

低成本 MEMS 陀螺实时滤波方法

王励扬¹, 翟昆朋², 何文涛², 马成炎²

(1. 中国科学院大学, 北京 100049;

2. 中国科学院微电子研究所, 北京 100029)

摘 要: 为找到一种普遍适合低成本 MEMS 陀螺仪的随机误差实时处理方法, 利用 Allan 方差分析法首先对 MEMS 陀螺仪进行分析, 根据其误差特性进而设计了平均滤波算法以剔除粗大误差, 然后使用最小二乘法, 通过拟合前一段历史结果得到下一时刻输出的预测值, 基于以上工作最终设计出 Kalman 滤波器对所输出进行滤波。由于将最小二乘法的推测作为预测过程, 避免了系统状态模型难以准确建立的问题。该方法动态性能好, 具有普适性。实验结果证明, 该方法在静态和动态下均能有效工作, 滤波后常值漂移被有效补偿, 角度随机游走不再占误差的主要成分, 均方差小于滤波前的十分之一。

关键词: 微机械陀螺仪; 艾伦方差; 粗大误差; 最小二乘法; 卡尔曼滤波

中图分类号: V241.5

文献标识码: A

Real time filtering method for low cost MEMS gyroscope

WANG Li-yang¹, ZHAI Kun-peng², HE Wen-tao², MA Cheng-yan²

(1. University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China;

2. Institute of Microelectronics of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China)

Abstract: In this work, we aimed to find a general method suitable for coping in real time with stochastic error which is a main feature of most of low cost Micro Electro Mechanical Systems(MEMS) gyroscope. First of all, Allan variance was utilized to analyze the drift error of MEMS gyroscope. According to its characteristic, we designed a real time average estimate algorithm to eliminate gross error. Then, the least square algorithm was applied to extrapolate the predicted value of next step through the previous output values. Based on the aforementioned works, we finally worked out a Kalman filter which efficiently reduces angle random walk and variance of output. This method can be applied to most of low cost MEMS gyroscope because the least square algorithm avoided the problem of being difficult to accurately model drift error. Testing results demonstrate that this method is available both in static and angular rate variation situations. After filtering, quite a bit of improvement is obtained: part of constant drift rate was compensated; raw measurement variance is reduced by more than 99 percent; random walk also has been effectively removed from random drift error.

Key words: MEMS gyroscope; Allan variance; Gross error; Least squares; Kalman filter

微机电系统(Micro Electro Mechanical Systems, MEMS)陀螺仪由于体积小, 重量轻, 成本低, 可靠性高, 测量范围大等优势, 已经广泛应用在汽车, 舰船, 飞机, 矿井等场景的惯性导航、组合导航系统中^[1]。但是目前低成本MEMS陀螺仪精度相对较低, 零偏稳定性等性较差, 因此, 在使用前首先要对随机误差进行处理^[2-5]。

处理这个问题的思路一般是首先建立输出的误差模型, 再根据一定的滤波技术, 通常是Kalman滤波^[6-8], 或小波变换等滤波方法^[9,10]来估计和补偿陀螺误差。其中小波变换等方式由于算

法过于复杂, 并不适合低成本应用场景, Kalman滤波是较好选择^[6]。以前的相关工作一般在对单一型号陀螺仪进行分析的基础上, 建立AR模型来近似描述误差^[2,11,12], 在静态零输入条件下取得了一定的滤波效果。然而, 实用的误差处理方法还应考虑在动态下的滤波性能, 部分学者却并未对滤波器在动态下的性能加以说明^[8,9]。另外, 低成本MEMS陀螺误差成分复杂多变, 不同低成本MEMS陀螺之间一致性差, 特性参差不齐, 启动重复性差^[10]。最后, 通过实验观察, 发现即使是同一陀螺仪, 在一次长时间上电过程中前后两段

误差特性有时也会发生变化。因此，难以对低成本MEMS陀螺建立准确的误差模型，对一个陀螺的建模也无法适用其他陀螺。

为解决对低成本MEMS陀螺建模困难的问题，本文从工程实际应用角度出发，使用Allan方差法分析了MEMS陀螺仪输出的特点，详细探讨了一种普遍适合低成本MEMS陀螺仪的实用随机误差实时处理方法。该方法由零偏补偿，可去除粗大误差的平均滤波算法和基于最小二乘法预测的Kalman滤波器三部分共同组成。其中，传统Kalman滤波算法需要建立误差模型以写出系统状态方程，本文所述方法不同于传统方法，可以不对误差进行建模，具有更好的通用性。实验结果证明，该方法可以有效滤除噪声，并具有良好动态特性。

1 基于 Allan 方差的陀螺误差分析

为了获得低成本MEMS陀螺仪输出的误差特性，首先设计实验条件采集数据并保存，然后根据文献[13-15]中所描述的Allan方差分析法对数据进行分析。

1.1 数据采集

本文选取若干同一型号低成本MEMS三轴陀螺仪，该型号陀螺仪以数字量输出，AD位数为16位。在恒温（室温25度），并且将器件固定的条件下每一枚器件进行两次上电数据采集。每次上电首先预热30min，然后保存数据。采样率设置为100HZ，每次保存15min数据。

1.2 使用Allan方差分析法分析数据

Allan方差分析法是一种在时域上对频域稳定性进行分析的方法，可以确定产生数据噪声的基本随机过程特性，并能识别给定噪声的来源^[15]。文献[14]详细介绍了计算Allan方差的步骤，Allan方差的计算公式为^[14]：

$$\sigma^2(\tau) = \frac{1}{2(K-1)} \sum_{k=1}^{K-1} (\bar{\Omega}_{k+1}(\tau) - \bar{\Omega}_k(\tau))^2 \quad (1)$$

式中， τ 表示平均时间， K 为所划分的子集个数， $\bar{\Omega}_k(\tau)$ 为第 k 个子集的平均值。按照公式(1)计算每个平均时间的Allan方差，以双对数曲线画出Allan标准差随平均时间变化的情况。为描述方便且说明问题，任选两个器件两次上电测试的

原始数据，绘制双对数曲线，如图1所示：

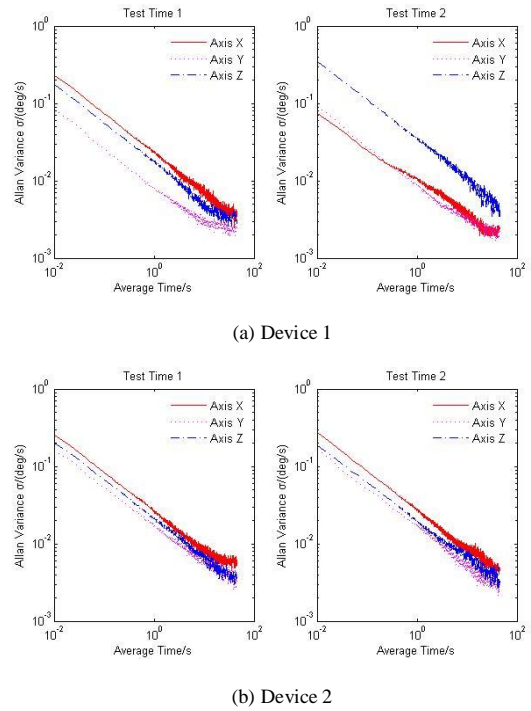


图 1 两个器件输出的Allan标准差曲线图

Fig. 1 Output Allan Variance Contrast of Two Devices

选取器件的X轴，分别计算测试数据的均值和均方差，计算结果如表1所示：

表 1 两个器件的输出统计特性对比

Table 1 Output Contrast of Two Devices

Test	Average	Variance
	deg/s	σ^2 /(deg/s)
Device 1 Time 1	-0.1295	0.2302
Device 1 Time 2	-0.3465	0.0775
Device 2 Time 1	0.1228	0.2578
Device 2 Time 2	0.0839	0.2744

利用文献[15]中所描述的分析方法对图 1 和表 1 进行分析可知，该型号陀螺仪输出随机漂移中，角度随机游走占据主要部分；不同的器件误差特性相差很大；同一器件不同测量轴误差特性各不相同；同一个陀螺仪两次上电的误差特性并不相同。另外，即使是同一个陀螺，两次上电测试中的常值漂移，误差特性也不完全相同。

再选取另一个器件的一个轴，保存 1h 的数

据，将这一次上电的数据从中间一分为二，在同一张双对数曲线图中画出，如图 2 所示：

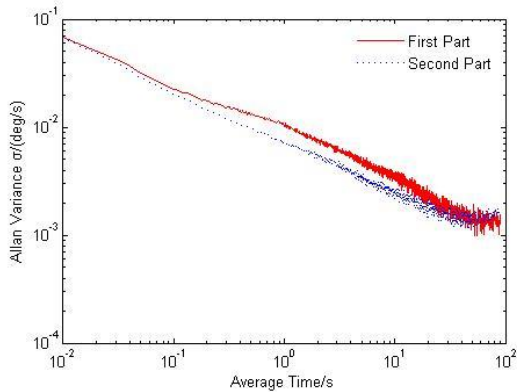


图 2 一次上电中前后两段Allan标准差曲线图

Fig. 2 Two Part of One Time Test Allan Variance Contrast

由图 2 可知，在一次长时间上电测试中，受到随机因素影响，陀螺仪的误差特性也可能发生变化。但在平均时间为 10^{-2} 秒时，平均时间等于采样时间间隔，每个子集中只有一个元素，这时 Allan 标准差退化为数据的标准差。两段数据的 Allan 方差双对数曲线图在这一点重合，证明虽然误差特性略有不同，但数据的标准差保持不变。

由于采用 16 位 AD，原始输出序列的范围在 -32768 到 32768 之间，通过观察，发现数据中偶尔存在一些明显错误的野值，例如，一段实测原始输出序列为 67, 49, 55, -233, 21, 17, 23, 63。可以发现，数据-233 明显不合理，属于野值，这种野值一般会在连续 10 个采样中出现两次。

2 实时滤波算法

根据数据分析的结果可以发现，要建立一个通用的误差模型难以实现，即使在每次上电时在线确定模型参数，随着运行时间推移，一些不确定因素将导致误差特性发生变化，使得模型不再准确。因此，对误差建模的方法并不适用于低成本 MEMS 陀螺仪。针对低成本 MEMS 陀螺输出特点，本文首先设计了一种平均滤波算法，在平均过程中将野值剔除。然后基于最小二乘法原理，设置一个一定长度的 FIFO，在 FIFO 中保存经 Kalman 滤波后的历史后验估计值数据，对 FIFO 内的数据进行二次函数拟合，实时估计参数，计算得到下一时刻的先验估计值。进而实现对陀螺仪输出的滤波。

2.1 零偏补偿

在进行滤波之前，首先应该去除原始测量值中的常值漂移信号^[2,8]。经过观察，在一次上电后常值漂移趋于稳定，随时间变化发生的波动很小，因此，可以用一段零输入条件下输出数据的均值代表整体的零偏。在充分预热后首先保证陀螺仪固定，即在敏感轴上零角速度输入，保存一定时间的数据。保存时间长短由实际应用场景而定，时间太短不能有效代表整体，太长则由于载体必须固定而浪费时间，本文在开始工作前根据实际情况保存一定时间零输入下的原始输出数据。对这段数据求均值，作为陀螺仪输出的零偏，在以后每次得到的原始值都减去这个零偏。

2.2 平均滤波算法

对于去除零偏的原始数据，由于里面存在粗差，直接 Kalman 滤波不是最佳选择，将粗大误差滤除后再进行 Kalman 滤波将获得事半功倍的效果。

首先，用陀螺仪以往的几个测量值的均值作为下一次实际值的估计^[12]，均值估计法的表达式为：

$$\hat{x}_n = \frac{1}{L} \sum_{i=n-L+1}^n x_i \quad (2)$$

式(2)中， x_i 为数据窗内的元素， L 为数据窗的长度， \hat{x}_n 为均值估计结果。由于不是滑动平均方式，经过平均后， \hat{x}_n 的输出率为 x_i 输出率的 $1/L$ ， L 越大，输出率越低。

通过观察原始数据可以发现，野值一般不会在短期内连续出现，野值和正常值的偏差在 200 以上。因此，本文选取 $L=5$ ，对 5 个历史数据平均得到估计结果 \hat{x}_n ，再设置一个门限值 q ，然后将 5 个历史数据 x_i 分别和 \hat{x}_n 做差，用差值的绝对值和 q 比较，如果大于 q ，则 x_i 被判决为野值，否则为有效数据。实际使用时， L 和 q 应根据需要灵活选取。最后，将剩下的有效数据 x_i 再次用(2)式计算均值，作为平均滤波后的结果输出。经过平均滤波后的输出序列，不仅消除了粗大误差的影响，方差也显著降低。

2.3 基于最小二乘法预测的 Kalman 滤波算法

经过平均滤波后的数据在方差等性能上有了明显改善，并且改善程度随着数据窗长度的加长而提升。然而，不能无限增加数据窗长度，数据

窗长度应根据载体动态范围大小确定，数据窗过大会淹没有效运动信息，并且使输出率降低，导致灵敏度低，实时性差。只能在满足灵敏度，实时性的前提下适当加长数据窗。采用Kalman滤波技术，可以在保持灵敏度，实时性不降低的前提下进一步稳定零偏稳定度。

Kalman滤波是工程中应用的成熟方法，现已广泛应用于各个领域内的信号与数据处理中^[16]。其工作过程可以分为预测和校正两个过程^[16]。预测过程在上一个历元状态估计值的基础上，利用系统的状态方程来预测当前历元的状态值，即先验估计值。涉及公式如下：

$$\hat{x}_{\bar{k}}=A\hat{x}_{k-1}+Bu_{k-1} \quad (3)$$

$$P_{\bar{k}}=AP_{k-1}A^T+Q \quad (4)$$

校正过程利用实际测量值来校正经上一步预测得到的状态先验估计值，获得后验估计值。涉及公式如下：

$$K_k=P_{\bar{k}}C^T(CP_{\bar{k}}C^T+R)^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{x}_k=\hat{x}_{\bar{k}}+K_k(y_k-C\hat{x}_{\bar{k}}) \quad (6)$$

$$P_k=(I-K_kC)P_{\bar{k}} \quad (7)$$

式(3-7)即经典的Kalman滤波算法，其中参数含义可参看文献[16]。

对于预测过程，由于无法对低成本MEMS陀螺仪误差建立通用，准确的模型，不能采用传统的建立AR模型预测的方法，但并不意味着无法对当前输出值做出先验估计。载体运动具有连续性和运动变化的缓慢性^[16]，这意味着载体具有保持原来运动状态的趋势，在短时间内的真实角速度不会发生突变。最小二乘法通过最小化误差的平方和寻找数据的最佳函数匹配，利用最小二乘法可以简便地根据历史记录数据估计下一时刻的真实值，并使得估计数据和真实数据误差的平方和最小。

另外，最小二乘法直接根据历史后验估计值实时调整参数，来预测下一时刻的实际值，是一种动态的预测方法，这样不仅适用于静止条件下的滤波，在有角速度输入变化的情况下依然可以有效工作。

本文设置一个深度为10的FIFO，用于保存

Kalman滤波后验估计值输出结果。当新的滤波结果确定时存入FIFO的第一个位置，最后一个位置上的数据被丢弃。这样，FIFO内为按时间先后顺序排列的最近的10个滤波后输出结果。经过上一步平均滤波，实际输出频率为20HZ，FIFO对应保存的时间为0.5秒。对于一般的应用场景，在0.5秒内载体不可能发生剧烈的运动状态变化，数据序列具有稳定性，拟合的结果近似为一条直线。为保证预测准确性并兼顾计算复杂度，使用二次函数拟合，令：

$$x_i=at_i^2+bt_i+c \quad (8)$$

式(8)中， t_i 为时间序列， x_i 为对应的后验估计值，即实际使用值。 a 、 b 、 c 为拟合二次函数的参数，此时为未知。令：

$$\psi=\sum(\tilde{x}_i-x_i)^2 \quad (9)$$

其中， \tilde{x}_i 为利用式(8)计算得到的每一时刻的估计值，是未知参数的函数，分别与实际值作差。 ψ 为这些差的平方和。根据最小二乘法原理， ψ 应取得最小值。用函数 ψ 对 a 、 b 、 c 求偏导数，令偏导数等于0，获得关于 a 、 b 、 c 的线性方程组，解方程确定未知参数，代入公式(8)。由式(8)得：

$$\hat{x}_{\bar{k}}=at_k^2+bt_k+c \quad (10)$$

使用公式(10)，即可获得当前时刻的先验估计值 $\hat{x}_{\bar{k}}$ ，公式(10)也即系统状态方程。另外，预测过程除了获得预测值，还需要一个衡量预测值可靠性的过程噪声参数 Q 。由于预测值将在校正过程中被校正，将校正后的使用值序列和预测值序列做差分，差分序列的方差即表示预测结果的可靠性。即：

$$Q=\sigma(\hat{x}_k-\hat{x}_{\bar{k}}) \quad (11)$$

对于校正过程，根据去除粗大误差后，由式(2)计算得到的平均滤波结果，作为校正过程的测量值输入。测量噪声 R 用平均滤波后的数据方差衡量，即：

$$R=\sigma(x_i) \quad (12)$$

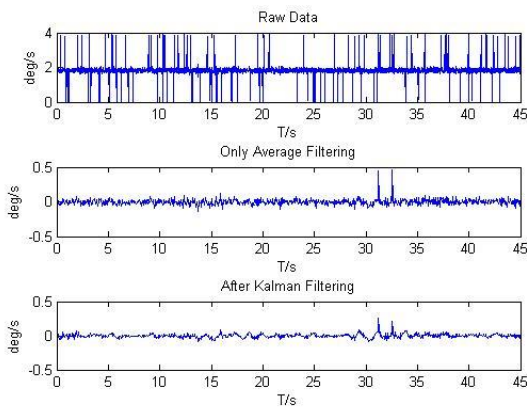
调整合适的状态均方差初始估计值 P_0 ，保证滤波器收敛。以Kalman滤波后的校正值作为使用值输出，完成对陀螺输出的滤波。

3 滤波器性能测试

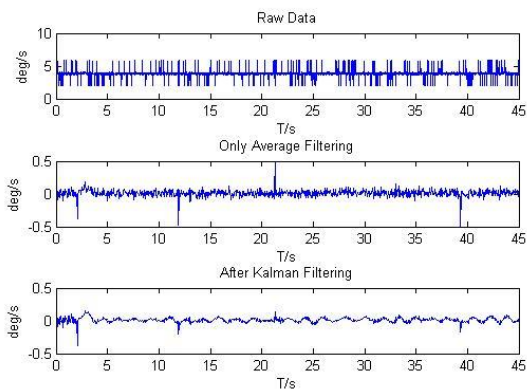
为不失一般性，再选取两颗该型号MEMS陀螺仪的输出数据。使用上述滤波方法对数据进行实时处理。为描述动态下的滤波性能，可以使用在所采集的静态数据基础上叠加一个角速率来模拟动态变化^[6]。本文首先模拟了恒定角速度转动、匀角加速度转动，变角加速度转动等多种情形，来验证滤波器在动态变化下的表现。然后，在敏感轴施加随机转动，进一步验证在实际大范围动态情况下的表现。

3.1 静态实验

截取一段时间数据作图，图3分别展示两个陀螺滤波前后的输出对比：



(a) Device 1



(b) Device 2

图 3 两个器件输出滤波前后对比图

Fig. 3 Filter Algorithm Performance Test on Two Devices

由图3可以看出，虽然两颗陀螺仪原始输出的零偏和波动性相差很大，图形上有较密集的毛刺，但是在经过常值漂移补偿，平均滤波算法后，输

出零偏有效改善，毛刺被基本滤除，粗大误差得到了有效抑制。在此基础上，Kalman滤波器进一步改善了零偏稳定性，获得了更出色的滤波降噪效果，证明了Kalman滤波器在实际降噪效果中的价值。将这段数据的均值和均方差进行定量计算，列于表2和表3：

表 2 一号陀螺输出统计特性
Table 2 Statistical Property of Gyro 1

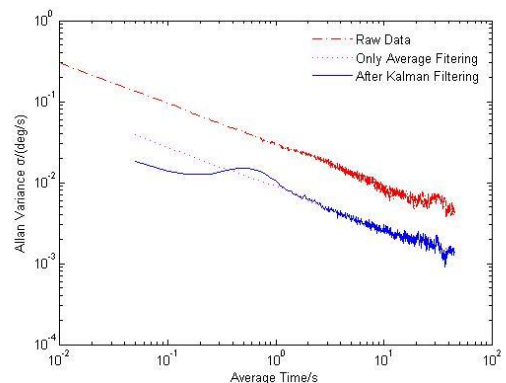
Statistical Property	Before Filtering	After Filtering
Average deg/s	1.8353	-0.0012
Variance σ^2 /(deg/s)	0.3190	0.0278

表 3 二号陀螺输出统计特性
Table 3 Statistical Property of Gyro 2

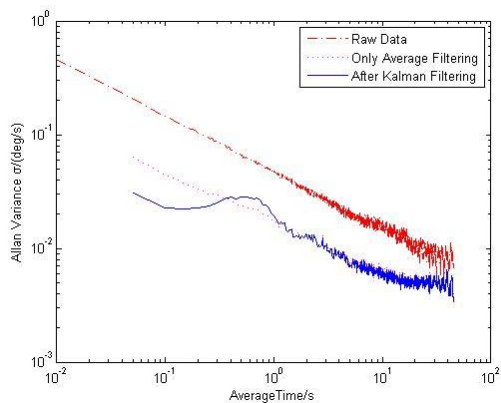
Statistical Property	Before Filtering	After Filtering
Average deg/s	3.8436	0.0137
Variance σ^2 /(deg/s)	0.4465	0.0353

由表2和表3可以看出，经过滤波，能使零偏减小到令人满意的程度，同时，均方差在滤波后小于滤波前的十分之一，证明输出序列的波动性被显著降低，零偏稳定性性能得到大幅提升。该结果与图3所示结果吻合。

利用Allan方差分析法，将滤波前后的双对数曲线在一张图中对比，如图4所示：



(a) Device 1



(b) Device 2

图 4 两个器件输出滤波前后Allan方差对比图

Fig. 4 Allan Variance Before and After Filtering of Two Devices

图4显示，Kalman滤波器不仅进一步降低了输出序列的均方差，而且使得随机误差中角度随机游走成分得到了显著抑制，使得角度随机游走不再占据误差成分中的主要部分。

3.2 动态实验

选取另一颗陀螺仪采样，首先截取90秒静态实验数据，在10-20秒和70-80秒，以一次函数拟合模拟匀角加速度转动过程；在20-30秒和60-70秒，以常数模拟匀角速度转动；在30-60秒，以正弦函数模拟较为复杂角速度变化情况。图5为模拟信号，与原始数据叠加后信号和滤波后信号对比图。

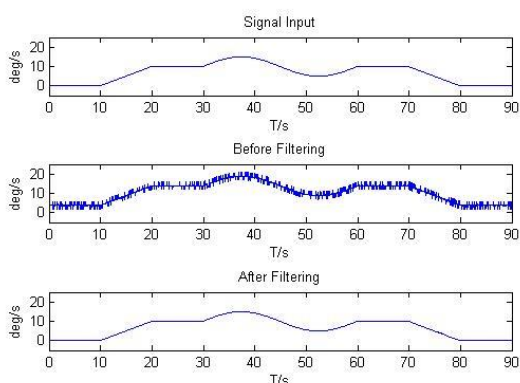


图 5 角速度信号输入模拟

Fig. 5 Angle Rate Signal Input Simulation

由图5可以看出，滤波后，零偏被有效校正，方差明显降低，输出较完美的恢复了输入信号，

证明该方法在动态下依然可以有效工作，工程实际应用价值较高。

图6为实际工作时，在人为施加随机大范围的转动条件下的滤波效果图：

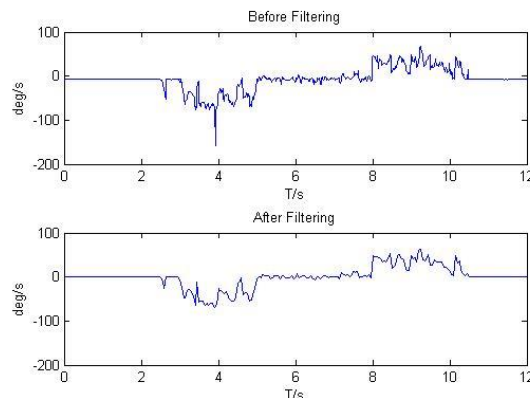


图 6 实际信号输入测试

Fig. 6 Real Angle Rate Signal Input Test

由图6看出，在实际较大动态范围下，滤波器能有效突出了实际运动，不会淹没有效信号，并能较好的抑制方差。

4 结论

1) 低成本MEMS陀螺仪特性参差不齐，启动重复性差，不适宜采用对误差建模的方法处理随机误差。

2) 本文所述实时滤波算法可以较好的抑制低成本MEMS陀螺随机误差中的角度随机游走，有效补偿常值漂移，均方差小于滤波前的十分之一，大幅提升低成本MEMS陀螺仪零偏稳定性性能。

3) 本文所述实时滤波算法不仅能在静态下工作，在动态情况下不会淹没有效信号，也表现出良好性能。

4) 本文所述实时滤波算法从实际工程应用角度出发，相对易于实现，算法复杂度相对低，普遍适用于低成本MEMS陀螺仪的随机误差滤波，具有较高的实用价值。同时，该方法同样可以处理气压计，加速度计等其他MEMS器件的随机误差。

参考文献 (References)

- [1] Masako Tanaka. An industrial and applied review of new MEMS devices features[J]. Microelectronic Engineering, 2007, 84: 1341-1344.
- [2] Meng T, Wang H, Li H, et al. Error modeling and filtering

- method for MEMS gyroscope[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009,31(8): 1944-1948. (in Chinese)
- 蒙涛, 王昊, 李辉, 等. MEMS 陀螺误差建模与滤波方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2009,31(8): 1944-1948.
- [3] Demoz G, Roger C H. Design of multi-sensor attitude determination systems[R], *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(2): 627-648.
- [4] Ghommam J, Mehrjerdi H, Saad M. Coordinated path-following control for a group of mobile robots with velocity recovery[C]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part I: Journal of Systems and Control Engineering*. 2010, 224(8): 995-1006.
- [5] Chen G S, Mei X S, Tao T. Friction compensation using a double pulse method for a high-speed high-precision table[C]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2011,225(5): 1263-1272.
- [6] Qian H M, Xia Q X, Que X T, et al. Algorithm for a MEMS gyroscope based on Kalman filter[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2010,31(9): 1217-1221. (in Chinese)
- 钱华明, 夏全喜, 阙兴涛, 等. 基于 Kalman 滤波的 MEMS 陀螺仪滤波算法. *哈尔滨工程大学学报*[J], 2010,31(9): 1217-1221.
- [7] Yu Feng, Liu Jianye, Xiong Zhi. Gyro Bias On-Orbit Calibration for Micro Satellites[J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*. 2007,24(4): 300-304.
- [8] Zhang Kezhi, Tian Weifeng, Qian Feng. Combination of Distributed Kalman Filter and BP Neural Network for ESG Bias Model Identification[J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*. 2010,27(3): 226-231.
- [9] Ji Xunsheng, Wang Shourong, Xu Yishen. Application of fast wavelet transformation in signal processing of MEMS gyroscope[J]. *Journal of Southeast University(English Edition)*, 2006,22(4): 510-513.
- [10] Zhang Z Y, Zhou X Y, Fam D P. Adaptive Real-time Estimation Algorithm for Gyro-stabilized Platform Drift[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2012,33(6): 1044-1051. (in Chinese)
- 张智永, 周晓尧, 范大鹏. 稳定平台中陀螺漂移自适应实时估计算法[J]. *航空学报*, 2012,33(6): 1044-1051.
- [11] Chen T, Wang X L, Du Y. Modelling Method of Fiber Optic Gyro Based on AR Model[J]. *Torpedo Technology*, 2005,13(3): 25-27. (in Chinese)
- 陈涛, 王新龙, 杜宇. 基于 AR 模型的光纤陀螺建模方法研究[J]. *鱼雷技术*, 2005,13(3): 25-27.
- [12] Ji X S, Wang S R. Research on MEMS Gyroscope Random Drift Error[J]. *Journal of Astronautics*, 2006,27(4): 640-642. (in Chinese)
- 吉训生, 王寿荣. MEMS 陀螺仪随机漂移误差研究[J]. *宇航学报*, 2006,27(4): 640-642.
- [13] Tang Jianghe, Fu Zhenxian, Deng Zhenglong. Identification Method for RLG Random Error Based on Allan Variance and Equivalent Theorem[J]. *Chinese Journal of Aeronautics* 22(2009): 273-278.
- [14] Zhao S H, Lu M Q, Feng Z M. Allan variance analysis on error coefficients of MEMS inertial components[J]. *Scientia Sinica Phys, Mech & Astron*, 2010,40(5): 672-675. (in Chinese)
- 赵思浩, 陆明泉, 冯振明. MEMS 惯性器件误差系数的 Allan 方差分析方法[J]. *中国科学*, 2010,40(5): 672-675.
- [15] Wang X L, Li N. Error modeling and analysis for random drift of MEMS gyroscopes[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2012,38(2): 170-174. (in Chinese)
- 王新龙, 李娜. MEMS 陀螺随机误差的建模与分析[J]. *北京航空航天大学学报*, 2012,38(2): 170-174.
- [16] Xie G. *Principles of GPS and Receiver Design*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry. 2009: 129-134. (in Chinese)
- 谢钢. *GPS 原理与接收机设计*[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 129-134.