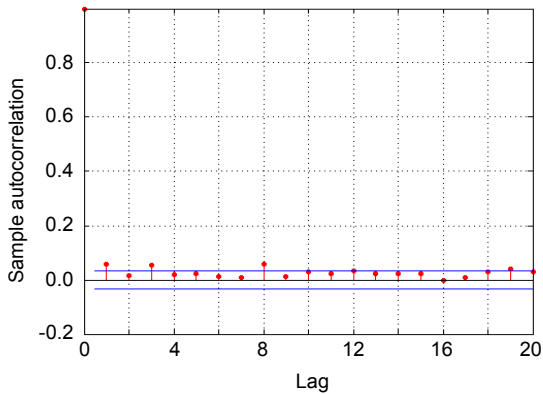


图 6 原始数据的偏相关系数特性

Fig. 6 Partial correlation coefficient characteristics of raw data

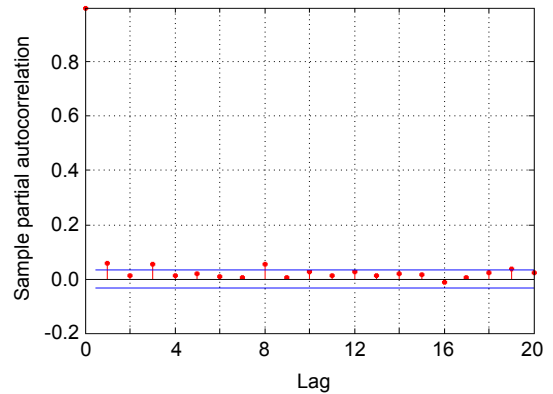


图 7 原始数据的偏相关系数特性

Fig. 7 Characteristics of partial correlation coefficient of raw data

表 3 本文方法与直接建模方法模型适应性检验结果对比

Table 3 Comparison of model adaptability test results between the present method and the direct modeling method

数据	原始数据	f_{imf1}	f_{imf2}	f_{imf3}	f_{imf4}	f_{imf5}
模型	AR(6)	AR(4)	AR(4)	AR(4)	AR(4)	AR(4)
匹配率/%	74.66	85.47	87.65	90.83	98.62	99.84
数据	f_{imf6}	f_{imf7}	f_{imf8}	f_{imf9}	f_{imf10}	r_n
模型	AR(4)	AR(3)	AR(3)	AR(2)	AR(2)	AR(2)
匹配率/%	99.99	100	100	100	100	100

表 4 本文方法与直接建模方法模型适应性检验结果对比

Table 4 Comparison of model adaptability test results between the present method and the direct modeling method

数据	验证数据	f_{imf1}	f_{imf2}	f_{imf3}	f_{imf4}
模型	AR(7)	AR(5)	AR(5)	AR(4)	AR(4)
匹配率/%	75.11	86.23	88.14	92.34	98.99
数据	f_{imf5}	f_{imf6}	f_{imf7}	f_{imf8}	r_n
模型	AR(4)	AR(3)	AR(3)	AR(2)	AR(2)
匹配率/%	99.99	100	100	100	100

率随机游走(K)和速率斜坡(R)等五类误差项为辨识目标,运用 Allan 方差^[15-16]对于原始信号和两种方法处理后信号的辨识结果如表 5 所示。

表 5 中法一为本文使用方法,法二为直接建模后使用 Kalman 滤波的方法,数据 2 为随机选取的验证数据。

经过比较,可以明显看出,本文所使用方法获得的去噪效果明优于法二,其中角速度随机游走系数与角速率随机游走系数与原始数据相比,分别减小了两个量级,与法二相比也有明显的优势,所以说经过本文方法的分析处理,FOG 的随机漂移明显得到了抑制,而且去噪效果显著。

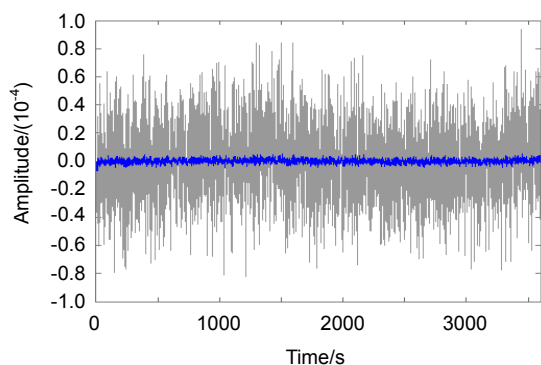


图 8 本文所用方法的去噪效果

Fig. 8 Denoising effect of the method used in this paper

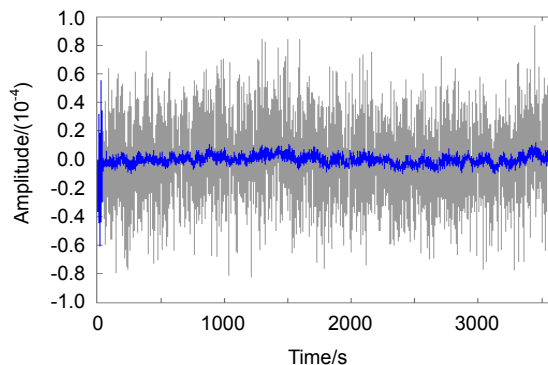


图 9 直接建模的去噪效果

Fig. 9 Denoising effect of direct modeling

表 5 两种方法的 Allan 方差辨识结果比较

Table 5 Comparison of Allan variance identification results between two methods

信号类别	$Q/\mu\text{rad}$	$N/(\text{h}^{1/2})$	$B/(\text{h})$	$K/(\text{h}^{3/2})$	$R/(\text{h}^2)$
原信号	2.1907e-06	1.4071e-07	9.9451e-07	5.7777e-05	0.00040756
法一	1.1934e-06	1.3462e-09	9.7363e-08	3.6707e-07	0.00009978
法二	1.8705e-06	1.5719e-08	7.4357e-07	6.5301e-06	0.00010984
验证数据	2.3429e-06	1.7826e-07	8.8903e-07	6.2401e-05	0.00038908
法一	1.2306e-06	1.4644e-09	7.9906e-08	4.4325e-07	0.00007629
法二	2.0907e-06	1.9898e-08	9.0176e-07	8.1987e-06	0.00018763

4 结论

本文对 FOG 零偏信号的随机漂移进行了深入的研究, 针对其随机误差信号与真实信号混叠在一起的事实, 首先利用自适应非平稳数据处理方法 EMD 对其进行了信号分层, 然后从全频率角度对于每个本征模态函数分量进行了无差别的建模, 以求得到零偏信号的完整信息; 在分量模型基础上, 进行了逐层滤波, 并在最后完成了信号重构。相较于直接针对原始数据进行建模的方法而言, 本文方法的建模准确性高, Kalman 滤波效果也更加显著。经过验证比较也进一步证实, 本文方法的算法速度更快, 实时性更好, 而且精度更高, 对于工程应用具有指导意义。

综合来说, 与已有的方法比较, 本文方法完全依照信号的自身时间尺度特点进行适应性分析与建模, 在降低模型阶次与算法复杂性的同时, 有效减小了系统的建模误差, 为光纤陀螺误差的分析与处理提供了一个新的思路。下一步, 我们可以把本文方法的思路

应用于陀螺的温度漂移建模、标度因数建模, 以及其他类似的信号处理领域, 都将具有很好的借鉴意义。

参考文献

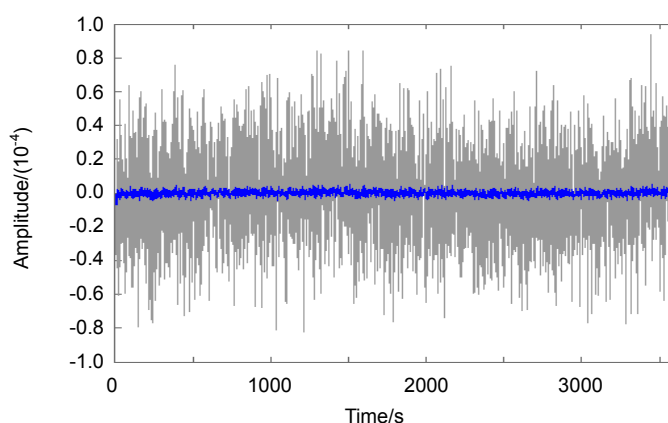
- [1] Zhu W B, Liu Y, Chen G L. Fiber optic gyroscope strap-down north-seeker of full face tunnel boring machine[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2016, **43**(10): 1–5.
朱文博, 刘宇, 陈根林. 全断面掘进机光纤陀螺捷联寻北系统[J]. *光电工程*, 2016, **43**(10): 1–5.
- [2] Chen X, Yang J H, Zhou Y L, et al. The application of low-noise DC-DC power source in fiber-optic gyroscope system[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(1): 170517.
陈贤, 杨建华, 周一览, 等. 一种低噪声开关电源在光纤陀螺系统中的应用[J]. *光电工程*, 2018, **45**(1): 170517.
- [3] Narasimhappa M, Nayak J, Terra M H, et al. ARMA model based adaptive unscented fading kalman filter for reducing drift of fiber optic gyroscope[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2016, **251**: 42–51.
- [4] Teng F, Jin J, Huang Y L, et al. Noise analysis and measurement of high sensitivity photonic crystal fiber-optic gyroscope[J]. *Optical Fiber Technology*, 2015, **25**: 1–6.
- [5] Yang J H, Li H Z. Analysis and research of fiber optic gyro drift error based on data mining[J]. *Laser Journal*, 2016, **37**(6): 123–126.

- 杨景花, 李华中. 数据挖掘的光纤陀螺漂移值误差分析与研究[J]. 激光杂志, 2016, **37**(6): 123–126.
- [6] Zhao Y X, Li X Y, Liu C X, *et al.* Comparative research in signal processing of FOG[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2003, **11**(2): 52–56.
赵玉新, 李绪友, 刘承香, 等. 光纤陀螺信号处理方法的比较研究[J]. 中国惯性技术学报, 2003, **11**(2): 52–56.
- [7] Ma J M, Zhu J H, Xie N, *et al.* Adaptive filtering for fiber optic gyroscope based on wavelet-ARMA model[J]. *Optical Technique*, 2016, **42**(5): 469–473.
马晋美, 朱家海, 谢聂, 等. 基于小波-ARMA 模型的光纤陀螺自适应滤波[J]. 光学技术, 2016, **42**(5): 469–473.
- [8] Cui B B, Chen X Y, Song R. Application of EMD threshold filtering for fiber optical gyro drift signal de-noising[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, **35**(2): 0207001.
崔冰波, 陈熙源, 宋锐. EMD 阈值滤波在光纤陀螺漂移信号去噪中的应用[J]. 光学学报, 2015, **35**(2): 0207001.
- [9] Tian Y P, Yang X J, Guo Y Z, *et al.* Filtering analysis on the random noise of fiber optic gyroscope[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, **35**(9): 906006.
田云鹏, 杨小军, 郭云曾, 等. 光纤陀螺随机噪声滤波分析[J]. 光学学报, 2015, **35**(9): 906006.
- [10] Chai J X, Wang X L, Wang D, *et al.* A high precision modeling method for random vibration error of fiber optic gyroscope[J]. *Aero Weaponry*, 2017(4): 49–54.
柴嘉薪, 王新龙, 王盾, 等. 一种光纤陀螺随机振动误差高精度建模方法[J]. 航空兵器, 2017(4): 49–54.
- [11] Wu Z H, Huang N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. *Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2004, **460**(2046): 1597–1611.
- [12] Huang N E, Wu M L, Qu W D, *et al.* Applications of Hilbert-Huang transform to non-stationary financial Time series analysis[J]. *Applied Stochastic Models in Business And Industry*, 2003, **19**(3): 245–268.
- [13] Yang Y H, Meng C X. Research on the characteristic of bias error and noise analysis method of fiber optic gyroscope[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, **34**(12): 1206006.
杨远洪, 孟晨雪. 光纤陀螺零偏误差特性及噪声分析方法研究[J]. 光学学报, 2014, **34**(12): 1206006.
- [14] Bai J Q, Zhang K, Wei Y X. Modeling and analysis of fiber optic gyroscope random drifts[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2012, **20**(5): 621–624.
白俊卿, 张科, 卫育新. 光纤陀螺随机漂移建模与分析[J]. 中国惯性技术学报, 2012, **20**(5): 621–624.
- [15] IEEE. IEEE standard specification format guide and test procedure for single-axis laser gyros: STD 647—2006[S]. New York: IEEE, 2006.
- [16] Morrow R B, Heckman D W. High precision IFOG insertion into the strategic submarine navigation system[C]//*Proceedings of 1998 Position Location and Navigation Symposium*. Palm Springs, CA, USA, 1998: 332–338.

Integrated modeling and filtering of fiber optic gyroscope's random errors

Liu Wentao*, Liu Jieyu, Shen Qiang

Department of Control Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an, Shaanxi 710025, China



Denoising effect of the method used in this paper

Overview: At the beginning, we studied the zero bias signal of fiber optic gyroscope in depth and discovered that it is so complicated that we cannot gain any valid angular velocity information from it directly. As a result, we must have a signal processing before making any judgments on the specific information. According to the fact that its random error signal is mixed with the real signal and the signal of FOG's output is nonlinear and non-stationary, we proposed a modeling method that integrated time-frequency analysis and auto-regressive and moving average model. Besides, we remove the random noise on the basis of the Kalman filtering, and the final denoising effect further proves that the means used in this paper is significant. The specific implementation steps are as follows: firstly, EMD, an adaptive non-stationary data-driven processing method, was used to perform model decomposition on the preprocessed original signal. Then, undifferentiated modeling of each intrinsic modal function component is performed from the perspective of full frequency. In order to obtain the complete information of the original signal of zero bias, and on the basis of the above model, the Kalman filter of the optimal estimation algorithm is used to remove the random noise that aliased in the real signal. At the end, the addictiveness that based on the empirical mode decomposition was put into effect linked with the filtered signals. Compared with the method of directly modeling with regard to the original data, the modeling accuracy of this method is more accurate, and the denoising effect combined with the original signal is more significant. After verification and comparison, it is further confirmed that the algorithm of this method had owned faster speed, better real-time performance, and higher precision, which had a positive guiding significance for the engineering applications.

In a word, compared with the existing methods, the proposed method was applied to the original signal's adaptive analysis and modeling, which is completely based on the signal's own time scale characteristics instead of other man-made settings, such as the choice of wavelet basis function in the wavelet transform. It reduced the modeling error of the system while reducing the order of the model and the complexity of the algorithm. We can predict that the method provides a new perspective for the analysis and processing of the FOG's signal. In the next step, we can apply the ideas of this method to the gyro's temperature drift modeling, scale factor modeling, and other similar signal processing fields. Definitely, we have faith in that the method applied in this paper will have a effective reference value.

Citation: Liu W T, Liu J Y, Shen Q. Integrated modeling and filtering of fiber optic gyroscope's random errors[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(10): 180082

Supported by National Natural Science Foundation of China (61503390)

* E-mail: 1250040540@qq.com