

文章编号:1001-1595(2011)06-0745-06

基于经验模分解的陀螺信号消噪

甘雨,隋立芬

信息工程大学 测绘学院,河南 郑州 450052

De-noising Method for Gyro Signal Based on EMD

GAN Yu, SUI Lifan

Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China

Abstract: Gyro random drift is a remarkable factor that can affect the precision of inertial navigation system (INS). Wavelet de-noising method is poor in coping with exceptional noise, and it depends greatly on the selection of wavelet base and decomposition scale. Empirical mode decomposition (EMD) de-noising method for gyro signal is presented. The signal is decomposed into an intrinsic mode function (IMF) group. Based on this group, IMFs of exceptional noise are first disposed by 2σ criterion and then the number of IMFs of high frequency noise is determined by correlation coefficient. The de-noising process is finally done by removing the noisy IMFs. Detailed comparison between EMD method and wavelet method is given. Overlapping Allan variance is used to analyze the effect of the two methods, and the applicable ability of EMD method is tested through an INS calculation. It is shown that EMD method outperforms wavelet method in removing exceptional noise and is more efficient in weakening random drift. **Key words:** gyro random drift; wavelet; empirical mode decomposition; de-noising

摘要: 陀螺随机漂移是影响惯性导航精度的重要因素。小波消噪方法对异常噪声效果不明显,且对小波基和分解尺度等因素依赖性较强。提出陀螺信号经验模分解(EMD)消噪方法,将信号进行经验模分解得到一个本征模态函数(IMF)组,先基于 2σ 准则处理异常噪声 IMF 分量,再利用相关系数确定高频噪声 IMF 分量个数,将噪声分量去除以实现陀螺信号消噪。详细对比小波方法与 EMD 方法,利用交叠式 Allan 方差分析两者的消噪效果,通过惯导算例进一步验证 EMD 方法的实效性。结果表明,相比小波方法,EMD 消噪法能剔除异常噪声,可以更有效地抑制陀螺漂移。

关键词: 陀螺随机漂移;小波;经验模分解;消噪

中图分类号:P228 文献标识码:A

基金项目:国家自然科学基金(40974010);信息工程大学测绘学院硕士学位论文创新与创优基金(S201101)

1 引言

陀螺随机漂移是影响惯性导航精度的重要因素。抑制陀螺漂移的方法主要有两种^[1]:① 建立漂移模型,使用 Kalman 滤波等方法进行补偿;② 对陀螺输出信号进行消噪处理。由于随机漂移往往表现为弱非线性、非平稳、慢时变,且易受到外部环境等多种不确定因素的影响^[2],无法建立其准确的系统模型,故需要采用陀螺信号消噪的方法。

目前对陀螺信号消噪主要采用小波方法。小波具有优良的多分辨率分析特性,小波消噪不需要系统的误差模型,因此被广泛用于陀螺信号的消噪处理中^[1-4]。然而,小波分解虽然也能实现对非平稳信号的滤波,但其实质是带通滤波器,限制了滤波的精确性,且小波变换中小波基一经选定,整个信号分析过程中就只能使用这一个小波基,即小波变换是非适应性的^[5]。有研究表明^[6]:对

于如陀螺信号一类的非平稳信号,当异常噪声淹没了有用信号时,采用小波消噪效果也不甚理想,对这类信号的消噪目前还未发现较好的方法。

文献[7]提出一种分析非平稳、非线性信号的自适应分解方法:经验模分解方法(empirical mode decomposition, EMD),它将复杂的信号分解成若干个按频率高低排列的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),每个 IMF 是一个单分量信号。该方法与小波分析的区别在于它不需要事先选定基函数,而是根据信号本身的特性自适应地产生合适的模态函数,这些模态函数能很好地反映信号在任何时间局部的频率特征。该方法已经用于机械振动信号分析、SAR 影像滤波、气象以及 GPS 信号处理等领域^[8-11]。

将 EMD 方法引入到陀螺信号的处理中,给出陀螺 EMD 消噪的方法,按照 2σ 准则剔除振幅偏大的异常噪声,利用相关系数确定随机高频噪

声 IMF 分量的个数。与小波消噪依赖小波基、分解尺度、阈值估计方法不同,EMD 消噪过程完全依赖陀螺信号本身特性。用交叠式 Allan 方差对比分析本文方法与小波消噪方法,通过惯性导航算例进一步验证方法的实效性。

2 EMD 消噪方法

2.1 EMD 基本原理

EMD 分解方法认为任何待分解信号都由一组固有振动模式构成,并据此将信号分解为若干本征模态函数 IMF 的和。这些本征模态函数既可以是线性的,也可以是非线性的;既可以是平稳的,也可以是非平稳的^[11]。分解得到的 IMF 分量满足:① 零点数目与极值点数目相同或至多相差 1;② 函数由局部极大值点构成的包络线和由局部极小值构成的包络线的均值为零。分解过程通过一个称为“筛选”的步骤来完成。“筛选”过程可以表示为^[7]:

(1) 分别由原始信号 $x(t)$ 的极小值点与极大值点用三次样条插值得到 $x(t)$ 的上下包络线,计算上下包络的均值 m_1 ,进而计算 $x(t)$ 和 m_1 的差值 $h_1 = x(t) - m_1$,判断 h_1 是否满足 IMF 的两个条件。若满足,则 h_1 为 $x(t)$ 的第一个分量 imf_1 。

(2) 若不满足,则将 h_1 作为新的信号继续步骤(1),得到 h_{11} ,判断 h_{11} 是否满足条件。若不满足则继续(1)的步骤,直到重复 k 次后 h_{1k} 满足 IMF 的条件,则有 $imf_1 = h_{1k}$,求出原始信号与 imf_1 的差值 $r_1 = x(t) - imf_1$ 。

(3) 将 r_1 作为新的“原始”信号重复上述步骤,直到提取出第 2 个,第 3 个,直至第 n 个 IMF 分量 $imf_2, imf_3, \dots, imf_n$,有 $r_2 = r_1 - imf_2, \dots, r_n = r_{n-1} - imf_n$,当 IMF 分量 imf_n 或余项 r_n 小于预先设定的值,或者余项 r_n 已经成为单调函数时,整个筛选分解过程结束,本文以余项为单调函数作为分解的终止条件。

经过上述步骤后,原始信号 $x(t)$ 可分解为 n 个 IMF 分量和 1 个余项的和

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

从上述的经验模态分解方法可以看出,越早分解出来的 IMF 频率越高^[7],第一个分解出来的代表原信号的最高频率成份,各个 IMF 的频率几乎是按 2 的负幂次方的形式递减^[6,12]。对于混有随机噪声的信号,其先分解出的 IMF 分量通常对应于信号的高频噪声^[8]。若 IMF 组去除了先分

解的几个 IMF,把其余的 IMF 组合起来形成一个信号,可以削弱信号的噪声。可以看出,用 EMD 对陀螺信号消噪的关键在于从信号分解出的 IMF 组中辨识出噪声 IMF 分量。

2.2 处理异常噪声

由于外界环境的异常变化,陀螺信号会在局部时段内受到振幅较大的异常噪声的干扰,导致信号输出失真,对陀螺信号的处理首先要消除这类噪声的影响,而小波对这种噪声的消噪效果不佳。经验模分解将信号按照其固有振动模式分成 IMF 组^[13],而异常噪声的频率和振动模式一般既不同于随机高频噪声,也不同于真实信号,对信号进行分解之后,异常噪声一般被分解到其中一个或几个 IMF 之中,只要能将相应的 IMF 进行识别并加以处理,就能减弱异常噪声的影响。

利用误差理论中制定极限误差的 2σ 准则,可以对陀螺信号的异常噪声 IMF 分量进行识别。设原始信号为 $x(t)$,求得其采样标准差为 σ ,计算 IMF 各个分量 imf_i 的最大振幅 A_i ,对各分量按如下判断准则进行处理

$$\left. \begin{array}{l} A_i > 2\sigma \quad imf'_i = 0 \\ A_i \leq 2\sigma \quad imf'_i = imf_i \end{array} \right\} \quad (2)$$

异常噪声作用的时间相对比较短, σ 通常反映陀螺信号的整体观测精度,若某个 imf_i 的最大振幅大于 2σ ,则可认为它是异常噪声分量。IMF 分量的频率各不相同,且如前面所述按 2 的负幂次方递减,因而异常噪声通常会被分解到少数 IMF 分量且是中高频分量,非常便于进行识别和剔除。

判别和处理异常噪声是陀螺 EMD 消噪方法的第一步,除非陀螺的观测环境非常好,否则都应该在对信号进行 EMD 分解后进行异常噪声的辨识和剔除。

图 1 给出某次试验中陀螺(标称陀螺漂移为 $1^\circ/h$)静基座下 X 轴 8 000 个历元的输出信号,在 1 500~2 000、4 100~4 300、5 600~6 900 历元处受到异常噪声的干扰。对该信号进行 EMD 分解,得到 10 个 IMF 分量,图 2 显示为前 6 个 IMF 以及最终的余项 r_{10} 。可直观看出,1 500~2 000、4 100~4 300 历元的异常噪声主要分解在 imf_3 内,5 600~6 900 历元的分量分解到 imf_2 和 imf_3 内。

计算陀螺信号标准差为 $\sigma = 34.02$,则限差 $2\sigma = 68.04$,各 IMF 分量的最大振幅分别为 $A_1 = 10.66, A_2 = 216.38, A_3 = 87.51, A_4 = 39.85, A_5 = 42.96, A_6 = 12.28$ 。按照式(2), imf_2 和

imf_3 的振幅超限,应该将这两个分量置零,这与图形所示的结果一致。

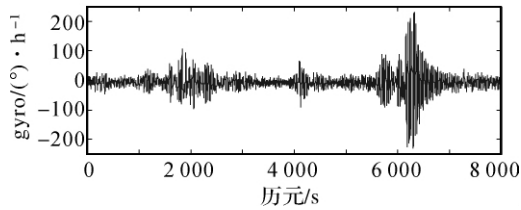


图 1 陀螺原始信号

Fig. 1 Original gyro signal

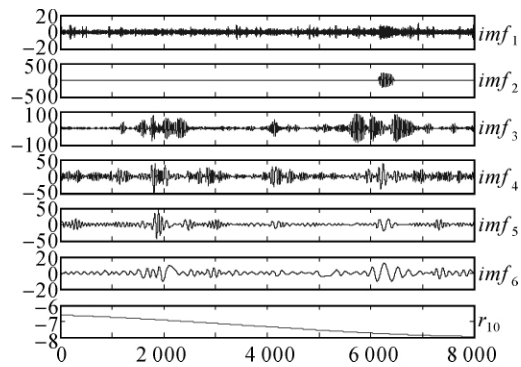


图 2 陀螺信号 EMD 分解的 IMF 分量

Fig. 2 IMFs from EMD of gyro signal

2.3 确定噪声 IMF 分量个数

剔除异常噪声后,需要消除陀螺信号中的高频噪声。设前 m 级 IMF 分量(已经过异常噪声的处理)为高频噪声分量,则消噪过程可表示为

$$x'_m(t) = x(t) - \sum_{i=1}^m imf_i \quad (3)$$

若选取的 m 偏小,滤波后的信号 $x'(t)$ 仍会受到噪声干扰,若选取的 m 偏大,可能会把有用的信号滤去。为避免此问题,有文献借鉴小波阈值消噪的思想提出对每个 IMF 分量也进行阈值处理^[14]。然而,每个 IMF 分量都是具有特定物理意义的信号成分,反映原始信号某一方面的内在特征^[7,13],利用阈值消噪的方法可能会破坏信号特征的完整性,且阈值消噪法存在确定阈值估计方法的难点,其实用性有待进一步研究。EMD 消噪的关键还是在于确定噪声分量的个数 m 。

长度为 N 的信号序列 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的采样相关系数可定义为

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{k=1}^N x(k)y(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^N x^2(k)} \sqrt{\sum_{k=1}^N y^2(k)}} \quad (4)$$

相关系数反映两个信号之间的相似程度或依赖程度。设前 m 个 IMF 分量之和为 $\sum_{i=1}^m imf_i$,若这 m 个分量都是噪声 IMF 分量,不含原信号的有用成分,则按照式(3)滤波后的信号 $x'_m(t)$ 与原信号 $x(t)$ 之间应该具有较强的依赖程度。因此可考虑由相关系数确定噪声分量的个数,计算

$$\rho_{xx'_m} = \frac{\sum_{k=1}^N x(k)x'_m(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^N x^2(k)} \sqrt{\sum_{k=1}^N x'^2_m(k)}} \quad (5)$$

从 $m=1$ 开始计算,当 $\rho_{xx'_m} > c$ (c 为常量,可取经验值 $0.75 \sim 0.8$) 时, $m = m + 1$, 计算下一个 $\rho_{xx'_m}$,直到某个 $\rho_{xx'_m} < c$, 停止计算,说明第 m 个分量 imf_m 为信号的有用成分,不是噪声 IMF,取 $M = m - 1$ 作为噪声分量个数。最终的 EMD 消噪结果为

$$x'(t) = x(t) - \sum_{i=1}^M imf_i \quad (6)$$

陀螺信号的 EMD 消噪方法归纳为:

- (1) 对陀螺信号进行 EMD 分解,得到 IMF 分量;
- (2) 按 2σ 准则处理异常噪声 IMF;
- (3) 根据相关系数确定噪声 IMF 个数,原信号减去噪声 IMF 完成消噪过程。

以上的 EMD 过程无需事先的参数设置,只与陀螺信号本身有关。陀螺信号的 EMD 分解是按照信号的固有振动模式进行的,采样标准差 σ 和相关系数 $\rho_{xx'_m}$ 都由陀螺信号及其分解的 IMF 分量来计算,整个消噪过程不受外在因素影响。需要注意的是,常量 c 的取值及 2σ 准则的确定是 EMD 消噪中的重要环节,如果选取不合适可能会影响最终的消噪结果,因此实用中需要结合实际的数据类型进行分析确定。

确定图 2 中噪声分量个数,从 $m=4$ 开始,相关系数均小于 0.7 ,则取噪声分量个数为 3 ,EMD 消噪的结果如图 3 所示。

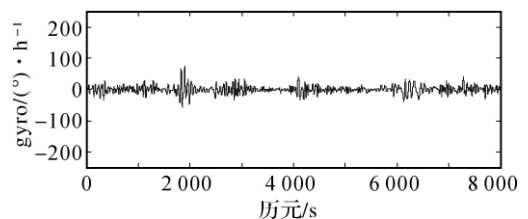


图 3 EMD 消噪信号

Fig. 3 EMD de-noised signal

3 消噪方法对比

3.1 消噪信号直接比较

为对比小波消噪法与本文 EMD 消噪法,对图 1 中的陀螺原始信号进行小波阈值消噪,采用软阈值函数,阈值估计方法为 SUREShrink 阈值^[3,15]。分别取不同小波基与分解尺度进行消噪试验,消噪的效果总体一致,图 4、图 5 分别为 db8 小波 9 尺度消噪结果和 Haar 小波 7 尺度消噪结果。

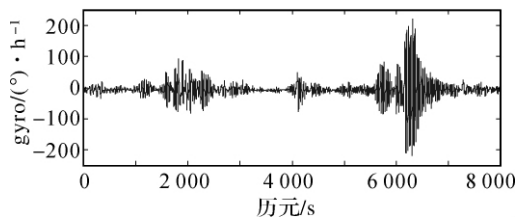


图 4 db8 小波消噪信号

Fig. 4 db8 wavelet de-noised signal

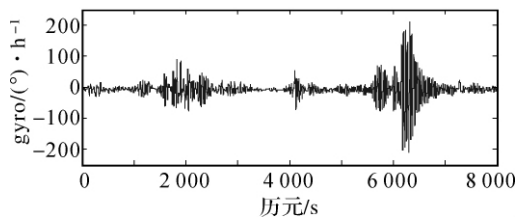


图 5 Haar 小波消噪信号

Fig. 5 Haar wavelet de-noised signal

比较图 1、图 3、图 4 和图 5,可以看出:

(1) EMD 利用异常噪声与有用信号和高频噪声不同的内在振动模态将异常噪声分离,因此 EMD 消噪法既能消去随机高频噪声,又能剔除异常噪声;

(2) 小波消噪方法能有效地去除高频噪声,但是不能抵制异常噪声的干扰;

(3) 小波分析的本质决定了它不能分离出异常噪声,通过选取不同的小波基和分解尺度也无法克服这一缺陷。

3.2 交叠式 Allan 方差对比分析

采用交叠式 Allan 方差进一步对比两种方法的消噪效果。Allan 方差适合于分析非平稳的随机信号,是 IEEE 推荐的陀螺随机误差分析方法^[16],其中的交叠式 Allan 方差在相同的置信水平下比普通 Allan 方差分析方法具有更大的置信区间,是对 Allan 方差的改进^[17],其具体定义见

文献[17—18]。

信号的 Allan 方差可表示为 $\sigma^2(\tau)$ ($\tau = n\tau_0, \tau_0$ 为采样间隔),则 Allan 标准差为 $\sigma(\tau) = \sqrt{\sigma^2(\tau)}$ 。 $\sigma(\tau) \sim \tau$ 双对数曲线图可以描述陀螺的各种随机误差成分,不同的成分具有不同的斜率特性,这些成分包括量化噪声,角度随机游走,零偏不稳定性,速率随机游走和速率斜坡,可由 Allan 方差拟合得到,具体计算方法和它们在 $\sigma(\tau) \sim \tau$ 图中的斜率特性可参考文献[18]。

分别求取陀螺原始信号、小波消噪信号、EMD 消噪信号的交叠式 Allan 标准差 $\sigma(\tau)$, $\sigma(\tau) \sim \tau$ 双对数曲线如图 6 所示,其中 db8 和 Haar 小波的结果接近,只显示 db8 小波结果。根据计算的 Allan 方差拟合得到的各种误差成分的值如表 1 所示。

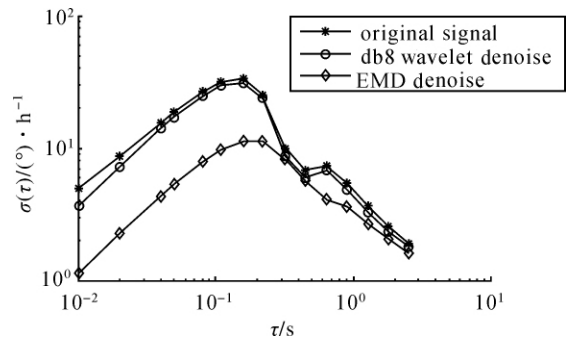


图 6 $\sigma(\tau) \sim \tau$ 曲线对比

Fig. 6 Comparison of $\sigma(\tau) \sim \tau$ curve

表 1 陀螺误差成分对比

Tab. 1 Comparison of error components of gyro

	原始信号	db8 小波消噪信号	EMD 消噪信号
量化噪声/(°)	7.454e-05	6.805e-05	6.752e-06
角度随机游走/(°) · h ^{-1/2}	0.049	0.045	0.016
零偏不稳定性/(°) · h ⁻¹	27.424	25.633	11.923
速率随机游走/(°) · h ^{-3/2}	9.267e+02	8.663e+02	3.910e+02
速率斜坡/(°) · h ⁻²	9.274e+03	8.670e+03	3.878e+03

分析图 6 和表 1 的结果可知:

(1) 小波对陀螺信号具有一定的消噪作用,但是由于受到异常噪声的干扰,小波消噪后的陀螺信号中仍然含有较大的误差成分;

(2) EMD 消噪方法有效地削弱了陀螺各种误差成分;

(3) 在 $\tau=0.2\sim 0.3$ s 处,EMD 及小波消噪后信号的 Allan 标准差与原始信号相比都没有明显改善,是因为受到残余低频有色噪声的影响。一般可通过建立时间序列模型的方法削弱陀螺信号的有色噪声成分。

4 惯导解算与分析

所用数据为一组静态惯性测量单元 (inertial measurement unit,IMU) 数据,标称陀螺漂移和加速度计偏置分别为 $1^\circ/\text{h}$ 和 10^{-4} g,IMU 采样频率 100 Hz,取历元 282 930.83~283 232.82 s (GPST,对应的周数为 1 467) 的数据进行试验。利用 282 930.83~283 112.83 s 的数据进行 Kalman 滤波精对准得到初始姿态角,初始航向角、俯仰角和翻滚角分别为 8.916° 、 -0.013° 、 1.094° ,分别采取 3 种方案对 283 112.83~283 232.82 s 的 IMU 数据进行惯导解算,得到各历元的速度值。各方案的加速度计数据均为原始输出,但陀螺数据的处理方法不同。由于静止状态下惯导的速度真值实际上是“零”,因此,计算的速度值其实就是速度误差。采用如下 3 种方案进行解算:

方案 1 使用 IMU 输出的各轴陀螺原始数据解算;

方案 2 使用 db8 小波消噪后的各轴陀螺数据进行解算;

方案 3 使用本文 EMD 方法消噪后的各轴陀螺数据进行解算。

3 种方案的速度误差见图 7~图 9,东向和北向的误差结果类似,这里给出的是东向的结果,RMS 的比较如表 2 所示。

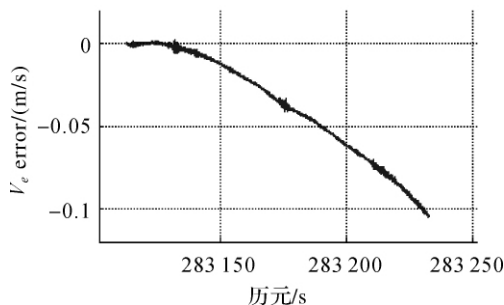


图 7 方案 1 东向速度误差
Fig. 7 V_e error of scheme 1

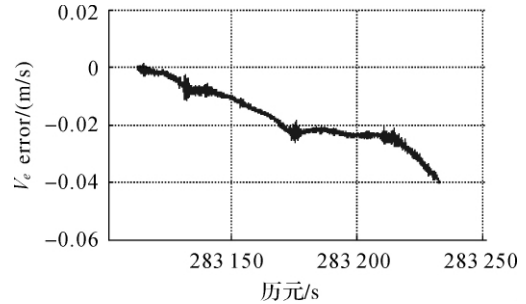


图 8 方案 2 东向速度误差
Fig. 8 V_e error of scheme 2

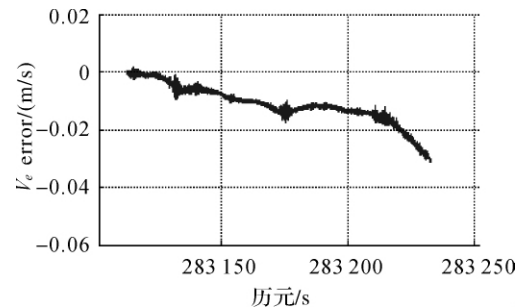


图 9 方案 3 东向速度误差
Fig. 9 V_e error of scheme 3

表 2 3 种方案 RMS 比较

Tab. 2 Comparison of RMS for three schemes

	RMS	
	东向速度 (V_e)	北向速度 (V_n)
方案 1	0.050	0.156
方案 2	0.020	0.151
方案 3	0.013	0.040

分析解算结果,可知:

(1) 受到加速度计误差和残余陀螺漂移的影响,单独惯导解算的误差随着历元数增加而不断积累,3 种方案的误差均呈现扩大趋势,需要引入其他的导航信息(如卫星导航)才能予以修正。

(2) 方案 2 计算的速度误差明显小于方案 1 的结果,说明小波具有削弱陀螺漂移、减小惯导误差的能力。

(3) 用 EMD 方法不仅削弱了陀螺漂移中随机高频噪声的影响,而且消除了异常噪声的干扰,相比小波又进一步减小了惯导误差。

5 结束语

小波消噪方法能在一定程度上抑制陀螺漂移,但是它有一系列固有缺陷:不能消除异常噪

声;分解精度受测不准原理影响;对小波基、分解尺度和阈值估计方法等依赖性太大,需要繁琐的调试才能达到好的效果。EMD 消噪方法根据陀螺信号本身特性进行分解得到 IMF,无需任何事先的参数设置,消噪过程中所需的阈值及相关系数由原始陀螺信号及其 IMF 分量计算得到,因此 EMD 方法的消噪过程只与陀螺信号本身有关。利用 EMD 方法对陀螺信号消噪,既能够抵制异常噪声干扰,又能削弱高频噪声,减少陀螺各项误差成分,提高惯导解算的精度。

参考文献:

- [1] HUO Ju, WANG Shijing, YANG Ming, et al. Noise Processing of FOG Signal Based on Wavelet Threshold-value [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2008, 16(3): 343-347. (霍炬, 王石静, 杨明, 等. 基于小波变换阈值法处理光纤陀螺信号噪声[J]. 中国惯性技术学报, 2008, 16(3): 343-347.)
- [2] WAN Yanhui, QING Yongyuan. Application of Wavelet Analysis in Gyro Signal Filtering [J]. Piezoelectrics and Acoustooptics, 2005, 27(4): 455-457. (万彦辉, 秦永元. 小波分析在陀螺信号滤波中的研究[J]. 压电与声光, 2005, 27(4): 455-457.)
- [3] WU Fumei, YANG Yuanxi. GPS/INS Integrated Navigation by Adaptive Filtering Based on Wavelet Threshold De-noising [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2007, 36(2): 124-128. (吴富梅, 杨元喜. 基于小波阈值消噪自适应滤波的 GPS/INS 组合导航[J]. 测绘学报, 2007, 36(2): 124-128.)
- [4] TANG Wei, LI Shixin, LIU Luyuan, et al. Select of Wavelet Basis in Gyro Signal Processing [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2002, 10(5): 28-30. (汤巍, 李士心, 刘鲁源, 等. 关于陀螺信号处理中小波基选取的研究[J]. 中国惯性技术学报, 2002, 10(5): 28-30.)
- [5] LIU Bin, JIANG Jinshui, YU Weikai. EMD De-noising Method and Its Application in the Processing for Rolling Mill Signals [J]. Acta Metrologica Sinica, 2009, 30(1): 73-77. (刘彬, 蒋金水, 于伟凯. EMD 相关度消噪及其在轧机信号处理中的应用[J]. 计量学报, 2009, 30(1): 73-77.)
- [6] JIANG Li, LI Changyun. A Study of Wavelet Threshold Filtering Based on Empirical Mode Decomposition [J]. Signal Processing, 2005, 21(6): 659-662. (江力, 李长云. 基于经验模分解的小波阈值滤波方法研究[J]. 信号处理, 2005, 21(6): 659-662.)
- [7] 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 [C] // Proceedings of Royal Society. London: [s. n.], 1998: 903-993.
- [8] DAI Wujiao, DING Xiaoli, ZHU Jianjun, et al. EMD Filter Method and Its Application in GPS Multipath [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2006, 35(11): 321-327. (戴吾蛟, 丁晓利, 朱建军, 等. 基于经验模式分解的滤波消噪法及其在 GPS 多路径效应中的应用[J]. 测绘学报, 2006, 35(11): 321-327.)
- [9] KATHLEEN T. Stratospheric and Tropospheric Signals Extracted Using the Empirical Mode Decomposition Method [D]. Washington: University of Washington, 2003.
- [10] WANG Jian, GAO Jingxiang, WANG Jinling. GPS Baseline Solution Based on Empirical Mode Decomposition [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2008, 37(1): 10-14. (王坚, 高井祥, 王金岭. 基于经验模态分解的 GPS 基线解算模型[J]. 测绘学报, 2008, 37(1): 10-14.)
- [11] CHEN Jun, XU Youli. Structural Damage Identification Based on Response of Forced Vibration [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2005, 25(2): 101-104. (陈隽, 徐幼麟. 经验模分解在信号趋势项提取中的应用 [J]. 振动、测试与诊断, 2005, 25(2): 101-104.)
- [12] FLANDRIN P, RILLING G, GONCALVES P. Empirical Mode Decomposition as a Filter Bank [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(2): 112-114.
- [13] HUANG N E, WU Zhaohua. A Review on Hilbert-Huang Transform: Method and Its Applications to Geophysical Studies [J]. Reviews of Geophysics, 2008, 46: 1-23.
- [14] BOUDRAA A O, CEXUS J C, SAIDI Z. EMD-based Signal Noise Reduction [J]. International Journal of Signal Processing, 2004, 1: 33-36.
- [15] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage [J]. Journal of the American Statistical Association, 1995, 90(12): 1200-1224.
- [16] IEEE STD 952-1997. IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Single-Axis Interferometric Fiber Optic Gyros [S]. [S. l.]: IEEE Standard Board, 1997.
- [17] IEEE 1139. Definitions of Physical Quantities for Fundamental Frequency and Time Metrology-Random Instabilities [S]. [S. l.]: IEEE Standard Board, 2008.
- [18] LI Xiaoying, HU Min, ZHANG Peng, et al. Applying Overlapping Allan Variance Theory to Better Stochastic Modeling of Microgyro [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2007, 25(2): 225-229. (李晓莹, 胡敏, 张鹏, 等. 交叠式 Allan 方差在微机械陀螺随机误差辨识中的应用 [J]. 西北工业大学学报, 2007, 25(2): 225-229.) (责任编辑: 宋启凡)

收稿日期: 2010-12-06

修回日期: 2010-12-30

第一作者简介: 甘雨(1988—), 男, 硕士生, 主要从事动态大地测量数据处理研究。

First author: GAN Yu (1988—), male, postgraduate, majors in dynamic geodetic data processing.

E-mail: ganyu099@163.com